



UNIVERSITÉ DE
SHERBROOKE

FACULTÉ DE GÉNIE

DÉPARTEMENT DE GÉNIE ÉLECTRIQUE ET GÉNIE INFORMATIQUE



ALGORITHME D'ESTIMATION D'ÉTAT DE CHARGE POUR SYSTÈME DE GESTION DE BATTERIE AVANCÉE

Mémoire de Maîtrise

Spécialité : Génie Électrique

Pascal Messier

pascal.messier@usherbrooke.ca

Jury :

João Pedro Trovão (Directeur) - Université de Sherbrooke

Soumaya Cherkaoui (Rapporteur) - Université de Sherbrooke

Alain Desrochers (Évaluateur) - Université de Sherbrooke

Sherbrooke (Québec), Canada

12 août 2019

Résumé

La popularité des véhicules électriques a grandement progressé durant les dernières années. Cependant, ceux-ci font encore face à certaines problématiques qui nuisent à leur adoption rapide comme l'autonomie et le coût. L'utilisation de batterie lithium-ion dans les véhicules électriques nécessite un système électronique et un algorithme embarqué de gestion du bloc batterie. Le système de gestion de batterie a comme tâche d'estimer son état de charge ou en d'autres mots d'estimer l'énergie stockée dans la batterie en temps réel. L'état de charge est une donnée très importante, car elle permet d'estimer le nombre de kilomètres pouvant être parcouru par le véhicule. La précision de cet algorithme est primordiale pour donner à l'utilisateur du véhicule une meilleure estimation de son autonomie et ainsi il pourra mieux planifier le moment de la prochaine recharge et éviter de tomber en panne.

Ce projet propose d'une part de développer un système de validation *Hardware-in-the-loop* (HIL) qui servira à valider les performances de l'algorithme développé et ensuite programmé dans un système de gestion de batterie. Ce système permettra de répliquer fidèlement le comportement d'une batterie en opération à partir d'un modèle électrique équivalent en émulant les signaux électriques requis par le système de gestion de batterie (BMS). Le système HIL permet de tester les algorithmes d'estimation d'état de charge en répliquant des situations réelles et assure la répétabilité des tests ce qui est très difficile et dispendieux à obtenir lors de test avec de vraies batteries.

De plus, un algorithme issu du domaine du contrôle avancé a été développé et nouvellement utilisé pour estimer l'état de charge de la batterie. L'algorithme basé sur des observateurs de perturbations (*Disturbance Observer* (DOB)) a été couplé à un modèle mathématique de batterie afin d'estimer l'état de charge avec une grande précision. Les performances de

cet algorithme ont été comparées à d'autres algorithmes présents dans la littérature telle que le filtre de Kalman étendue et un BMS commercial. Des résultats de simulation et de validation avec le système HIL sont présentés afin de démontrer le grand potentiel de ce nouvel algorithme d'estimation parfaitement adapté à être implémenté sur des microcontrôleurs utilisés dans l'industrie automobile.

Mots clés : Algorithme, état de charge, observateur de perturbations, système de gestion de batterie, véhicule électrique, batterie lithium-ion, émulation de batterie,

Abstract

The popularity of the electric vehicle has increased in the last years. However, they face some issues like range and cost, that affect the massive adoption by the population. Lithium-ion battery in an electric vehicle needs an electronic circuit and an embedded algorithm for the battery management. The battery management system has to estimate in real-time the state-of-charge (SoC) or in other words, the remaining energy stored in the battery. The state-of-charge estimation is crucial information because it will be used to estimate the remaining mileage that can be traveled by the vehicle. The precision of the algorithm is utmost important to have a better estimation of electric vehicle range, also help to plan the best moment to recharge the vehicle and avoid to run out energy.

This project proposes to develop an Hardware-in-the-loop system (HIL) for performance validation of algorithms programed into the battery management system. This system allows replicating the battery behavior accordingly to an equivalent circuit model by emulating the electrical signals required by the battery management system (BMS). The HIL facilitates the testing of SoC algorithms by replicating real scenarios and ensure the tests repeatability that is very difficult to obtain during tests with real batteries.

In addition, an algorithm from the advanced control field has been developed and newly used to estimate the SoC of the battery. The Disturbance Observer algorithm has been merged to a mathematical model of the battery to estimate the SoC accurately. The performance of this algorithm has been compared to other algorithms present in the literature like extended Kalman filter and a commercial BMS. Simulation results and validation by HIL are presented to demonstrate the great potential of this novel estimation algorithm. This new algorithm is perfectly adapted to be implemented into automotive industry microcontrollers.



Remerciement

Je tiens d'abord à remercier tous les membres de ma famille pour leurs soutiens dans ce retour aux études et un remerciement très spécial à ma conjointe Amélyse Couture pour son support moral tout au long de ces deux années et pour m'avoir encouragé à poursuivre mes études à la maîtrise.

Je tiens à remercier mon directeur de recherche João Pedro Trovão pour m'avoir donné l'opportunité de faire cette maîtrise, pour son soutien durant ces 2 années ainsi que pour ses précieux conseils académiques, scientifiques et sur la vie en général. Cette opportunité m'a offert des expériences qui m'ont permis de grandir comme ingénieur, mais aussi comme individu. Muito obrigado, Professor.

Un remerciement très chaleureux à mes amis Félix-Antoine LeBel et Louis Pelletier pour avoir été présent durant ce parcours. Merci pour ces nombreuses discussions qui ont permis d'alimenter ce travail et de rendre ce parcours de deux années beaucoup plus agréable.

Je veux remercier mes collègues du CTA, Jasmin Rouleau, Jean-Yves Doyon, Maxime Boisvert, Bastien Mony, Félix Daoust, David-Bruno Perron et Dany Ducharme pour l'aide technique tout au long du projet.



Table des matières

Résumé	iii
Abstract	v
Remerciement	vii
Acronymes	3
1 Introduction	5
1.1 Contexte Global	5
1.2 Définition du projet de recherche	7
1.3 Objectifs du Projet	8
1.4 Contributions originales	8
1.5 Plan du document	9
2 État de l’art	11
2.1 Cellules au Lithium-ion	11
2.1.1 Historique	11
2.1.2 Types et formats de cellules au Lithium-ion	12
2.1.3 Batterie et branchement des cellules	13
2.1.4 État de charge	14
2.1.5 État de santé	16
2.1.6 Effet de la température	16
2.2 Système de Gestion de Batterie	17
2.2.1 Topologies	18
2.2.2 Composants Matériel	23
2.2.3 Fonctionnement	25
2.2.4 Méthode d’estimation	29
2.2.5 Système de gestion de batterie dans l’automobile	41
2.3 Méthodologie de validation	42
2.3.1 Validation par système d’émulation matérielle	43
2.4 Synthèse de l’état de l’art	47
3 Émulateur multi-cellules pour validation de système de gestion de batterie	49
3.1 Résumé	50
3.2 Abstract	50

3.3	Introduction	51
3.4	Review of Battery Management Systems	53
3.4.1	Architecture of a Battery Management Systems	53
3.4.2	Hardware-in-the-loop System for Battery Emulation	55
3.5	Hardware-in-the-loop System	57
3.5.1	Equivalent circuit based model	58
3.5.2	Real-Time Target Computer	58
3.5.3	Cell Emulators	59
3.6	Results	61
3.7	Conclusion	65
4	Estimation de l'état de charge basée sur l'algorithme d'observation de perturbations	67
4.1	Résumé	68
4.2	Abstract	69
4.3	Introduction	69
4.3.1	Motivation and challenges	69
4.3.2	Literature Review	71
4.3.3	Contributions	77
4.3.4	Paper Organization	77
4.4	SoC estimation methods	77
4.4.1	Estimation-Oriented Model	77
4.4.2	Disturbance observer technique	82
4.4.3	SoC Estimation Method Based on Disturbance Observer	84
4.5	Disturbance Observer based State of Charge estimation	87
4.5.1	Case Study	88
4.5.2	Full-Scale Off-line Simulations	89
4.5.3	Hardware-In-the-Loop Simulation Layout	91
4.5.4	Full-Scale HIL Emulation Tests	94
4.6	Conclusion	101
4.7	Acknowledgments	101
4.8	Appendix - Kalman Filter	102
5	Conclusion et travaux futurs	103
5.1	Conclusion	103
5.2	Travaux Futurs	104

Table des figures

2.1	Format de Cellules [19]	14
2.2	Agencements de Cellules	15
2.3	Plage de température des cellules au lithium-ion [18]	17
2.4	Système de gestion de batterie et les systèmes périphériques dans un véhicule	18
2.5	Topologie de BMS	19
2.6	BMS Maître-Esclave	20
2.7	BMS distribué	21
2.8	Fonction du BMS [21]	26
2.9	État de charge vs tension circuit ouvert	30
2.10	Schéma fonctionnel du modèle de Tremblay [37]	32
2.11	Représentation des zones paramétriques du modèle de Tremblay sur une courbe de décharge typique [37]	33
2.12	Modèles équivalents électriques	34
2.13	Modèle équivalent Thévenin double polarisation	35
2.14	Modèle de Particule unique [42]	36
2.15	Modèle de Particule multiple [42]	36
2.16	Réseaux de neurones [30]	40
2.17	BMS d'une Tesla Model S [52]	42
2.18	Cycle de conception en V	43
2.19	Système HIL d'émulation de batterie homogène	45
2.20	Système HIL d'émulation de batterie par BUS de communication	45
2.21	Système HIL d'émulation de batterie par signaux	46
3.1	V-Shape development process	52
3.2	Battery management system and other peripherals in vehicle	54
3.3	BMS cells electrical connection	55
3.4	High-level architecture of the proposed HIL	56
3.5	Third order equivalent circuit model of the cell	59
3.6	Cell emulator circuit	60
3.7	Cell emulator circuit diagram	60
3.8	Test setup diagram	61
3.9	Cells voltage under a constant current discharge at 1 C	62
3.10	Cell emulator output error vs the experimental and the simulation data	63
3.11	Emulated cells and battery terminal voltage	64

4.1	OCV-SoC relationship of the LG ICR C2 cell	79
4.2	Theoretical Impedance Spectrum	80
4.3	Nyquist plot at different SoC : a) at 23°C and b) at 50°C	81
4.4	The principle of the disturbance observer	82
4.5	Practical implementation of the DOB	83
4.6	Proposed DOB-based scheme for batteries SoC estimation	83
4.7	e-TESC Vehicle Speed profile	88
4.8	e-TESC Vehicle Current profile	89
4.9	Simulation using a constant discharge	90
4.10	Simulation using current vehicle profile	91
4.11	HIL Setup	92
4.12	HIL schematic	93
4.13	Emulated Battery current	95
4.14	Emulated Battery Module Voltage	95
4.15	SoC comparison between the four methods to the emulated SoC with a real driving profile	96
4.16	SoC comparison between the four methods to the emulated SoC with a constant current profile	97
4.17	Robustness Test - Voltage drop	99
4.18	Robustness Test - Correction of an initial SoC error	100

Liste des tableaux

2.1	Tableau Comparatif des types de cellule au lithium-ion [17, 18]	12
2.2	Comparatif des topologie de BMS	22
2.3	Circuit intégré d'interface et d'équilibrage pour cellules	25
2.4	Design de BMS de certains véhicules disponibles sur le marché [51]	41
3.1	Cell emulator output error vs the experimental and the simulation data	62
4.1	Parameters of the cell	80
4.2	Characteristics of the battery	90
4.3	Performance of the different SoC estimation algorithms in simulation	91
4.4	Performance of different SoC algorithm in experimental test	98
4.5	Extended Kalman Filter Equations	102
4.6	Microcontroller development platform specifications [102]	102

Acronymes

Acronyme	Définition Française	Définition Anglaise
ADC	Convertisseur Analogique Numérique	Analog Digital Converter
Ah	Ampère-heure	Ampere-hour
BMS	Système de Gestion de Batterie	Battery Management System
CC	Compteur de Coulombs	Coulomb Counting
DAC	Convertisseur Numérique Analogique	Digital Analog Converter
DOB	Observateur de perturbations	Disturbance Observer
ECM	Modèle Équivalent Électrique	Equivalent Circuit Model
EIS	Spectroscopy d'impédance électrochimique	Electrochemical Impedance Spectroscopy
EFK	Filtre de Kalman Étendue	Extended Kalman Filter
EV	Véhicule Électrique	Electric Vehicle
HEV	Véhicule Hybride Électrique	Hybrid Electric Vehicle
HIL	Matériel dans la boucle	Hardware-in-the-loop
H_∞	H infini	H infinity
Li-ion	Lithium-ion	Lithium-ion
LIB	Batterie Lithium-ion	Lithium-ion Battery
LPF	Filtre passe-bas	Low-Pass Filter
MAE	Erreur Moyenne absolue	Mean Absolute Error

Acronyme	Définition Française	Définition Anglaise
MCU	Microcontrôleur	Microcontroller Unit
Mt	Mégatonne	Megaton
NMC	Lithium Nickel Manganèse	Lithium Nickel Manganese
	Cobalt Oxyde	Cobalt Oxide
PCB	Circuit imprimé	Printed Circuit Board
PF	Filtre Particulaire	Particle Filter
PI	Proportionnel Intégrale	Proportional Integral
OCV	Tension circuit Ouvert	Open circuit voltage
SMO	Observateur à Mode Glissant	Sliding Mode Observer
SOA	Zone d'opération sans risque	Safe Operating Area
SOC	État de charge	State of Charge
SOH	État de santé	State of Health
RLS	Moindre Carré Récursif	Recursive Least Square
RMS	Moyenne quadratique	Root-Mean-Square
RTC	Ordinateur temps-réel	Real-Time Computer
UdeS	Université de Sherbrooke	University of Sherbrooke

Chapitre 1

Introduction

1.1 Contexte Global

Le secteur des transports doit faire face à plusieurs problématiques du point de vue économique, énergétique et environnemental. Le coût élevé du pétrole, la quantité limitée de cette ressource sur la planète et la pollution générée par son utilisation incitent les populations, les industriels et les gouvernements à opter pour d'autres sources d'énergie pour le transport de marchandises et de personnes. Dans le cas de notre province, il est primordial de développer des technologies qui nous permettront de réduire notre dépendance au pétrole, qui provient fortement d'importation, pour des énergies renouvelables telles que l'électricité produite localement à partir de barrages hydroélectriques. Le Québec s'est engagé dans les prochaines années à réduire les émissions de gaz à effet de serre. Dans un document publié en septembre 2015 par le ministère du Développement durable, de l'Environnement et de la Lutte contre les changements climatiques, l'objectif de réduction des gaz à effet de serre pour 2030, a été fixé à 37.5 % [1] en dessous du niveau de 1990, soit 84.7 Mt par année. Ce document propose deux mesures qui affectent le marché des véhicules :

- Renforcement progressif des normes d'efficacité pour les véhicules légers et les véhicules lourds.
- Adoption d'une norme pour favoriser la pénétration dans le marché des véhicules à zéro émission.

Afin d'atteindre ces objectifs, plusieurs solutions sont envisageables afin de réduire la consommation de combustible fossile, telles que l'hybridation ou l'électrification des véhicules. L'hybridation regroupe tous les véhicules qui ont recours à deux sources d'énergie pour se propulser. On y retrouve des véhicules à essence ou diesel combinés avec un système de propulsion électrique et des véhicules électriques dotés d'une pile à combustible à hydrogène pour augmenter l'autonomie. Dans le premier cas, les émissions sont réduites de façon significative puisque l'ajout du système électrique permet l'utilisation du moteur à combustion de manière plus optimale et réduit les émissions de celui-ci. Dans le cas de la pile à hydrogène, les émissions locales sont complètement réduites. Par contre, les infrastructures de production d'hydrogène ne sont pas actuellement en mesure de fournir un large parc automobile et il y a peu infrastructure de remplissage. Les véhicules purement électriques permettent de réduire complètement les émissions locales en utilisant une seule source d'énergie, ce qui réduit la complexité du système de propulsion. Au contraire des véhicules à pile à hydrogène, les infrastructures de production d'électricité peuvent déjà répondre à de grandes demandes et les réseaux de distribution sont déjà établis puisque les véhicules se rechargent sur le même réseau que les bâtiments.

Tous ces types de véhicule ont en commun une batterie, de taille et de chimie différente, afin d'accumuler l'énergie électrique nécessaire à la propulsion du véhicule. Les véhicules purement électriques font face à de grands défis tels que l'anxiété face à l'autonomie et la durée de vie des batteries. Les véhicules hybrides peuvent compter sur une seconde source d'énergie pour prolonger leur autonomie, mais une utilisation optimale des batteries sera privilégiée pour réduire les émissions. Beaucoup de recherches sont actuellement menées sur les systèmes d'accumulation d'énergie électrique [2, 3], entre autres sur l'optimisation de la gestion énergétique des véhicules [4, 5, 6], sur les techniques d'estimation d'état de charge [7, 8, 9, 10, 11] et sur le vieillissement des cellules [12, 13]. Pour optimiser l'utilisation de la batterie, un système de gestion de batterie (BMS) dans le véhicule est primordial afin de connaître en temps réel l'état de la batterie. Assurer la sécurité, augmenter la précision de l'estimation de l'autonomie et de la durée de vie des batteries sont les objectifs visés par le BMS.

1.2 Définition du projet de recherche

Afin de maximiser l'énergie extraite et la durée de vie des batteries au lithium-ion, il est nécessaire de développer de meilleur système de gestion de batterie et ainsi améliorer les algorithmes d'estimations de l'état de charge spécifiquement pour des batteries de haute capacité ayant un grand nombre de cellules. L'estimation de l'état de charge est une donnée importante, car en sachant la capacité actuelle de la batterie, il est possible d'estimer précisément le nombre de kilomètres pouvant être parcouru par le véhicule. Un algorithme plus précis permettra de parcourir plus de kilomètres et renforcera le sentiment de confiance de l'utilisateur et diminuera l'anxiété reliée au risque de tomber en panne avec le véhicule.

Les batteries pour véhicule sont constituées d'un nombre important de cellules qui doivent être surveillées par le BMS afin de les maintenir dans leur plage d'opération optimale. De manière générale, plus la batterie contient de cellules, plus le BMS risque d'être complexe selon la configuration électrique.

De plus un autre aspect important à considérer lors du choix d'un algorithme d'état de charge, c'est les ressources informatiques nécessaires à son exécution. En fait, il est possible de développer un algorithme très précis, mais qui nécessite des ordinateurs de calcul très puissant pour arriver obtenir une valeur précise dans un temps raisonnable. Les systèmes embarqués dans un véhicule ont des puissances de calcul beaucoup moins élevé que des ordinateurs traditionnels. Le choix de l'algorithme doit être fait en considérant les ressources plus limitées des microcontrôleurs.

Troisième considération importante est la validation de l'algorithme. Avec les outils disponibles aujourd'hui, il est possible de valider les performances d'un algorithme de manière plus efficace que la méthode classique de soumettre le système à une série de tests dans son environnement réel. Plusieurs outils permettent par simulation ou par émulation de valider les performances des algorithmes afin de rendre la phase de test plus rapide, efficace et assurer la répétabilité des tests.

Considérant ces aspects, on formule deux questions de recherche :

- **Comment estimer l'état de charge dans un système embarqué en tenant compte des ressources de calcul limité des microcontrôleurs et en conservant une précision accrue ?**
- **Comment valider la précision d'un l'algorithme dans son environnement réel de manière rapide, efficace et précise ?**

1.3 Objectifs du Projet

L'objectif du projet est de simplifier le développement des estimateurs d'état de charge pour les systèmes embarqués et d'en améliorer les performances. Considérant que plus les algorithmes sont complexes, plus la puissance de calcul du microcontrôleur doit être élevée afin de l'exécuter rapidement. Le coût du microcontrôleur devient aussi plus élevé lorsqu'on sélectionne un modèle ayant une fréquence d'opération plus grande. Par la suite, les performances de l'algorithme doivent être validées sur le microcontrôleur. Donc le projet à deux objectifs distinct :

Développement d'algorithme : Développer un algorithme d'estimation d'état de charge pour système embarqué requérant moins de puissance de calcul et offrant des performances similaires à ceux qui sont couramment utilisés dans la littérature et commercialement.

Validation : Valider de manière efficace et répétable les performances de l'algorithme une fois programmé sur le microcontrôleur par le développement et l'utilisation d'outils de simulation et d'émulation qui permettront de tester le BMS sans batterie. Cette approche permettra ainsi de créer facilement des tests répétables et spécifiques selon la fonction à tester.

1.4 Contributions originales

Les travaux de recherche développés dans le cadre de ce projet ont apportés deux contributions originales. Premièrement, ce projet propose un algorithme nouvellement utilisé pour

l'estimation de l'état de charge de batterie au lithium-ion. L'algorithme supporté par la théorie des observateurs de perturbations issu du domaine du contrôle avancé sera utilisé pour une première fois pour l'estimation de l'état de charge. Il fut choisi pour sa précision et ses faibles ressources de calcul nécessaire, ce qui répond bien aux caractéristiques requises pour les véhicules électrique léger.

Deuxièmement, ce travail propose aussi une méthodologie de validation des algorithmes embarquée par l'utilisation de matériel d'émulation de batterie, réduisant ainsi le temps de test et assurant la répétabilité des tests durant la phase de validation.

1.5 Plan du document

Après cette introduction générale, le chapitre 2 présente l'état de l'art dans le domaine des batteries en commençant par un bref historique de son l'évolution, un résumé des technologies courantes de cellule au lithium, des explications sur le fonctionnement du système de gestion de batterie et sur les algorithmes d'estimation. Les méthodes de validation par émulation de système y seront aussi présentées. Par la suite le chapitre 3 présentera en détail le système d'émulation de batterie qui servira à la validation des algorithmes embarqués. Au chapitre 4, l'algorithme observateur de perturbations et le détail de son adaptation à la problématique y sera présenté. Au chapitre 5, une conclusion résumera les défis et les contributions de ce projet de recherche ainsi que des suggestions de travaux futures afin d'améliorer le présent travail.

Chapitre 2

État de l'art

2.1 Cellules au Lithium-ion

Avant de concevoir un système d'accumulation d'énergie constitué de cellules au lithium-ion, il est important de bien connaître le fonctionnement de celles-ci, comment les utiliser, les différents types et formats existants ainsi que de connaître certaine terminologie propre aux batteries. Cette section résume les éléments à connaître à propos des cellules au lithium-ion.

2.1.1 Historique

Stocker l'énergie électrique est une problématique présente depuis plusieurs siècles. Depuis les premiers travaux d'Alessandro Volta en 1800 sur la pile voltaïque, plusieurs innovations se sont succédé dans le but d'augmenter la capacité énergétique des batteries [14, 15]. William Cruickshank en 1802 développa la première batterie à électrolyte liquide prête à la production de masse grâce à son caisson étanche qui permettait à l'électrolyte de ne pas sécher[14, 15]. Par la suite, Gaston Planté en 1859 a mis au point la première batterie rechargeable de chimie acide/plomb. Cette technologie a permis d'alimenter la voiture "Jamais Contentte", la première voiture à franchir les 100km/h. Cette technologie est toujours utilisée aujourd'hui pour alimenter le système électrique de nos voitures à combustion interne [14, 15].

En 1979, nous devons la découverte au Professeur John Goodenough, qui démontra qu'il était possible d'utiliser une cathode de lithium cobalt oxyde (LCO) dans la fabrication de

batterie rechargeable [16]. Ce n'est qu'à partir de 1991, lorsque la compagnie Sony commercialisa les premières batteries au lithium que leur utilisation massive dans les appareils sans fil débuta. Cette innovation permit d'augmenter considérablement l'autonomie des téléphones cellulaires, ordinateurs portables, caméras, outils électriques et instruments médicaux [15]. En 2008, la première voiture tout électrique à utiliser des cellules au lithium-ion fait son apparition. Tesla Motor lance une voiture sport de luxe, la Tesla Roadster, ayant une autonomie d'environ 320 km sur une seule charge. Depuis, beaucoup de grands manufacturiers automobiles commercialise des véhicules électrique ou hybride utilisant des cellules au lithium-ion.

2.1.2 Types et formats de cellules au Lithium-ion

A. Types de cellules

Les cellules au lithium-ion se caractérisent par la composition de leur cathode et anode. Ces agencements ont une influence sur la valeur de tension nominale, la plage de tension et la température d'opération. Ces éléments qui doivent être pris en compte par le système de gestion de batterie. Le Tableau 2.1 résume les caractéristiques de chaque chimie.

Tableau 2.1 – Tableau Comparatif des types de cellule au lithium-ion [17, 18]

	Lithium Cobalt	Lithium Manganèse	Lithium Nickel Manganèse Cobalt	Lithium Fer Phosphate	Lithium Nickel Cobalt Aluminium	Lithium Titanate
Acronyme	LCO	LMO	NMC	LFP	NCA	LTO
Tension nominale (V)	3.60	3.80	3.80	3.30	3.60	2.40
Plage de tension (V)	3.0 - 4.2	3.0 - 4.2	3.0 - 4.2	2.5 - 3.65	3.0 - 4.2	1.8 - 2.85
Énergie Spécifique (Wh/kg)	150 - 200	100 - 150	150 - 220	90 - 120	200 - 260	70 - 80
Charge (C)	0.7 - 1	0.7 - 1	0.7 - 1	1	0.7	1 - 5
Décharge (C)	1	1 - 10	1 - 2	1 - 25	1	10
Cycle de vie (Cycles)	500 - 1000	300 - 700	1000 - 2000	1000 - 2000	500 - 1000	3000 - 7000
Température d'opération (°C)	-20 à +60	-20 à +60	-20 à +55	-20 à +60	-20 à +60	-40 à +55

B. Formats de cellules

Il existe trois formats répandus de cellules au lithium dans le monde. La Figure 2.1 montre ces trois formats.

B.1 Cylindrique Les électrodes sont encapsulées dans un petit cylindre métallique et sont enroulées séparées par un isolant. Les pôles situés à chaque extrémité doivent être soudés à l'assemblage. Ce format est solide, protège bien son contenu et est muni d'une valve de suppression en cas d'emballement thermique ou de court-circuit interne. Ce format est le plus fabriqué (Voir Figure 2.1a).

B.2 Prismatique Les électrodes sont enroulées dans un contenant prismatique de plastique ou de métal. Disponible en petit et grand format, ces derniers ont été fortement utilisés dû à leur facilité d'intégration mécanique et leurs pôles majoritairement boulonner. Solide et protège son contenu. La densité énergétique est plus faible dû à son boîtier lourd (Voir Figure 2.1b).

B.3 Pochette Les électrodes sont enveloppées dans un sac flexible et sont superposées les unes sur les autres séparées d'un isolant. Les pôles aux sont situés à l'extrémité du sac. Nécessite des composants externes afin de la tenir fermement en place et de la protéger. Ce format a une densité énergétique (kWh/kg) supérieure aux autres (Voir Figure 2.1c).

2.1.3 Batterie et branchement des cellules

Les cellules sont rarement utilisées seules, sauf dans des applications portables de basse puissance, il est donc nécessaire d'agencer les cellules en série et parallèle afin d'augmenter la tension, le courant et la puissance nominale. Un assemblage de plusieurs cellules est communément appelé une batterie. La Figure 2.2a présente un montage simple de cellule en série permettant d'augmenter la tension et la puissance de la batterie, mais conserve le même courant nominal. La Figure 2.2b présente un assemblage parallèle qui conserve la même tension mais permet d'augmenter le courant et la capacité nominale de la batterie. Les Figures 2.2c et 2.2d sont des exemples d'assemblage série-parallèle. Dans la Figure 2.2c, nous assemblons

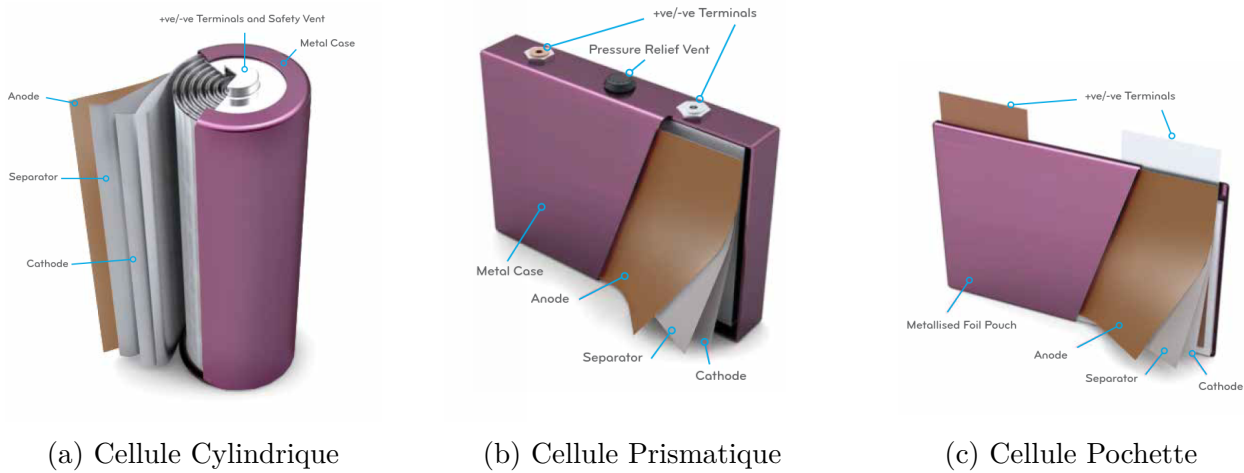


FIGURE 2.1 – Format de Cellules [19]

d'abord les cellules en parallèle et ensuite nous assemblons les groupe parallèle en série. À la Figure 2.2d l'agencement se fait d'abord en série et les connexions parallèles se font aux extrémités. En montage matriciel toutes les cellules de chacune des lignes série vont s'équilibrer à la même tension que ses voisines alors qu'en montage série-parallèle, la tension entre les lignes série ne sera égale qu'aux extrémités et les tensions des cellules intermédiaires peuvent être différente de leurs voisines. Le montage matriciel est le plus recommandé, car il réduit le nombre de points de mesure de tension du système et la complexité du système de gestion de batterie.

2.1.4 État de charge

L'état de charge, traduction de l'anglais *State of Charge* (SOC), représente le pourcentage d'énergie emmagasinée ou de charge électrique restante dans une cellule ou une batterie. L'énergie stockée dans une batterie devrait être exprimée en kWh, mais les manufacturiers vont souvent préférer afficher la charge électrique en Ah dans la fiche de spécification. Dans les véhicule, l'état de charge est souvent traduite en kilomètre en tenant compte de l'énergie restante et la consommation moyenne. L'état de charge n'est pas une caractéristique mesurable, il doit être estimé à partir de la mesure de tension et de courant de la cellule. Idéalement, le calcul du pourcentage doit se faire avec la capacité énergétique du cycle présent et non avec

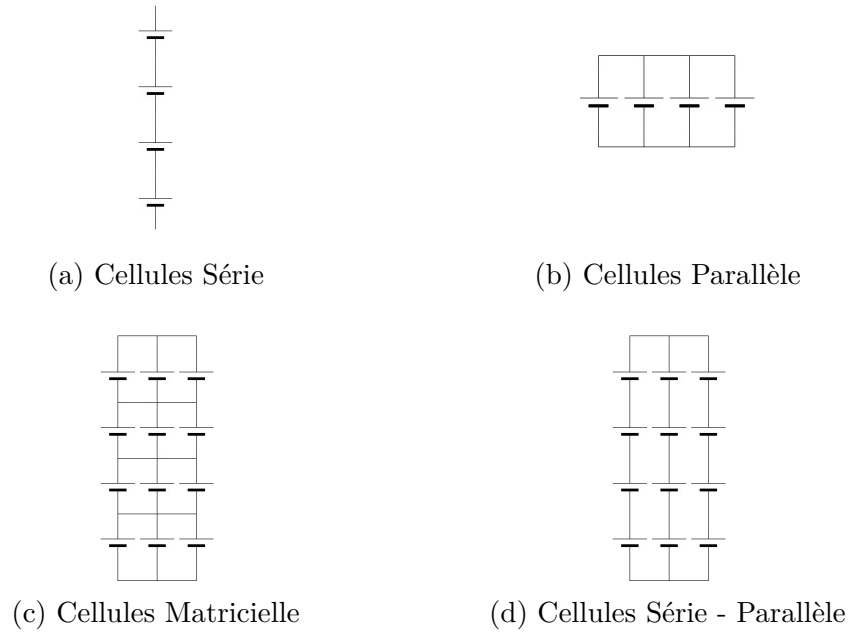


FIGURE 2.2 – Agencements de Cellules

la capacité nominale spécifier par le manufacturier. En d'autres mots, la capacité de chaque cellule varie statistiquement à la fabrication et le vieillissement de celle-ci amènera une perte de capacité durant de leur cycle de vie. Un bon algorithme d'état de charge doit tenir compte de ces facteurs pour obtenir une meilleure précision. L'expression mathématique pour la mesure de l'état de charge est donnée par l'équation 3.3 où I_{batt} représente le courant, C_{batt} la capacité actuelle la batterie en Ah et η l'efficacité coulombique. La difficulté d'appliquer directement cette équation dans un système réel provient de l'incertitude dans les mesures prises par les capteurs. L'erreur de mesure récurrente à chaque pas de temps s'accumulera et la bande d'erreurs s'élargira avec le temps. Donc plus la plage d'intégration est longue, plus l'erreur sur la valeur de SOC calculé est grande. Pour pallier à ce problème, l'utilisation de méthodes d'estimation avancée est nécessaire. Les méthodes d'estimation d'état de charge seront décrites dans la section 2.2.4.

$$SoC(t) = SoC(t_0) - \frac{\int_{t_0}^t I_{batt} \eta dt}{C_{batt}} \quad (2.1)$$

2.1.5 État de santé

L'état de santé, traduction de l'anglais *State of Health* (SOH), représente la capacité actuelle d'une cellule comparativement à une cellule neuve avec des paramètres nominaux [20]. Plus clairement, cette estimation a pour but de quantifier la perte de la capacité énergétique due au vieillissement, au dommage causé par la température et l'amplitude du courant débité. L'état de santé s'exprime en pourcentage, 100% représente une cellule nominale en début de vie, 0% représente une cellule en fin de vie. Cette plage est définie par l'équipe de conception et le zéro pourcent est déterminé par la capacité énergétique minimale requise par l'application. Généralement le seuil de fin de vie pour une application de véhicule est désigné lorsque la capacité de la cellule a atteint 80% de la capacité nominale afin de garantir une autonomie acceptable [21, 20]. Par exemple, une Chevrolet Bolt avec 380 km d'autonomie aurait une perte de 76 km en fin de vie. Comme ces seuils sont des valeurs relative de capacité, basé sur des choix d'ingénierie, il est possible que l'état de santé de certaines cellules du lot soit légèrement supérieur à 100, et qu'en fin de vie certaines soit en dessous de 0 si elles n'ont pas été remplacées sur le champ. Pour plusieurs autres applications, il n'est pas critique d'avoir un seuil de fin de vie élevé. Dans le stockage stationnaire ou le véhicule industriel, le seuil de fin de vie sera beaucoup plus bas. L'état de santé peut être décrit par l'équation 2.2 où C_{nom} représente la capacité nominal, $C_{batt}(t)$ la capacité à l'instant présent et $C_{batt_{min}}$ la capacité minimal qui représente la fin de vie de la batterie [22]. Il est difficile de calculer l'état de santé, car il n'existe pas de moyen direct avec un capteur, de mesurer la capacité de la cellule. Il faut inévitablement utiliser un algorithme d'estimation pour l'état de santé. Plusieurs méthodes se basent sur la dégradation de la résistance interne afin d'estimer l'état de santé [23, 24, 25].

$$SoH(t)\% = 1 - \frac{C_{nom} - C_{batt}(t)}{C_{nom} - C_{batt_{min}}} \cdot 100 \quad (2.2)$$

2.1.6 Effet de la température

La température joue un rôle important dans le fonctionnement des cellules au lithium-ion. Comme illustré à la Figure 2.3, la température idéale d'utilisation se situe entre 10°C et

35°C. La température influence les caractéristiques internes de la cellule et accélère le vieillissement. Dans la zone d'opération, aucune réduction de durée vie n'est anticipé si les cellules sont utilisées à l'intérieur de leurs spécifications maximales. La température froide augmente l'impédance de la cellule en ralentissant le transfert des ions et en dessous de -20°C l'électrolyte commence à geler ce qui réduit la capacité et les performances. Au dessus de 60°C, la chimie peut devenir instable, vieillir de façon très prématurer et créer un emballement thermique. Les cellules ne doivent jamais être utilisées hors de la plage de survie. [18]

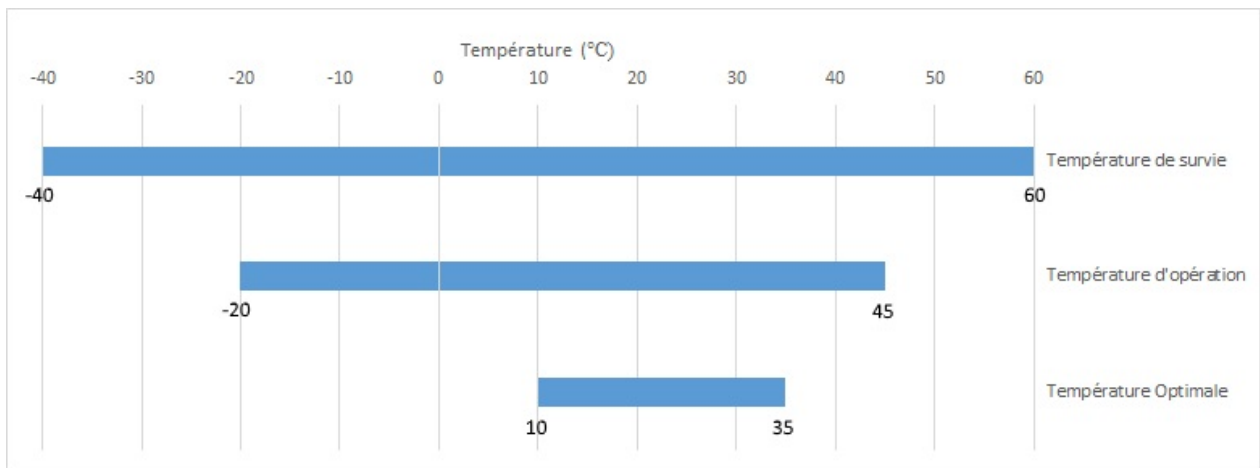


FIGURE 2.3 – Plage de température des cellules au lithium-ion [18]

2.2 Système de Gestion de Batterie

Un système de gestion de batterie (BMS) est un ensemble de circuits et de composants électriques qui est associé au fonctionnement de la batterie. Comme illustré à la Figure 2.4, le système de gestion doit s'interfacer et communiquer avec plusieurs éléments du véhicule. Le BMS doit gérer tous les éléments liés à la batterie telle que les cellules, les contacteurs de puissance, le détecteur de défaut d'isolation et communiquer les informations pertinentes aux autres systèmes du véhicule. Dans la conception du système de gestion de batterie, il y a deux segments importants, le développement matériel et logiciel. Les sections suivantes détailleront les topologies et éléments matériels ainsi que les fonctions logiciel nécessaires à la conception de système de gestion de batterie.

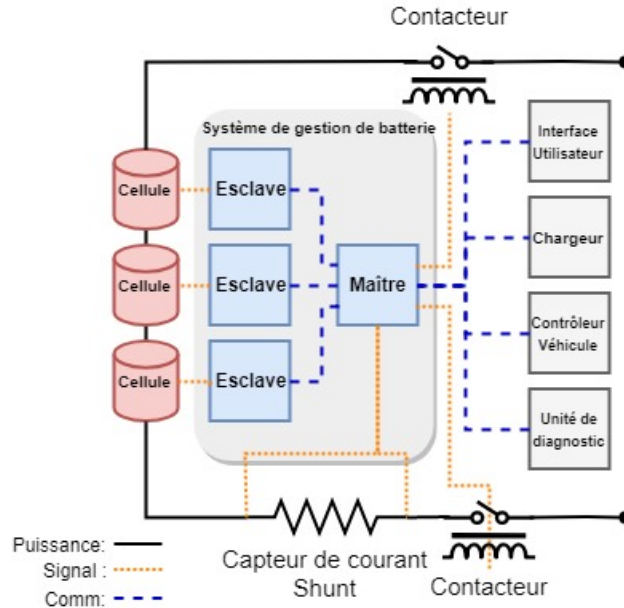


FIGURE 2.4 – Système de gestion de batterie et les systèmes périphériques dans un véhicule

2.2.1 Topologies

Il existe plusieurs topologies dans la conception des BMS. Dépendant de l'architecture et de la complexité de la batterie, une topologie peut être plus adaptée. Selon Andrea, Saw et Weiker [26, 3, 20], il existe quatre topologies principales de BMS.

A. BMS Centralisé

Le BMS centralisé, illustré à la Figure 2.5a, est constitué d'une seule unité de contrôle qui prend la mesure de tension de chaque cellule, le courant de sortie de la batterie et exécute les algorithmes d'estimation. Sa simplicité est adéquate pour les batteries de petite taille, mais le câblage peut devenir très complexe lorsque le nombre de cellules augmente. Avec une batterie de grande taille, l'installation et la maintenance peuvent s'avérer complexes. Le nombre élevé de fils rend cette topologie peu fiable, car il y a un risque de défaillance sur chaque fil. Par contre, le coût de l'électronique est réduit puisqu'il nécessite qu'un seul circuit et le refroidissement des composants de balancement des cellules soient à un seul endroit.

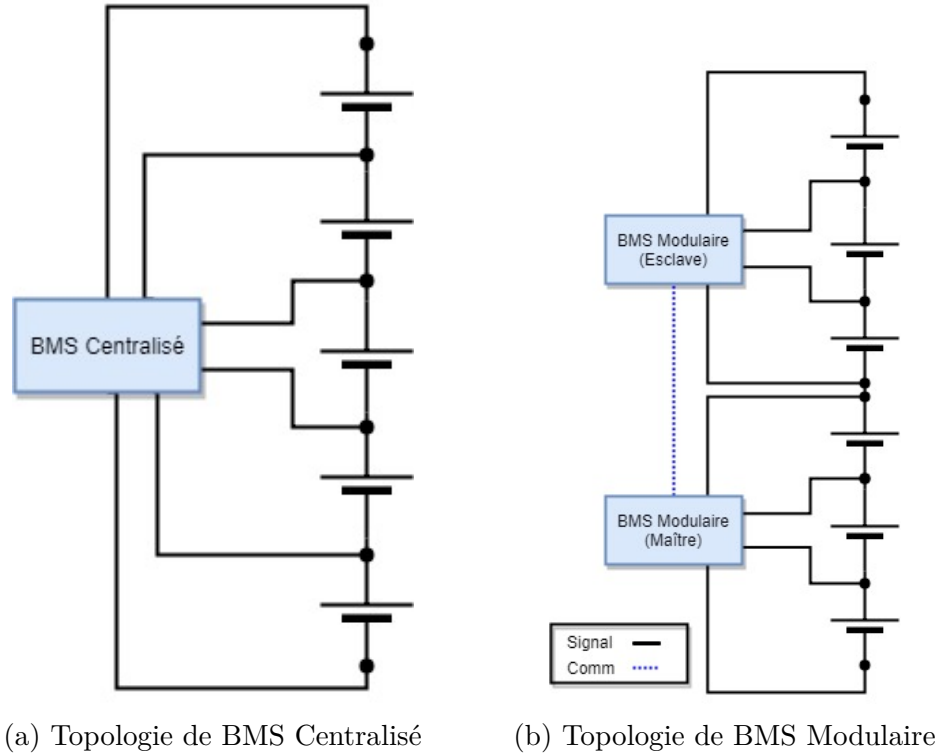


FIGURE 2.5 – Topologie de BMS

B. BMS Modulaire

Le BMS modulaire, illustré à la Figure 2.5b, est similaire au BMS centralisé sauf que celui utilise plusieurs unités de contrôle. Les circuits utilisés sont les mêmes et l'un d'eux est désigné comme maître. Dans la majorité des situations, le maître exécute les fonctions de gestion du bloc en plus des fonctions de lecture des cellules qui lui sont attribuées. La complexité est réduite, car chaque module peut être placé près de batterie, ce qui réduit considérablement le câblage. La proximité du circuit avec les cellules rend la lecture des tensions beaucoup plus fiable. Cette topologie est flexible, car elle permet l'ajout ou le remplacement de module esclave. Par contre, le coût de l'électronique est élevé puisque chacun des circuits étant identique multiplie le coût par le nombre de circuits imprimés. Sur les esclaves, des composants peuvent être retirés pour réduire les coûts si ces composants ne sont utilisés que par le maître. Le refroidissement des composants de balancement des cellules est plus complexe puisqu'il doit être fait sur chaque circuit.

C. BMS Maître-Esclaves

Le BMS Maître-Esclaves, illustré à la Figure 2.6a, est composé de deux circuits électroniques distincts qui ont chacun des fonctions différentes. Le circuit maître sert d'interface entre la batterie et les autres sous-systèmes du véhicule, tel que l'ordinateur de bord ou le chargeur. Il est doté d'un microcontrôleur plus puissant que les esclaves qui lui permet d'effectuer les calculs d'estimation d'état de charge, d'état de santé, les stratégies de balancement et de sécurité. Le circuit maître reçoit les données de chacun des esclaves, ce qui lui donne une vision globale de la batterie. Le circuit esclave est plutôt dédié à l'acquisition des données et le traitement de base de celles-ci. Situé près des cellules, il permet d'acquérir les valeurs de tension et de température pour un lot de cellules. Le nombre de cellules surveillées par le circuit esclave est variable selon le design du module physique sur lequel le circuit est installé. Cette topologie permet une grande flexibilité dans une application où l'ajout ou le remplacement de module est possible. Comme le maître est indépendant des cellules et que les esclaves sont identiques, l'ajout ou le remplacement d'un module esclave n'a pas d'impact au niveau fonctionnel et matériel. C'est la topologie la plus privilégiée pour des batteries de haute densité et dans le domaine automobile, (voir Tableau 2.4). La Figure 2.6b montrent un exemple de circuit maître et esclave utilisés dans le cadre du projet de moto électrique EMUS.

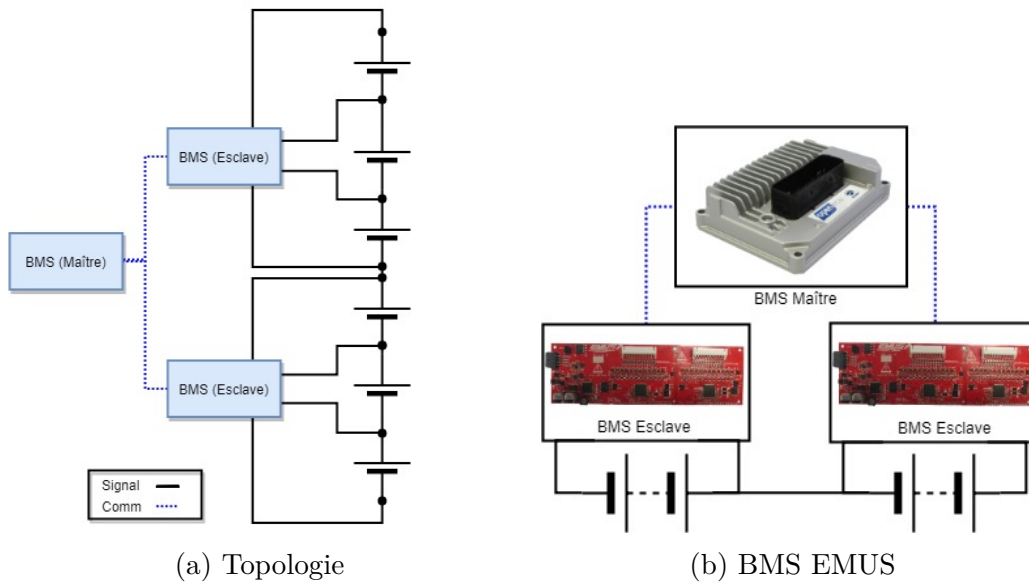
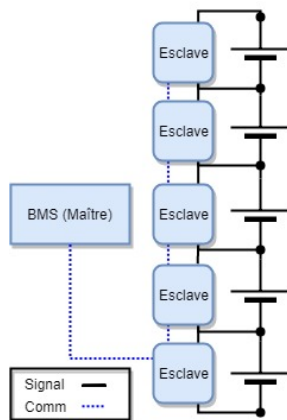


FIGURE 2.6 – BMS Maître-Esclave

D. BMS Distribué

Le BMS distribué, illustré à la Figure 2.7a, est une architecture modulaire ressemblant à l'architecture maître-esclave mais offrant encore plus de flexibilité. Cette topologie propose des circuits de mesure de tension et température pour une cellule seulement. Chacun de ces circuits communique les mesures recueillies à une unité maître qui s'acquittera de la tâche de calcul tel que l'état de charge et l'état de santé. L'avantage que propose cette topologie est la meilleure flexibilité au niveau de la conception de la batterie. Puisque les circuits ne mesurent qu'une seule cellule et qu'ils sont tous identiques, ils peuvent être utilisés dans toutes les configurations série de cellules sans avoir à concevoir un nouveau circuit. Par contre, cette architecture pose un défi au niveau de l'installation selon le format de cellule utilisé. Plus couramment utilisé avec des cellules prismatiques comme montrées à la Figure 2.7b, le circuit imprimé est conçu pour s'intégrer directement sur les pôles de la cellule et le contact électrique se fait par un écrou. L'intégration avec des cellules cylindriques ou pochettes peut s'avérer difficile. La communication entre les modules se fait en cascade, ce qui réduit la fiabilité surtout lorsque le nombre de circuits est élevé. Aussi le nombre de circuits rend le refroidissement lors de l'équilibrage très complexe. Cette topologie tend à disparaître dans l'industrie, mais est encore utilisée par des amateurs.



(a) Topologie



(b) PCB sur cellules prismatique [27]

FIGURE 2.7 – BMS distribué

E. Tableau Comparatif

Le Tableau 2.2 ci-dessous compare chacune des topologies selon les critères mentionnés précédemment.

Tableau 2.2 – Comparatif des topologie de BMS

Paramètres	Centralisé	Modulaire	Distribué	Maître-Esclave
Complexité	Élevé (-)	Moyen (0)	Faible (+)	Élevé (-)
Installation / Maintenance	Difficile (-)	Moyen (0)	Difficile (-)	Moyen (0)
Fiabilité	Faible (-)	Élevé (+)	Faible (-)	Élevé (+)
Coût Électronique	Faible (+)	Élevé (-)	Élevé (-)	Moyen (0)
Refroidissement	Facile (+)	Moyen (0)	Difficile (-)	Moyen (0)
Flexibilité	Faible (-)	Moyen (0)	Élevé (+)	Élevé (+)
Résultat	-2	0	-2	1

Pour une batterie de petite taille, il est conseillé d'opter pour une topologie centralisée, car cela réduit les coûts de développement, un seul circuit à concevoir et les coûts des composants. Pour des batteries hautes capacités, deux choix similaires s'offrent, le modulaire et le maître-esclave. D'un point vue matériel, la topologie modulaire ne demande qu'une seule conception de PCB ce qui réduit le coût d'ingénierie. C'est dans le logiciel que cela se complexifie, car il faut soit développer deux programmes distincts ou un programme commun qui gère l'attribution du rôle de maître ou esclave. Dans le cas du maître-esclave, les rôles sont déjà définis par le circuit lui-même. Chacun d'eux peut être considéré comme un produit différent et suivre un développement indépendant. Ceci permet beaucoup plus de flexibilité pour l'unité maître dans son positionnement mécanique. Le circuit peut être placé à l'extérieur de la batterie plus près des autres éléments du véhicule interfacés. Cette topologie est aussi plus flexible au changement de requis et à l'ajout de composantes au circuit. Le risque d'impact négatif sur des fonctions maître ou esclave en modifiant un des circuits est moindre que dans le cas de la topologie modulaire où le matériel est commun. Une topologie maître-esclave sera privilégiée dans le cadre du projet.

2.2.2 Composants Matériel

Les circuits qui composent un système de gestion de batterie peuvent être divisé en trois sections distinctes, le circuit du microcontrôleur, le circuit d'acquisition et d'équilibrage et le circuit de communication. Chacun de ces circuits remplit une fonction importante du système soit : acquérir les données, traiter les données, procéder aux estimations, communiquer l'information avec les autres systèmes du véhicule et équilibrer les cellules au besoin.

A. Microcontrôleur

Pour des raisons économiques et d'espace physique dans les véhicules, l'utilisation de microprocesseur n'est pas envisagée. La taille de la carte mère nécessaire à leur fonctionnement et la consommation du système n'en fait pas un candidat idéal. Malgré les fréquences d'opération impressionnante allant à quelque Gigahertz, le choix d'un microcontrôleur de petite taille intégrant les composants de mémoire, de communication, de conversion ADC et DAC et d'interface entrée-sortie dans la même puce est recommandé. Selon la topologie choisie, le système de gestion de batterie peut être composé d'un ou de plusieurs microcontrôleurs. Le choix du microcontrôleur 16 bits ou 32 bits est très spécifique au design du BMS et aux fonctionnalités requises par l'application. Les programmes de BMS demandent généralement beaucoup de conversion de valeur digitale vers des valeurs d'unité du SI ou PU, calcul matriciel, stockage de table de données en mémoire. Il est recommandé d'utiliser un microcontrôleur 32bits afin de traiter les données du système sans perdre de résolution et obtenir plus d'espace mémoire adressable. L'architecture 32 bits est la plus couramment utilisée (voir section 2.2.5) . Les architectures 32 bits typiquement utilisées sont :

- ARM Cortex M0, M1 et M4
- MIPS 4K
- Tricore
- 68000

Chacune de ces architectures propose une vaste gamme de modèle et de fonction interne telle que des unités de calcul point flottant et des fonctions de sécurité critiques. Les protocoles de communication supportés par le microcontrôleur sont un aspect important à considérer. Il

devra communiquer minimalement avec le circuit intégré et les autres systèmes du véhicule. Pour la communication avec le circuit intégré, il est seulement nécessaire de valider que le microcontrôleur supporte le protocole défini par le circuit intégré. Pour communiquer avec les autres systèmes, un choix important de protocole doit être fait. Les BMS sur le marché utilisent plusieurs protocoles différents tels que :

- CAN
- ModBus
- RS-232
- RS-485
- UART
- Ethernet
- LIN
- Flexray

Dans l'industrie automobile, le protocole CAN est le standard pour la communication inter-système. Ce protocole sera utilisé dans le cadre du projet afin d'assurer la compatibilité du système de gestion de batterie avec l'ensemble du véhicule. Dans le futur, le protocole Flexray est une excellente alternative si la vitesse de transfert ou la quantité de données transmises devient critique. Le protocole Flexray offre une vitesse de communication de 10 Mbit/s contrairement au CAN qui offre 1 Mbit/s [28, 29].

B. Circuit intégré d'acquisition et d'équilibrage

Le circuit intégré d'acquisition est la pièce maîtresse du système de gestion de batterie. Cette puce est spécialement conçue pour faire la lecture de tension de cellule indépendamment de la chimie. Elle possède plusieurs canaux de lecture de tension isolés les uns des autres, ce qui permet de mesurer la tension de manière différentielle et d'obtenir la tension de chacune des cellules. Plusieurs manufacturiers fabriquent différents modèles de circuit intégré pour cette application tel que Texas Instrument, Analog Device, Intersil, Linear Technology, et Maxim (voir Tableau 2.3).

Il est possible de concevoir un circuit d'acquisition sans utiliser ces circuits intégrés. Dans

Tableau 2.3 – Circuit intégré d’interface et d’équilibrage pour cellules

Fabricants	Modèle	Nombre de cellule	Convertisseur Analogique	Équilibrage
Texas Instrument	BQ76PL536	6	Intégré 14-bit	Passif
Texas Instrument	BQ76PL455A	16	Intégré 14-bit	Passif
Texas Instrument	BQ76940	15	Intégré 14-bit	Passif
Texas Instrument	EMB1428Q	14	Aucun	Actif
Analog Devices	AD7280A	6	Intégré 12-bit	Passif
Analog Devices	AD7284	8	Intégré 14-bit	Passif
Maxim	MAX14921ECS+	16	MAX11161	Passif
Maxim	MAX17830GUN+	12	Intégré 14-bit	Passif
Linear Technology	LTC6811-1	12	Intégré 16-bit	Passif
Linear Technology	LTC6804-1	12	Intégré 16-bit	Passif
Linear Technology	LTC3300-1	6	Aucun	Actif
Intersil	ISL78600	12	Intégré 14-bit	Passif
Intersil	ISL94212	12	Intégré 14-bit	Passif

la topologie distribuée, des petits convertisseurs analogiques isolés peuvent être utilisés. Par contre, l’utilisation de circuit intégré est conseillée, car cela simplifie le design électronique et les convertisseurs analogiques intégrés dans les puces offrent déjà une très bonne résolution.

2.2.3 Fonctionnement

L’utilisation de cellules au lithium dans une batterie demande une surveillance accrue lors de la recharge et de la décharge. L’utilisation hors de la zone d’opération peut culminer par l’endommagement des composantes internes, du vieillissement prématuré ou la destruction de la cellule. Pour éviter de sortir de sa zone d’opération, un circuit de surveillance doit être introduit dans la batterie afin de mesurer les paramètres critiques de la batterie et prendre les actions nécessaires pour qu’elle reste à l’intérieur de sa zone d’opération [26]. Le système

de gestion de batterie a pour fonctions de :

- Mesurer la tension de chaque cellules ;
- Mesurer le courant et la température de la batterie ;
- Équilibrer la tension des cellules ;
- Effectuer des estimations tel que l’état de charge et l’état de santé ;
- Signaler à l’opérateur ou à une unité de contrôle en cas de problèmes ;
- Contrôler le cycle de charge ;
- Gérer le refroidissement ;
- Protéger la batterie en cas de problèmes ; [26, 21]

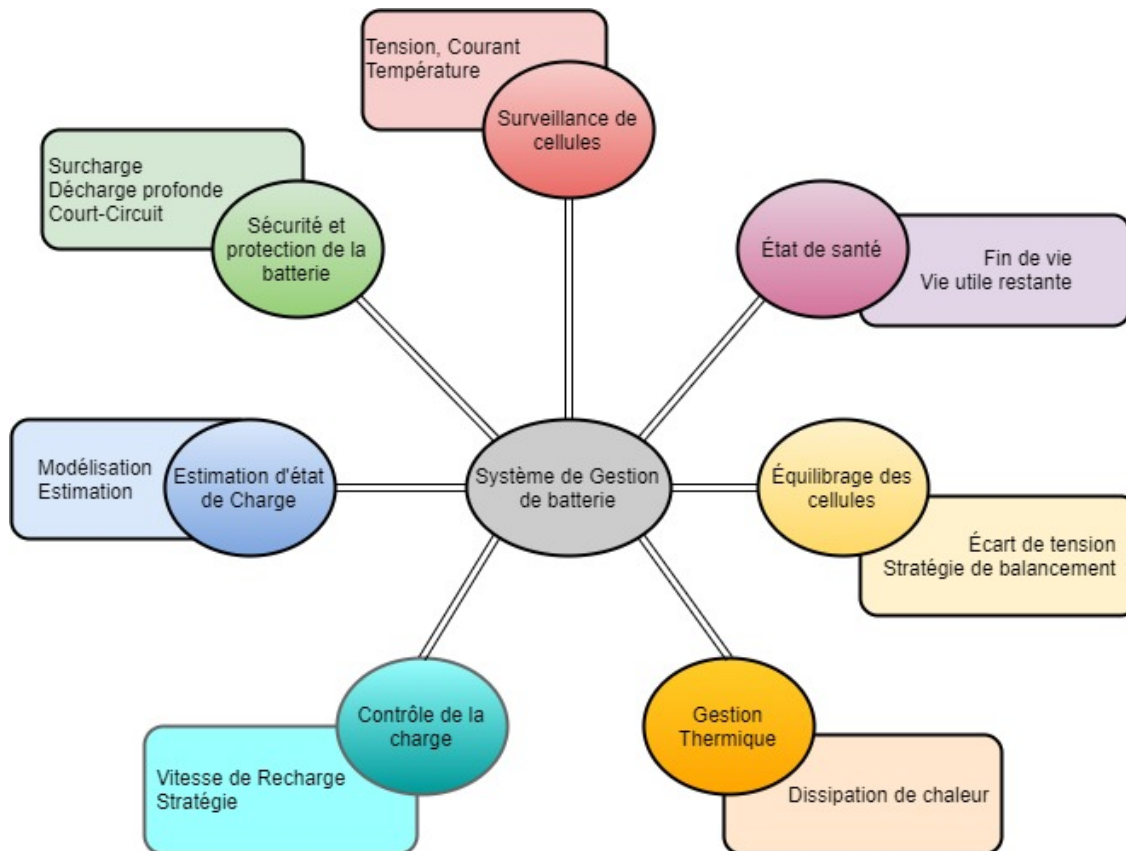


FIGURE 2.8 – Fonction du BMS [21]

Les BMS disponibles sur le marché ne possèdent pas toutes ces fonctionnalités. Les BMS bas de gamme ne feront qu'effectuer des mesures alors que ceux plus haut de gamme permettront d'effectuer des estimations complexes. Ces estimations permettent de gérer la charge et l'équilibrage de manière plus optimale que seulement lire la tension des cellules. Cela nous permet aussi de mieux protéger la batterie car une estimation précise de l'état de charge nous permet de ne pas charger ou décharger au delà des limites de la batterie.

A. Surveillance des cellules

La surveillance de la tension et du courant des cellules sont les tâches principales du système de gestion de batterie. Ces données sont nécessaires pour deux fonctions, assurer les respects des plages d'utilisation prescrite par le manufacturier et fournir ces données aux fonctions d'estimation. La tension minimale et maximale ainsi que le courant maximal doivent être

respectés afin de limiter les défaillances possibles des cellules et prolonger leur durée de vie. Un exemple général des plages à respecter est décrit dans le Tableau 2.1.

B. Gestion thermique

La gestion thermique de la batterie se divise en deux fonctions spécifiques, la surveillance de la température des cellules et le contrôle de la température de la batterie, s'il y a lieu. Le système de gestion de batterie doit s'assurer que la température de la batterie respecte les plages énumérées dans la section 2.1.6. Selon la température lue, le BMS peut envoyer des messages au système de gestion de véhicule (VCU) afin de prendre des actions pour réduire l'échauffement des cellules. Les actions peuvent aller de la réduction progressive de la demande en puissance du véhicule à l'arrêt complet. Dans le cas où un système de refroidissement est intégré dans le véhicule, le BMS aura pour tâche de contrôler l'activation de système afin de réduire la température. Certains petits véhicules tels que les motos utilisent du refroidissement passif à convection naturelle ou forcée avec un ventilateur. Les véhicules plus spacieux ont souvent recours à des systèmes au liquide qui permettent à la fois de refroidir ou de chauffer la batterie en condition hivernale.

C. Contrôle de la charge

Le BMS a aussi comme tâche de gérer la charge de la batterie. Il s'assure que le courant régulé par le chargeur respecte les limites, qu'aucune cellule ne dépassera la limite maximale de tension et qu'il n'y a pas d'échauffement excessif de la batterie. Il est possible d'uniquement se fier à la tension des cellules pour effectuer la charge, mais la tension lue aux bornes des cellules est erronée par la chute de tension causée par la résistance interne. Plus le courant sera élevé, plus l'erreur entre la tension circuit ouvert et la tension aux bornes sera grande. Un contrôle de la charge basé sur l'état de charge est beaucoup plus efficace et permet de connaître l'énergie qui a été fournie à la batterie. Le courant de charge peut être aussi progressivement diminué afin de terminer la charge en minimisant les pertes résistives et sans jamais appliquer une tension plus élevée aux bornes de la batterie que la tension maximale prescrite. En cas de problème ou lorsque la charge est terminée, il avertira le chargeur de se mettre hors fonction et ouvrira le circuit de charge.

D. Méthode d'équilibrage

Une fonction importante du système de gestion de batterie est l'équilibrage de la tension des cellules dans une batterie. Toutes les cellules n'ont pas les mêmes caractéristiques internes et elles ne vont pas se recharger au même rythme. Pour obtenir le plein potentiel de la batterie, chaque cellule doit être rechargée à la même tension. L'équilibrage se fait généralement de deux façons, soit lorsque l'état de charge est bas ou que l'état de charge est haut. La raison est que si l'on regarde bien la courbe d'état de charge vs la tension, Figure 2.9, on remarque qu'à ces deux endroits sur la courbe la variation de tension selon le pourcentage est plus élevée. Ceci signifie qu'à ces endroits, pour ajuster les tensions au même niveau, l'énergie dissipée par millivolt sera moindre que dans la plage centrale d'état de charge. Par contre, l'équilibrage dans ces plages est souvent fait seul, sans recharge simultanément, ce qui augmente considérablement le temps de recharge. Une approche prédictive tenant compte de l'état de charge de chacune des cellules pourrait permettre de charger et d'équilibrer de façon simultanée afin de que toutes les cellules convergent vers la même tension en fin de charge serait l'idéal. Voici les deux méthodes d'équilibrage existantes pour transférer l'énergie des cellules.

D.1 Équilibrage passif L'équilibrage passif est la méthode la plus simple et la moins coûteuse en composants à implémenter. Cette technique consiste à éliminer l'énergie excédentaire de la cellule la plus élevée et de la dissiper en chaleur à l'aide de résistance. La chaleur générée doit être évacuée du circuit ou de la batterie si ce circuit se trouve à proximité. Dans le deuxième cas, une mauvaise gestion de la chaleur peut augmenter la température de la batterie et ultimement augmenter la température au-delà de la plage d'opération des cellules. Le circuit de puissance nécessaire à cette technique est composé de transistors et de résistance de puissance.

D.2 Équilibrage actif L'équilibrage actif consiste à transférer l'énergie excédentaire d'une cellule vers les cellules avoisinantes. Pour obtenir ce résultat, le système de gestion de batterie nécessite différents types de circuits complexes de transfert d'énergie contenant de multiples transistors, condensateur, inductance, transformateur, etc. Le coût en pièces des

circuits est plus élevé que la méthode passive par contre l'efficacité énergétique est beaucoup plus élevée, car un fort pourcentage de l'énergie est conservé lors de l'équilibrage.

2.2.4 Méthode d'estimation

La section suivant décrit les méthodes couramment utilisées pour estimer l'état de charge. Il y a des méthodes qui se basent uniquement sur les mesures électriques telles que la méthode par la tension circuit ouvert et le compteur de coulomb. D'autres méthodes s'appuient principalement sur des modèles d'équation mathématique, modèle électrique et électrochimique. En complément de ces modèles, il est possible d'ajouter des filtres ou des observateurs non linéaires afin de corriger les incertitudes du modèle. Finalement, des algorithmes d'apprentissage peuvent aussi être utilisés afin de générer un modèle basé sur les données du système. Ces méthodes peuvent être classé en 4 catégories distinctes ; les méthodes boucle ouverte, qui inclus la tension circuit ouverte et le compteur de coulomb, méthodes basées sur un modèle, qui inclus les modèles mathématique, les modèles équivalents électriques, les modèles électrochimiques, méthodes adaptatives basées sur un modèle, tel que les filtres de Kalman, les moindres carrés récursif, le H_∞ , les algorithmes non-linéaires et les méthodes basée sur l'intelligence artificielle, tel que les réseaux de neurones et la logique floue.

A. Tension en circuit ouvert

La tension mesurée au borne de la cellule peut servir de référence pour estimer l'état de charge à condition qu'aucun courant n'est débité de celle-ci et qu'un temps de repos suffisant est donné pour atteindre le point d'équilibre de tension. Dans le cas des cellules au lithium-ion, la relation entre l'état de charge et le tension en circuit ouvert n'est pas linéaire, tel qu'à la Figure 2.9, et est différente pour chacune des chimies énumérées dans le Tableau 2.1. L'avantage de cette méthode est qu'elle est très simple à implémenter et est très précise, si utilisé avec de bon convertisseur analogique/numérique. Les désavantages sont que la mesure de tension doit être prise lorsque que la cellule est au repos et que la température influence la courbe. Il est donc très difficile de prendre des mesures au repos dans une application

de véhicule puisque la demande en courant est rarement longuement nulle lors d'un trajet et que le temps pour atteindre l'équilibre est très variable en fonction du type de cellule et de la température, cela peut varier de quelques minutes à plusieurs heures par temps froid [30]. La compensation en température est importante pour obtenir un meilleure précision sur l'estimation de l'état de charge. Chaoui [31] présente une méthode post-estimation basée sur des données expérimentales qui permet de corrigé l'erreur liée à la température des cellules en ajustant la courbe tension circuit ouvert.

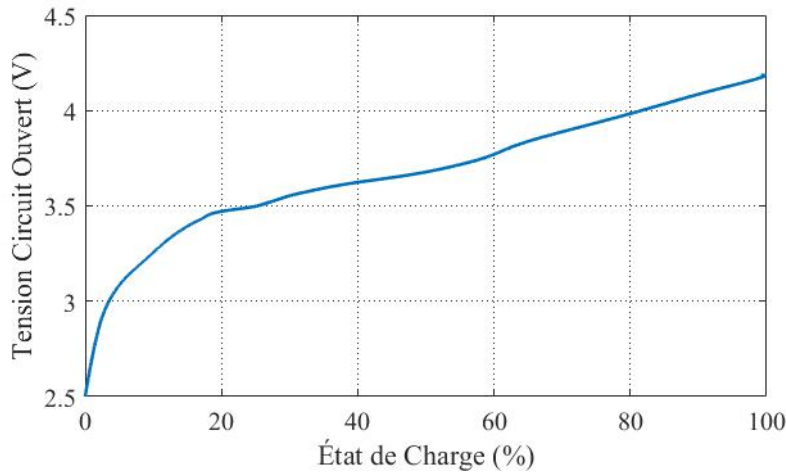


FIGURE 2.9 – État de charge vs tension circuit ouvert

B. Compteur de Coulombs

Le compteur de coulomb consiste à mesurer le courant de sortie de la batterie et de faire l'intégration de celui-ci en fonction du temps. Ceci nous permet d'obtenir l'énergie en Ampère-Heure (Ah) entrant ou sortant par la batterie et l'énergie restante sera obtenue en soustrayant le résultat de la capacité nominale. L'expression de mathématique pour la mesure de l'état de charge est donnée par l'équation 3.3. Cette méthode est très facile à implémenter, car il ne nécessite que l'installation d'un capteur de courant. Par contre, cet algorithme en boucle ouverte est influencé par plusieurs facteurs tels que le bruit électrique, la température, les pointes de courant rapide et l'erreur intrinsèque du capteur. Ces facteurs ainsi que la difficulté à estimer l'état de charge initial, souvent estimé conjointement avec la méthode tension circuit ouvert, peuvent mener à des erreurs cumulatives significatives qui divergent de la valeur réelle

d'état de charge. De plus, la perte de capacité n'est pas considérée, ce qui augmentera l'erreur d'estimation au courant du cycle de vie si aucune calibration n'est faite périodiquement.

C. Modèle Mathématique

Les modèles mathématiques sont des équations génériques qui permettent de déterminer la tension aux bornes de la cellule en fonction du courant et de l'état de charge. Ces modèles sont des fonctions mathématiques obtenues à l'aide de données expérimentales et d'une régression mathématique. En fait, les constantes K sont ajustés de façon à réduire l'erreur du carré de la racine entre la valeur de tension du modèle et la tension réelle. Indépendamment de la chimie de la cellule, il est possible de faire concorder le résultat des équations ci-dessous avec la tension mesurée. Voici trois modèles génériques les plus connus dans le domaine des batteries [32, 33, 34] :

— L'équation de Shepherd :

$$y_k = E_0 - Ri_k - K_i/SoC \quad (2.3)$$

— L'équation du modèle universel Unnewehr :

$$y_k = E_0 - Ri_k - K_i SoC \quad (2.4)$$

— L'équation du modèle de Nernst :

$$y_k = E_0 - Ri_k + K_2 \ln(SoC) + K_4 \ln(1 - SoC) \quad (2.5)$$

E_0 est la compensation DC pour obtenir la tension circuit ouvert plein charge, Ri_k est la résistance interne de la cellule, i_k le courant débité par la cellule (positif pour la décharge et négatif pour la charge) et les constantes K_x servent à ajuster la courbe pour obtenir l'erreur minimale.

D. Modèle universel de Tremblay

Le modèle de Tremblay a été développé afin de pouvoir représenter la dynamique de la plupart des types de batterie rechargeable, tel qu'acid-plomb, nickel cadmium, nickel-hydrure métallique et lithium-ion. Ce modèle a été développé afin d'offrir une option simple de modélisation en utilisant les données fournies dans les feuilles de spécification du manufacturier [35, 36]. La Figure 2.10 montre le fonctionnement général du modèle. Le modèle dépend de deux équations, une équation en situation de décharge eq.2.6 et une équation en situation de recharge eq.2.7. Ces deux équations permettent de prendre en considération l'effet d'hystérésis entre la charge et la décharge. Le comportement non linéaire des cellules est contenu dans ces équations et la chute instantanée de tension est représentée par une résistance interne série.

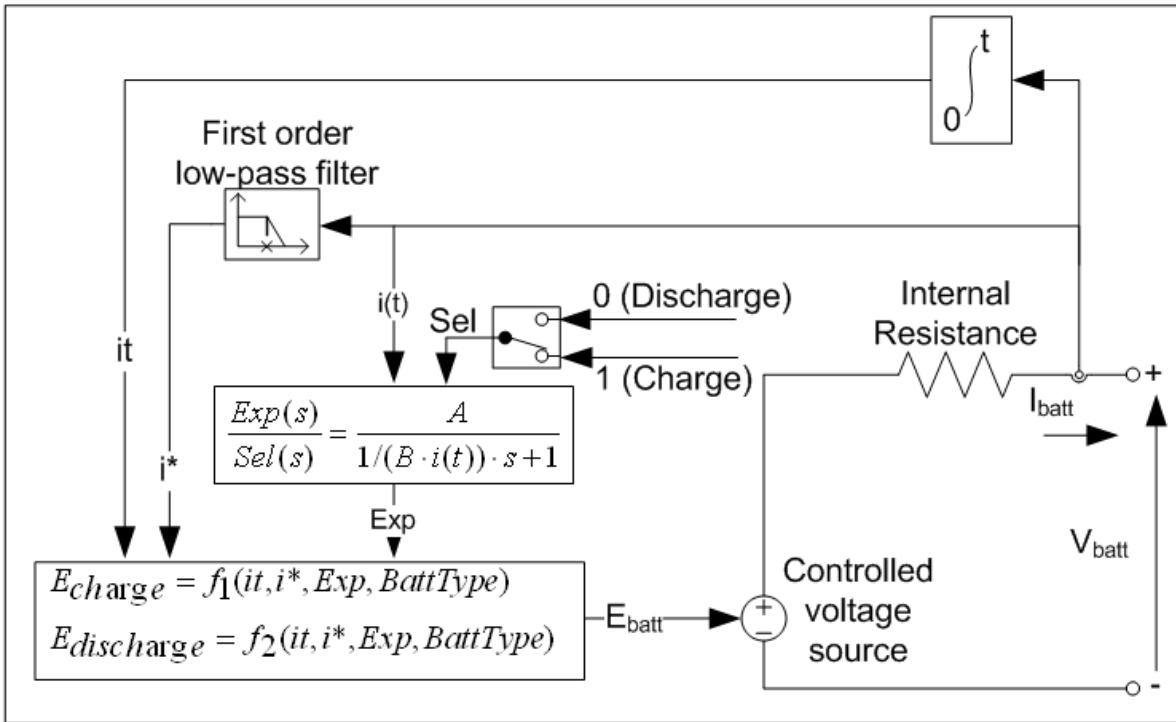


FIGURE 2.10 – Schéma fonctionnel du modèle de Tremblay [37]

Modèle en Décharge ($i^* > 0$)

$$V_{batt} = E_0 - K \cdot \frac{Q}{Q - it} \cdot i^* - K \cdot \frac{Q}{Q - it} \cdot it + A \cdot \exp(-B \cdot it) \quad (2.6)$$

Modèle en Recharge ($i^* < 0$)

$$V_{batt} = E_0 - K \cdot \frac{Q}{it + 0.1 \cdot Q} \cdot i^* - K \cdot \frac{Q}{Q - it} \cdot it + A \cdot \exp(-B \cdot it) \quad (2.7)$$

Les variables contenues dans les équations représentent :

- V_{batt} est la tension de lecture au borne de la batterie (V).
- E_0 constante de tension fonction de A et de la tension pleine charge (V).
- K est la résistance de polarisation (Ohms).
- i^* est le courant filtré (A).
- i est le courant (A).
- it est l'énergie extraite de la cellule (Ah).
- Q l'énergie maximale contenue dans la cellule (Ah).
- A est l'amplitude de tension de la zone exponentielle (V), voir Figure 2.11.
- B constante de temps de la zone exponentielle (Ah-1).

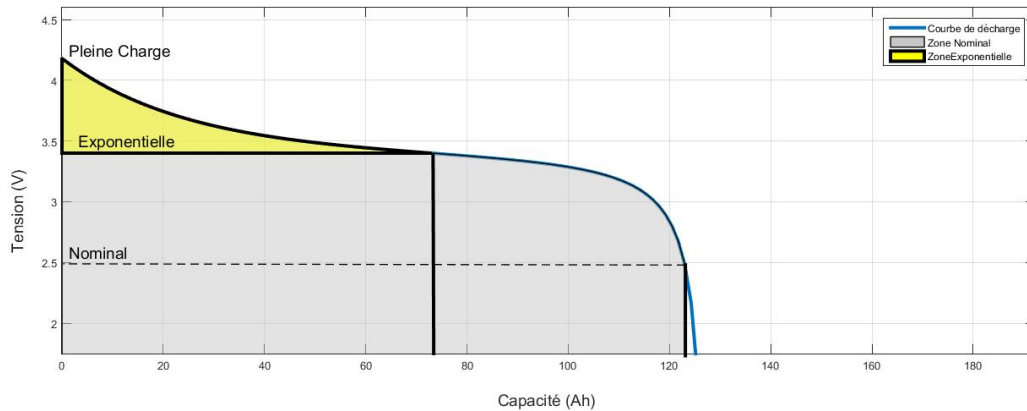


FIGURE 2.11 – Représentation des zones paramétriques du modèle de Tremblay sur une courbe de décharge typique [37]

Ce modèle est intéressant puisqu'il ne demande pas d'avoir fait beaucoup d'analyse et de tests expérimentaux pour bien modéliser une batterie. En ajustant manuellement les paramètres, il est possible d'arriver rapidement à un modèle qui corrèle bien avec les courbes théoriques. Disponible dans la librairie SimpowerSystem de Matlab/Simulink®, il peut être très utile pour des simulations de véhicules ou pour développer des méthodes d'estimation simples sans devoir procéder à une caractérisation exhaustive de la cellule.

E. Modèle Équivalent Électrique

Les modèles équivalents électriques sont des représentations du comportement de la cellule en utilisant des composants électriques passifs. Ces modèles permettent d'obtenir la tension aux bornes de la cellule en résolvant le circuit équivalent choisi en fonction du courant débité. Le circuit le plus simple pour représenter une cellule est le modèle équivalent résistif présenté à la Figure 2.12a. Ce modèle est composé d'une source idéale ou généralement d'une source fonction de l'état de charge et une résistance qui sont utilisés pour représenter les phénomènes internes de la cellule. La résistance représente la chute de tension instantanée proportionnelle à la demande en courant. L'avantage de ce modèle, c'est qu'il est linéaire et très simple à résoudre mathématiquement. Le désavantage, c'est qu'il ne permet pas de simuler les effets transitoires lors des variations de courant et la relaxation de la cellule lors de l'arrêt de demande en courant [38].

Afin de remédier aux désavantages du modèle résistif, des modèles équivalents Thévenin ont été développés. Ces modèles utilisent un ou plusieurs filtre RC afin de simuler les effets transitoires et de relaxation observés chez les cellules au lithium-ion. La Figure 2.12b montre un circuit équivalent simple polarisation utilisant une source idéale U_{oc} , des résistances interne R_o , R_p et une capacité équivalente C_p . Les effets de polarisations électrochimique sont modélisés par un seul élément exponentiel [39].

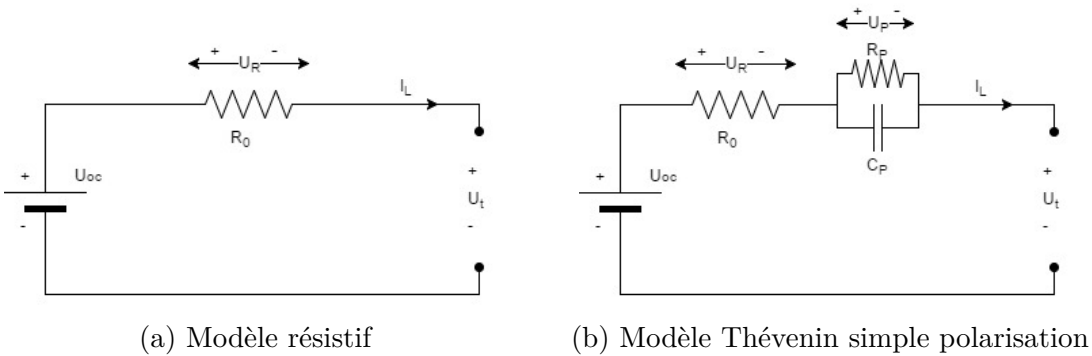


FIGURE 2.12 – Modèles équivalents électriques

La Figure 2.13 montre un circuit équivalent double polarisation utilisant deux filtres RC. Tout comme le modèle simple polarisation, il utilise une source idéale U_{oc} , une résistance interne R_o . Par contre les effets transitoires sont divisés en deux filtre R_1 , C_1 et R_2 , C_2 qui

représente chacun les phénomènes électrochimiques suivant : la polarisation électrochimique et la polarisation de la concentration. Cela se traduit électriquement par un filtre avec une constante de temps τ courte et longue [40, 41, 10].

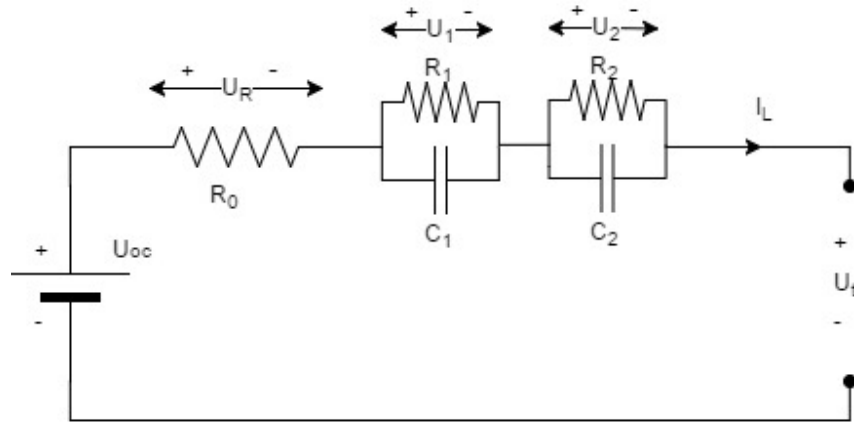


FIGURE 2.13 – Modèle équivalent Thévenin double polarisation

Il est possible d'utiliser plus de deux filtres pour modéliser la cellule sous forme de circuit équivalent. En augmentant le nombre de filtres, il est possible d'obtenir une meilleure représentation de la réponse réelle d'une cellule. Par contre, plus le modèle est complexe, plus le temps de calcul est élevé. Il devient donc plus difficile à utiliser ces modèles dans des applications embarquées temps réel.

F. Modèle Electrochimique

Les modèles électrochimiques sont une alternative aux modèles mathématiques et équivalents électrique. Ces modèles plus sophistiqués s'appuient sur des équations de réactions chimiques et de transport. Les modèles pseudo-deux-dimension (P2D) et les modèles de particule sont très couramment utilisés. Le modèle de particule représente chaque électrode comme étant des particules sphériques. Il existe deux variantes de modèles P2D, le simple particule illustré à la Figure 2.14 et le multiple particules illustré à la Figure 2.15. Le SPM est un modèle simplifié qui permet de bien représenter le comportement de la cellule sauf lors de forte décharge. Le MPM vient pallier à cette lacune en tenant compte de la résistance et de la dimension variable des particules. Ces modèles représentent beaucoup plus le comportement des cellules que les modèles équivalents électriques, car ils s'appuient sur des phénomènes chimiques existant et

non sur une représentation équivalente. Par contre, la complexité des équations et le temps nécessaire de calcul pour les résoudre font en sorte que ces modèles sont peu utilisés dans des applications de BMS.

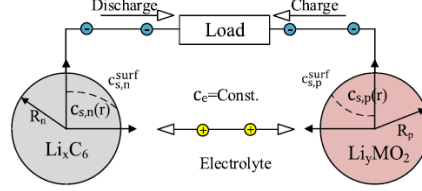


FIGURE 2.14 – Modèle de Particule unique [42]

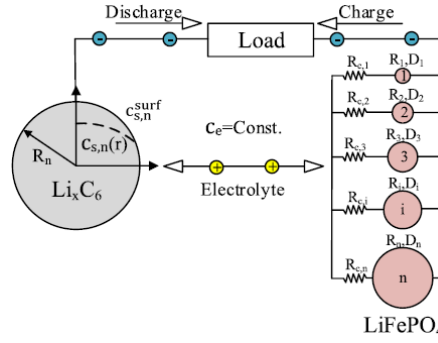


FIGURE 2.15 – Modèle de Particule multiple [42]

G. Filtre de Kalman

Les filtres de Kalman sont des algorithmes adaptatifs qui permettent d'estimer l'état de paramètres d'un modèle dynamique à partir de données observées ayant une certaine marge d'erreur. Ces filtres sont très utilisés dans le domaine automobile, positionnement radar, aérospatial et dans la navigation GPS. Les filtres de Kalman sont un ensemble d'équations qui permettent de prédire l'état présent et de le corriger de façon répétée pendant que le système est en opération. Le filtre de Kalman est un procédé constitué de deux équations, l'équation 2.8 qui permet de prédire l'état présent x_k du système dynamique à partir de l'état précédent x_{k-1} et l'équation 2.9 qui permet d'actualiser l'état présent à partir des mesures prises. [30].

$$x_k = A_k x_{k-1} + B_k u_k + w_k \quad (2.8)$$

$$y_k = C_k x_k + D_k u_k + v_k \quad (2.9)$$

Dans ces équations x représente l'état du système, u les variables d'entrées, w le bruit de procédé, y la mesure, v le bruit de mesure et les matrices A, B, C, D représentent la dynamique du système.

Le filtre de Kalman a été développé pour des systèmes linéaires, il n'est donc pas adapté pour les caractéristiques non linéaires des cellules au lithium-ion. Pour cela, l'utilisation du filtre de Kalman étendu (EKF) est préconisé. Les filtres de Kalman sont largement utilisés pour estimer l'état de charge et de santé. Plusieurs méthodes dérivées du Kalman étendu existent et plusieurs façons différentes d'implémenter les filtres aussi. Campestrini [43] à comparé 18 types différents de filtres de Kalman, tel que le Kalman linéaire (KF), le Kalman étendu (EKF), "unscented" Kalman (UKF) et le Kalman étendu adaptatif (AEKF) avec deux configurations de modèle équivalent électrique. Les filtres de Kalman sont une option très intéressante car ils s'agit d'une méthode très documentée dans le domaine, simple à implémenter et peut être couplé à plusieurs types de modèle. Souvent utilisé en pair, le double filtre de Kalman permet simultanément d'estimer l'état de charge avec un premier modèles et d'estimer l'état de santé ou les paramètres internes avec le second modèle. Pour l'estimation d'état de charge, Plett [44] obtient une erreur d'estimation en dessous de 1% pour un EKF. Pour Campestrini [43], l'erreur est plutôt de 0.8% en utilisant des UKF. C'est une méthode qui a fait ses preuves et souvent utilisé dans la littérature. Certain type sont plus précis mais demande plus de calcul. Le choix d'un type de Kalman est un compromis entre complexité et précision.

H. Moindres Carrés Récursif

L'algorithme des moindres carrés récursif est un filtre adaptatif qui permet d'approximer les paramètres d'un système en minimisant la somme des erreurs au carré entre les valeurs observées et les valeurs estimées. Un modèle initial tente de représenter le système observé et l'algorithme des moindres carrées vient corriger le modèle afin de réduire l'erreur. De manière générale, la méthode des moindres carrés se décrit comme dans l'équation 2.10 :

$$S(\theta) = \sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i; \theta))^2 \quad (2.10)$$

où $f(x_i; \theta)$ représente le modèle théorique, y_i les mesures du système et θ les paramètres physiques du système qui seront ajustés. Les moindres carrés est une méthode très précise qui permet d'éliminer beaucoup d'incertitude relié au bruit de mesure et nécessite moins de puissance de calcul que certain algorithme apprentissage, ce qui est très souhaitable dans une application temps réel [45]. Elle est utilisée pour estimer l'état de charge et les paramètres internes la cellule [45, 46, 11]. Pour Hu et Duong, l'erreur d'estimation est d'environ 2%. Cette technique est une bonne alternative au filtre de Kalman malgré que les performance sont légèrement inférieur selon la littérature. Il serait intéressant de comparer les deux sur les critères de performance et de temps de calcul.

I. H infinity

La méthode H_∞ est une approche de commande multivariable qui construit une logique de contrôle autour d'un modèle optimisé mathématiquement. Cette technique est très robuste pour des systèmes où les variables ont des influences les unes sur les autres, mais nécessite une très bonne compréhension mathématique pour bien appliquer les théorèmes et un bon modèle du système. Lin [47] utilise cette méthode pour estimer l'état de charge dans des essais en laboratoire. Les résultats montre une erreur de 1% pour une cellule $LiMn_2O_4$ et de 1.9% pour une cellule $LiFePO_4$ soumis à un profil de demande en puissance standard.

J. Observateurs non-linéaire

Les observateurs non linéaires sont des algorithmes qui ont été développés principalement pour des applications de contrôle ou positionnement qui nécessitent une très grande stabilité et une robustesse contre les perturbations environnementales et les incertitudes du modèle. Gholizadeh et Kim [48, 49], utilise un observateur à mode glissant pour estimé l'état de charge de batterie au lithium-ion. L'observateur à mode glissant est conçu pour contraindre l'état système près du modèle. Cette technique utilisée fréquemment dans le contrôle de système non linéaire s'avère efficace pour l'estimation de l'état de charge. Elle garantit une stabilité et de la robustesse dans l'estimation, par contre l'ajustement des gains de contrôle du glissement peut s'avérer ardu.

Cacciato [50] utilise deux contrôleurs proportionnels intégraux (PI) et un modèle Thévenin double polarisation afin d'estimer l'état de charge et la capacité actuelle de la batterie. La fonction de ce contrôleur est de converger la valeur estimée vers la valeur mesurée. Le PI est un type de contrôleur simple à concevoir et ne nécessite pas beaucoup de ressource informatique. Par contre, si les gains ne sont pas correctement calibrés, il peut résulter d'importante erreur.

K. Algorithmes d'apprentissage

Les algorithmes d'apprentissage sont basés sur des techniques d'intelligence artificielle qui permettent d'obtenir les meilleurs paramètres d'un modèle grâce à leur capacité d'adaptation et d'autoapprentissage. Dans cette catégorie, on retrouve les réseaux de neurones et la logique floue.

Les réseaux de neurones sont des outils mathématiques très avancés qui grâce à l'autoapprentissage permettent de représenter un système non linéaire complexe. Ces réseaux utilisent une quantité énorme de données pour s'entraîner sans connaître les caractéristiques de la batterie. Le réseau est composé de trois couches distinctes telles que montrées à la Figure 2.16, les entrées, les sorties et la couche cachée. La couche cachée est inaccessible par le programmeur et est formée à partir de l'entraînement fait avec de données du système observé. Plus l'algorithme est soumis à des entraînements variés et répétés, plus la précision des variables de sortie comme l'état de charge [8] ou l'état de santé augmentera. Le temps d'entraînement et la quantité énorme de données nécessaires pour obtenir un bon algorithme sont les désavantages de cette méthode.

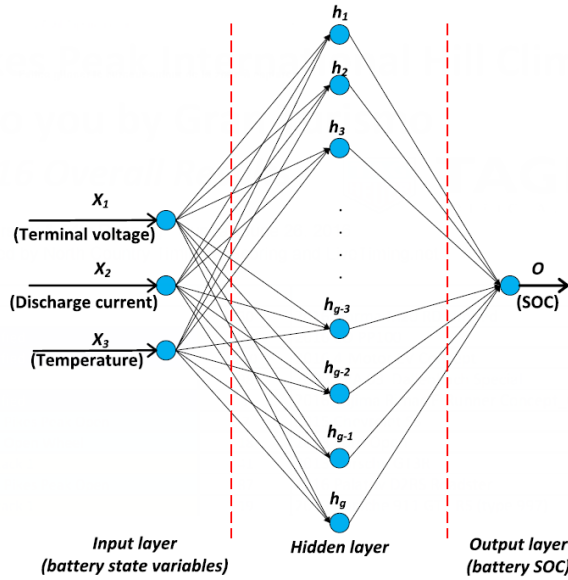


FIGURE 2.16 – Réseaux de neurones [30]

La logique floue (LF) est un algorithme pour les systèmes non-linéaire. Comme pour les réseaux de neurones, la logique flou nécessite des données pour l'entraînement de l'algorithme. La logique est basée sur la définition de la valeur de vérité d'une affirmation par un nombre variant entre 0 et 1. Pour bien comprendre cette technique, il faut se référer à la théorie des ensemble flous et la mécanique des variables flous. Il y a trois grandes étapes de le processus de logique flou, la fuzzification, les règles d'inférence et la défuzzification. Dans la première étape, on transforme les variables numériques en variables flous, ensuite à l'aide des règles d'inférence, des transformées sont appliquées pour obtenir les variables de sortie qui sont ensuite transformés en valeurs numériques.

Le désavantage avec les algorithmes demandant de l'entraînement est que si l'un des éléments du système change, le processus d'entraînement doit être refait pour retrouver les mêmes performances. Dans le cas d'un système de gestion de batterie qui pourrait être utilisé sur plusieurs batteries différentes, avec des caractéristiques bien différentes, une méthode utilisant un modèle est plus flexible. Si le modèle nécessite seulement de changer ses paramètres selon la cellule utilisée et que la méthode de caractérisation de la cellule est plus rapide que le processus d'entraînement, une méthode utilisant un modèle est suggérée.

2.2.5 Système de gestion de batterie dans l'automobile

Dans l'industrie automobile, chaque manufacturier a son propre design de circuit de gestion de batterie. Nous pouvons constater dans le Tableau 2.4 que la topologie le maître - esclave et le balancement de type passif sont les plus utilisés. En ce qui concerne le choix du microcontrôleur et du circuit intégré d'interface cellules, les choix sont très variés. Par contre, il est important de noter que tous les microcontrôleurs, à l'exception du Freescale MC9S12P64 utilisé dans la BMW i3, sont 32bits. La Figure 2.17 montre le circuit esclave utilisé dans la Tesla Model S.

Tableau 2.4 – Design de BMS de certains véhicules disponibles sur le marché [51]

Modèles	Topologie	Microcontrôleur	Circuit intégré d'interface cellules	Équilibrage
Chevrolet Volt 2011	Maître - Esclave	Freescale S9S08DZ32	STMicro L9763	Passif
Tesla Model S	Maître - Esclave	Inconnu	BQ76PL536	Passif
Mitsubishi iMiEV 2011	Maître - Esclave	NEC F3612M2	Linear LTC6802G-2	Passif
BMW i3	Maître - Esclave	Freescale MC9S12P64	Linear LTC6802G-2	Passif
Ford Fusion 2013	Centralisé	Freescale MPC5534MVZ80	Analog Devices AD7280	Passif
Nissan Leaf 2011	Centralisé	Renesas PD70F3236BM	NEC DS15110	Passif
Toyota Prius PHEV 2012	Modulaire	Renesas PD79F0121A	Inconnu	Actif
EMUS	Maître - Esclave	STM32F103	BQ76PL536	Passif

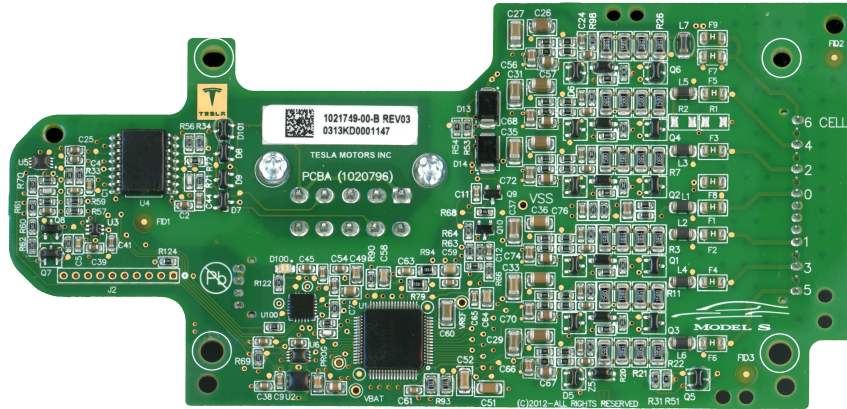


FIGURE 2.17 – BMS d'une Tesla Model S [52]

2.3 Méthodologie de validation

La phase de validation est une étape cruciale dans le développement d'un produit, car c'est à cette étape que les composants seront soumis à divers tests et que les choix de conception seront validés. La méthode classique et intuitive consiste à concevoir un prototype, procéder à une phase de validation et recommencer ce cycle jusqu'à ce que le prototype atteigne le niveau de qualité désiré et que toutes les corrections y ont été apportées. Cette méthode très linéaire apporte son lot de problèmes, principalement parce que le départ de chacune des étapes dépend de la fin précédente. La phase de validation se trouve alors beaucoup plus complexe et longue à exécuter, car elle s'exécute après la phase de conception et le nombre de fonctions à tester est très élevé. La méthode de conception en V amène une approche plus itérative. Comme illustré à la Figure 2.18, la méthode en V prévoit plusieurs phases de validation à différentes étapes dans la phase de design. Les multiples validations permettent ainsi de rapidement détecter les erreurs et de effectuer les corrections tôt dans la phase de design, ce qui aura un faible impact sur le déroulement du projet. Plus l'erreur est détectée tard dans le processus de développement, plus l'impact peut être majeur sur le déroulement. La méthode en V favorise l'utilisation d'outils de simulation et d'émulation afin d'effectuer le plus rapidement possible des tests sur les composants, tout en étant très représentatif de l'environnement réel du prototype final. Il est donc très commun d'utiliser des équipements pour émuler des composants du prototype afin de tester un sous-système spécifique.

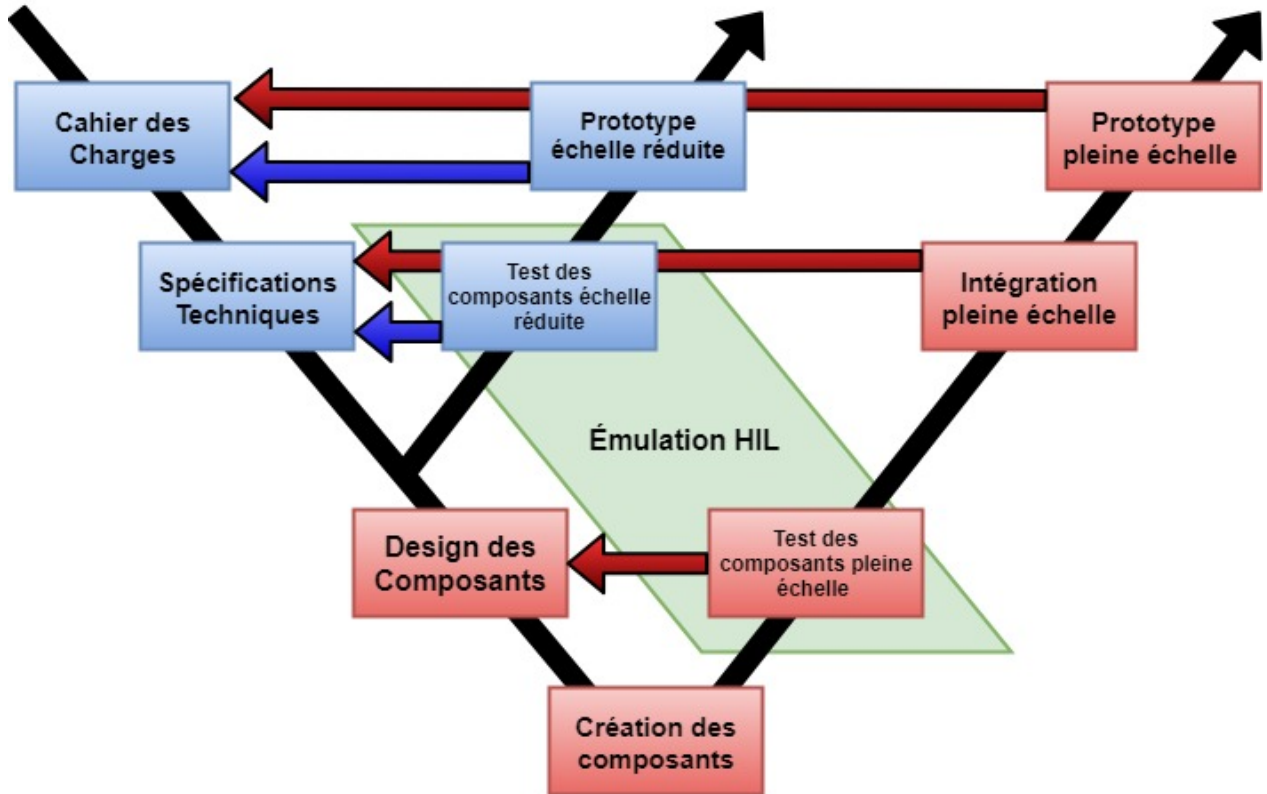


FIGURE 2.18 – Cycle de conception en V

2.3.1 Validation par système d'émulation matérielle

Un système d'émulation matérielle ou communément appelée en anglais *Hardware-in-the-loop*, utilise des composants matériels afin de répliquer le comportement d'un système donné. Les techniques de test HIL ont été principalement développés durant les années 90 pour valider le fonctionnement de système critique pour la sécurité des avions comme les systèmes de contrôle de pilotage [53]. Par la suite, l'industrie automobile s'est beaucoup inspirée de ces techniques afin de réduire la complexité de la phase de test d'intégration [54]. Les véhicules automobiles incorporent de plus en plus de systèmes électroniques de contrôleur, la phase de test d'intégration devient alors plus complexe. Les techniques HIL permettent alors de valider un sous-système en émulant les autres composants du véhicule. Ceci étant fait lors de phase de validation du sous-système du véhicule, les problèmes rencontrés lors de la phase d'intégration seront alors réduits puisque certains d'entre eux auront été soulevés précédemment.

Les systèmes HIL s'avèrent très utiles afin de valider des prototypes reliés au système batterie

des véhicules. Différentes approches sont utilisées dans la littérature en fonction des objectifs de test ou des contraintes. Le système HIL peut alors émuler avec des modèles et du matériel plusieurs des systèmes présentés à la Figure 2.4. Ces composants donnent beaucoup plus de flexibilité lors des tests, permettant facilement d'émuler une faute [55, 56] ou du vieillissement rapide.

Lorsque l'élément physique à tester est la batterie, le véhicule entier peut être émulé pour évaluer différent type de batterie [57], pour valider un modèle [58] ou pour valider des algorithmes de gestion d'énergie et des stratégies multisource [59, 60, 5].

Pour l'émulation de batterie, plusieurs approches sont aussi utilisées. La batterie peut être modélisée comme une source contenant un seul élément électrochimique homogène et n'ayant que 2 pôles de sortie. Une source électronique contrôlable peut ainsi être utilisée comme système d'émulation en ajustant sa sortie conformément au modèle désiré. Ce type de système HIL est utilisé pour tester des éléments de la chaîne de traction du véhicule [61, 62]. En ajustant la tension de sortie de la source en fonction d'un modèle de batterie, les systèmes électroniques sont soumis à une tension d'entrée variable en fonction du courant demandé, tel qu'il serait observé avec l'utilisation d'une batterie. La Figure 2.19 montre le schéma typique d'un système HIL tel que décrit. Par contre, cette approche ne permet pas de tester des BMS, car la tension de chacune des cellules présente dans la batterie n'est pas émulée.

Pour la validation de BMS, deux approches sont fréquemment utilisées dans la littérature ; l'approche par communication [63, 64] et l'approche par signaux [65, 66]. Ces deux approches permettent de tester différentes fonctions du BMS à deux niveaux d'intégration différents. L'approche par communication est plutôt utilisée pour une validation des fonctions logicielles et peut être utilisée dès le début de la phase de conception, alors que l'approche par signaux est utilisée pour une validation système et peut être utilisée lorsqu'un prototype partiel ou complet est disponible.

L'approche par communication permet la mise en place rapide d'une plate-forme de test en émulant les données acquises par les capteurs via un bus de communication. Cette approche peut-être utilisée avec les topologies maître-esclaves et modulaires, décrites dans la section

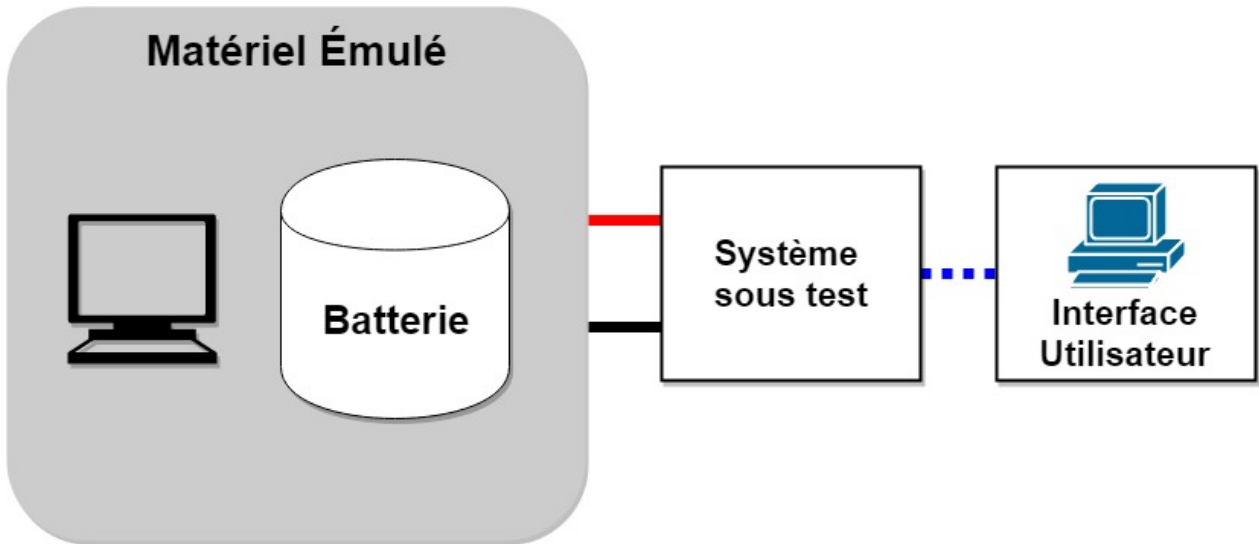


FIGURE 2.19 – Système HIL d’émulation de batterie homogène

2.2.1, très tôt dans la phase de développement afin de valider des fonctions logicielles. Le système HIL émule la batterie et le circuit de mesure du BMS, tel qu’illustré à la Figure 2.20. De cette façon, il est possible de rapidement tester les fonctions de sécurité et de gestion d’erreurs du BMS. Les algorithmes d’estimation d’état de charge et d’état de santé peuvent aussi être validés tôt dans le processus de conception avant que tous les circuits électroniques soient développés. L’équipe de conception logicielle peut de cette façon tester le logiciel en utilisant une plate-forme de développement. Par contre, cette méthode ne teste pas entièrement le BMS, d’autres tests doivent être fait pour valider les circuits électroniques.

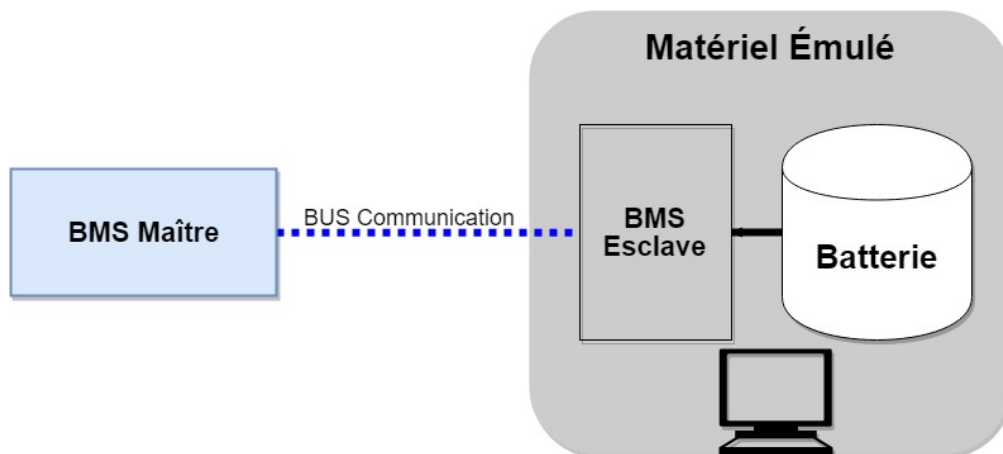


FIGURE 2.20 – Système HIL d’émulation de batterie par BUS de communication

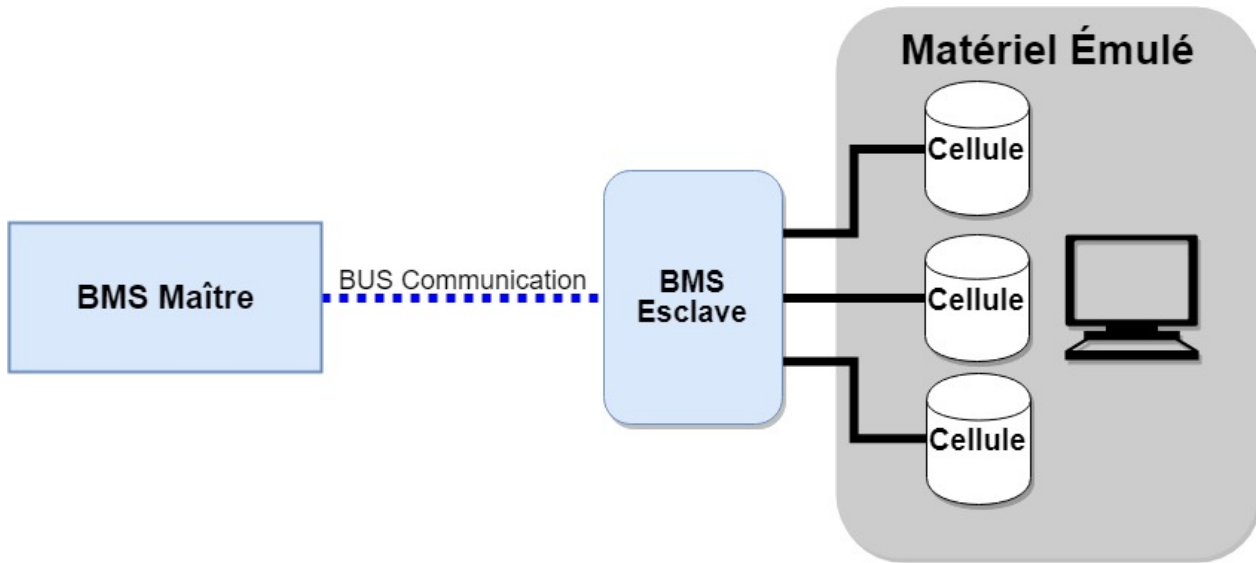


FIGURE 2.21 – Système HIL d'émulation de batterie par signaux

L'approche par signaux permet une validation beaucoup plus complète du BMS en permettant la validation des fonctions matérielles et logicielles. Celle-ci permet d'émuler les signaux électriques provenant de la batterie ou de capteurs. Le système HIL réplique les signaux de tension provenant de chacune des cellules de la batterie, les signaux provenant du capteur de courant et des capteurs de température. Cette approche est souvent appelée aussi multicellule, car basé sur un modèle, elle permet de répliquer les signaux mesurés par le BMS, conformément au courant appliqué sur la batterie émulée. Cette approche permet de valider le fonctionnement des circuits électroniques de mesure ainsi que des fonctions logicielles traitant les données acquises pour déterminer l'état de charge, l'état de santé ainsi que les autres fonctions de sécurité et de gestion d'erreurs. Il est aussi possible de valider le fonctionnement des circuits d'équilibrage, si le système HIL permet de fournir du courant au BMS. Certaines interfaces présentées dans [67, 66, 68], permettent de fournir respectivement un courant de 200 mA, 1.45 A et 5 A au BMS sous test. Cette approche n'est pas intrusive, elle inclut tous les composants réels du BMS et ne nécessite aucune modification au système électronique actuel. La Figure 2.21 montre un schéma de système HIL de type signaux.

2.4 Synthèse de l'état de l'art

Ce chapitre a introduit les notions théoriques afin de bien comprendre le fonctionnement des batteries lithium-ion ainsi que les précautions qui doivent être prise lorsqu'elles sont utilisées. Par la suite, les différentes fonctions exécutées par le système de gestion de batterie y sont présentées. Le choix de la topologie et des composants est primordial afin d'optimiser les performances et le coût d'un tel système. Il a été mis en évidence que l'estimation d'état de charge est une donnée importante pour le conducteur qui permet d'obtenir une estimation du nombre de kilomètres pouvant être parcourus par le véhicule. Plusieurs types d'algorithme d'état de charge ont été présentés et peuvent être classés en 4 catégories distinctes ; les méthodes boucle ouverte, méthodes basées sur un modèle, méthodes adaptatives basées sur un modèle et les méthodes basées sur l'intelligence artificielle. Les méthodes adaptatives basées sur un modèle sont beaucoup plus prometteuses pour des applications embarquées, car elles offrent à la fois une excellente précision sans nécessiter un processeur de calcul très performant. Certaines de ces méthodes offrent certains avantages recherchés pour des applications de véhicule léger, tel que de faibles ressources de calcul nécessaires à son exécution. Les filtres de Kalman sont le plus utilisés dans la littérature, mais ceux-ci demandent des calculs matriciels difficiles à exécuter pour des microcontrôleurs à faible coût. L'algorithme proportionnel intégral présent un temps d'exécution rapide, mais la précision est inférieur au filtre de Kalman. Le chapitre 4 présentera un algorithme nouvellement utilisé pour l'estimation d'état de charge, provenant du domaine du contrôle avancé, qui est une évolution naturelle des contrôleurs PID. Basée sur la théorie de réjection des perturbations du système, cet algorithme permet d'obtenir une précision équivalente à d'excellents filtres de Kalman, tout en ayant un temps d'exécution plus rapide.

Tout d'abord, le chapitre 3 introduira la méthodologie de la validation des algorithmes et la conception du système HIL nécessaire à cette validation. Afin d'évaluer les performances des algorithmes sur un microcontrôleur, il a été nécessaire de développer des cartes électroniques afin de pouvoir émuler les signaux des capteurs nécessaires au BMS. Ce système HIL a aussi comme avantage de pouvoir répéter fidèlement les mêmes conditions de test, ce qui serait impossible à faire avec de vrais batteries.

Chapitre 3

Émulateur multi-cellules pour validation de système de gestion de batterie

Titre original : Multi-Cell Emulation for Battery Management System Validation

Auteur et affiliations :

Pascal Messier - CTA-BRP-UdeS, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Canada

Félix-Antoine Lebel - CTA-BRP-UdeS, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Canada

Jasmin Rouleau - CTA-BRP-UdeS, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Canada

João Pedro F. Trovão - e-TESSC Laboratory, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Canada

État : Publié - doi : 10.1109/VPPC.2018.8604959

Conférence : 2018 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), Chicago, IL, 2018, pp. 1-6.

<https://ieeexplore.ieee.org/document/8604959>

Mise en contexte du chapitre

Dans cet article, la conception du système HIL servant à la validation des algorithmes sera présentée. Ce système de test est un élément clé de ce projet de recherche, car il assure une répétabilité entre chacun des tests afin de valider les algorithmes avec les mêmes paramètres. Un ordinateur temps-réel a été utilisé afin de générer des signaux électriques, correspondant

aux signaux mesurés par le BMS, en fonction d'un modèle de simulation représentant une batterie soumise à divers profil de puissance. Un circuit permettant d'interfacer le système de génération de signaux et le BMS a été développé pour répondre au besoin spécifique de ce projet. Le détail des circuits électroniques et la validation des performances du circuit et du modèle utilisé seront présentés dans ce chapitre.

3.1 Résumé

La validation d'un système de gestion de batterie (BMS) est une tâche complexe qui implique des composants matériel et logiciel comme des systèmes d'interface analogiques, un circuit d'équilibrage et un microcontrôleur contenant des algorithmes d'estimation et de gestion d'erreur. Les tests exécutés avec de vraies batteries peuvent devenir fastidieux et un simulateur *Hardware-in-the-loop* (HIL) est plus efficace et sécuritaire quand il s'agit de tester des situations qui sont en dehors de la zone d'opération normale. Dans cet article, un circuit d'émulation de cellule a été conçu pour créer un système HIL personnalisé pour la validation de BMS, qui peut être utilisé avec tout ordinateur temps-réel standard et générateur de signaux. Ce HIL émule le comportement dynamique des cellules d'une batterie pour valider les fonctions de mesures de tension et l'estimation de l'état de charge (SoC) du BMS. Ce système peut directement alimenter le BMS pour tester sa fonction d'équilibrage des cellules. Les tests initiaux montrent des bonnes performances de l'émulateur de cellule comparativement à des vrais tests de décharge de cellule. Ce système peut standardiser la validation de BMS, tout en étant une solution abordable pour la simulation de système réel.

3.2 Abstract

The validation of a Battery Management System (BMS) is a complex task that involves hardware and software components such as an analog front-end (AFE), a balancing circuit and a microcontroller with estimation algorithms and fault management. Test conducted with real batteries can become time-consuming and a Hardware-in-the-loop (HIL) simulator can be more efficient and safer when it comes to testing situations outside the normal range

of operation. In this paper, a cell emulator circuit has been designed to create a custom HIL system for BMS validation that can be used with any standard real-time computer or signal generation hardware. This HIL emulates the behavior of battery cells dynamic in order to validate the voltage monitoring and state-of-charge (SOC) estimation function of the BMS. The system can supply current directly to the BMS to test the balancing function of the BMS. Initial tests show good performance of the cell emulator system compare to a real cell discharge. This system can standardize the validation of BMSs while being an affordable solution for simulation test systems.

3.3 Introduction

The battery management system (BMS) is an important part of a safe and robust lithium-ion battery (LIB) design. This system is important to avoid any electric or thermal abuse on the cells, preventing events such as overcharge, undercharge and overheating that can lead to battery premature degradation or thermal runaway. In electric vehicles (EVs) or hybrid electric vehicles (HEVs), these protections are highly important because the damage of the battery will directly be translated to a reduction of range or in extreme cases the loss of the vehicle. The standard procedure of any product planning is to include a validation phase where the prototypes are subjected the different use cases encountered in its lifecycle.

An industrial standard for software development process known as V-Shape, shown in Figure 3.1, can also be used in embedded software (SW) and hardware (HW) where the vertical axis is representing the abstraction layers and the horizontal axis is representing the project timeline. By using the V-Shape model, it is possible to harmonize the design and a multi-stage validation phase during the whole project.

Validating a prototype in a real case scenario would be more representative but, time-consuming and costly. With the increasing use of electronic components and the rising complexity of the systems, the number of scenarios that need to be addressed has drastically increases. The HIL become advantages when the environment can be simulated. HIL has been used since the 90's to validate safety critical systems such as flight control. The auto-

motive industry uses it to test electronic control unit and thus avoiding intense and complex test phase during the integration of all other components of the vehicle [54]. HIL become useful when other dependant systems a not readily available. These systems may not be available or currently in their design phase, as it is the case with third-party electronics. If it can have an impact on the functions of the system of interest, it must be considered into the validation.

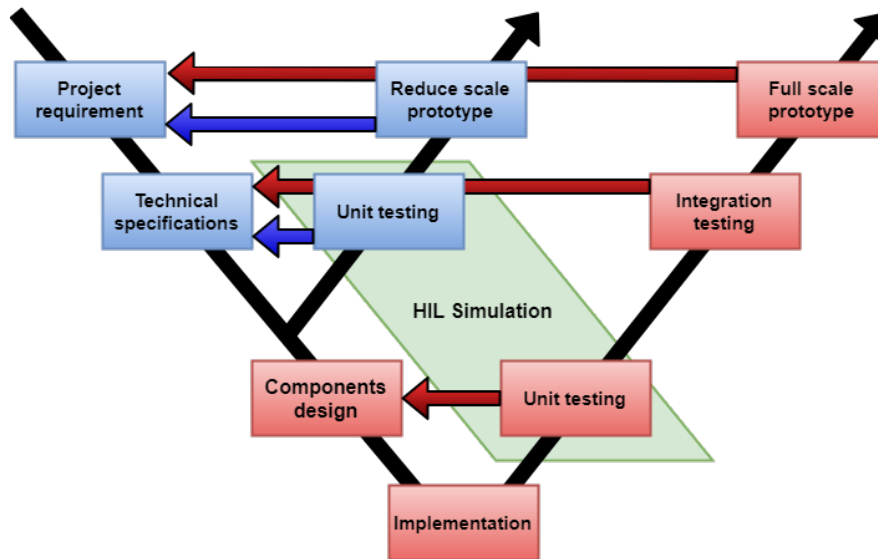


FIGURE 3.1 – V-Shape development process

The purpose of a BMS is to monitor the state of a battery. A battery is an electrochemical energy storage device that has non-linear behavior and is subject to aging. The BMS is mostly used to monitor the voltage, the temperature, to control balancing of the cells, to estimate the state-of-charge and the state of health (SOH). These algorithms are mostly designed offline with mathematical software and are then translated into the embedded code. When the algorithms are transferred into a microcontroller, the same performance is not guaranteed due to the different computing resources, the possible interferences with the other routines and a non-expected level of sensor noise that may not have been considered during simulation.

However, to validate properly the embedded code and the state algorithms, the BMS must be submitted to different scenarios, with battery at different levels of degradation, and to different types of failure. Generating all these cases with physical batteries would require a large number of prototypes, the tests would be hard to replicate, be very time-consuming and some failure modes can be dangerous. In contrast, tests conducted with an HIL battery simulator can reproduce the BMS's requested signals for numerous cases quickly and safely. Therefore, in the same time range, it would be possible to run more cases and ensure a higher product reliability. This efficiency will also be beneficial by reducing the cost of the testing phase and maintaining the same time to market. The scope of this work is to develop a system that can replicate the behavior of a battery to test the BMS-HW and SW functionalities.

To meet these requirements, the market offers some commercial HIL solutions. However, most of these systems are expensive, not well suited to specific tests requested by BMS development and requires specific proprietary program and hardware. The investment can be difficult to justify for a small volume of prototypes such as academic research projects. This paper presents a scalable HIL solution that uses common real-time systems, signal generation hardware and custom electronic circuits.

The paper is organized as follows. Section II introduces the different BMS architectures and HIL approaches for its validation. Section III presents the multi-cell HIL solution. In section IV, the performance of the system will be presented. Finally, section V concludes with final remarks and future works perspective.

3.4 Review of Battery Management Systems

3.4.1 Architecture of a Battery Management Systems

The BMS is a set of circuit and electronic component associated with the battery operation. Lithium-ion batteries require to be constantly monitored by a BMS to ensure the cells remain in the voltage and temperature operating range. The BMS is used in many applications, especially in EVs and HEVs, where a large number of cells is required. In vehicles, the BMS

must interact with a lot of other systems to communicate or receive pertinent information and control some components. Figure 3.2 shows a typical environment of the BMS in a vehicle.

The electrical connection to the battery is done as shown in Figure 3.3, where each terminals of the series cells is connected to the circuit. All cells connected in parallel are measured by the same channel of the BMS. The terminal voltage of each parallel is considered homogeneous. Moreover, on the hardware level to achieve the basic functions, the system must contain at least an AFE to acquire cell voltage, an active or passive circuit to balance each series cells, a communication interface and a microcontroller to execute the software and algorithms. There are four common hardware topologies, master/slave, centralize, modular and distributed [26, 3, 20].

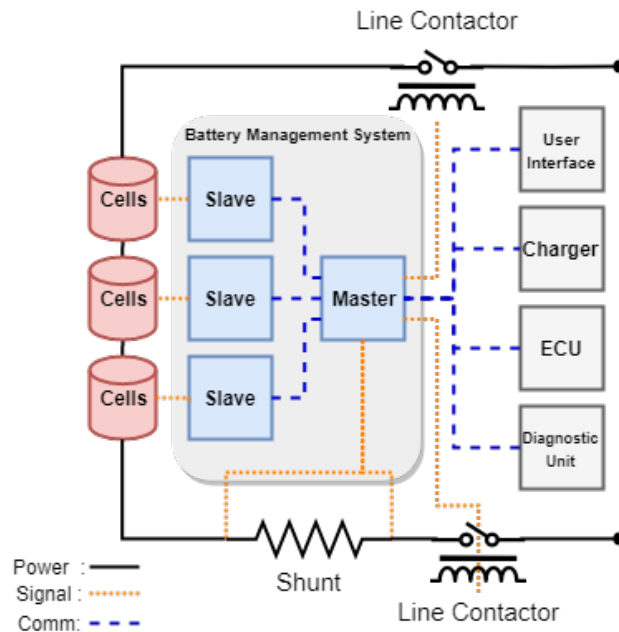


FIGURE 3.2 – Battery management system and other peripherals in vehicle

Each topology affects how the electronic circuits and the functions are separated. A master/slave topology will use two distinct circuits for specific functions. The slave unit is used for cell level functions such as cells voltage, temperature measurement and balancing. The master unit is used for the battery level functions such as SOC and SOH estimation, charge control and fault management. The information from the slave is communicated to the master. A centralized topology will use one electronic circuit for the entire battery where all the

functions are integrated. A modular topology is a hybrid between the last two, where multiple identical electronic circuits can do different levels of functions. Typically, one of these circuits is set as the master and executes battery level functions. The last topology is the distributed. This topology uses one circuit for each cell. This topology is difficult to integrate due to a large number of circuits and is not frequently used in industrial applications.

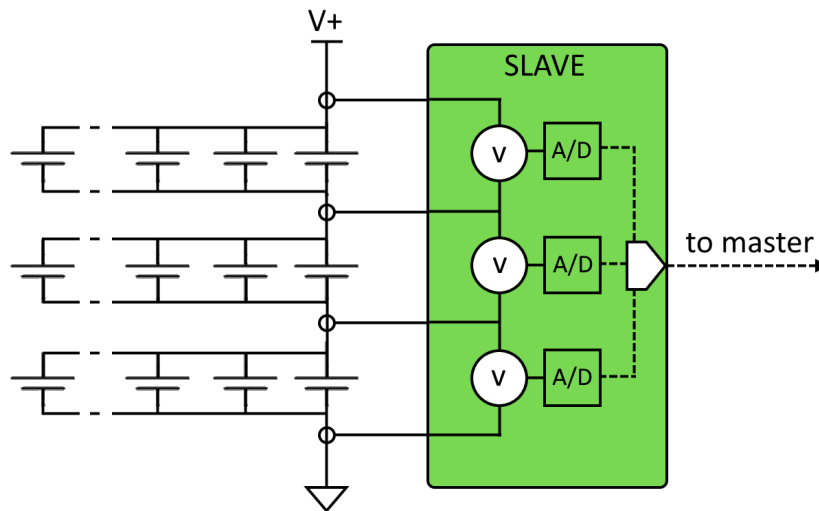


FIGURE 3.3 – BMS cells electrical connection

The BMS topology depends on the battery pack size, the battery cell arrangement and designer choices. However, topologies have an impact on the hardware and software functions distribution and the validation procedure. Different approaches of HIL system can satisfy the test requirements.

3.4.2 Hardware-in-the-loop System for Battery Emulation

For these reasons, HIL simulators are widely used for the prototype design of battery system. Different approaches are used in the literature, for different test objectives and constraints. A HIL system uses virtual and physical components to replicate a complex system. In the case of a vehicle battery system, an HIL system can virtualize many components of Figure 3.2 and linked them to some hardware components. The hardware components can be used to

emulate a physical component with more flexibility over the cases to test, such as emulating a faulty [55, 56] or rapidly aging cell.

When the system of interest is the battery, HIL system can be used to emulate a complete vehicle for different types of battery validation [57], model validation [58], energy management strategies and multi-source strategies [5, 59, 60].

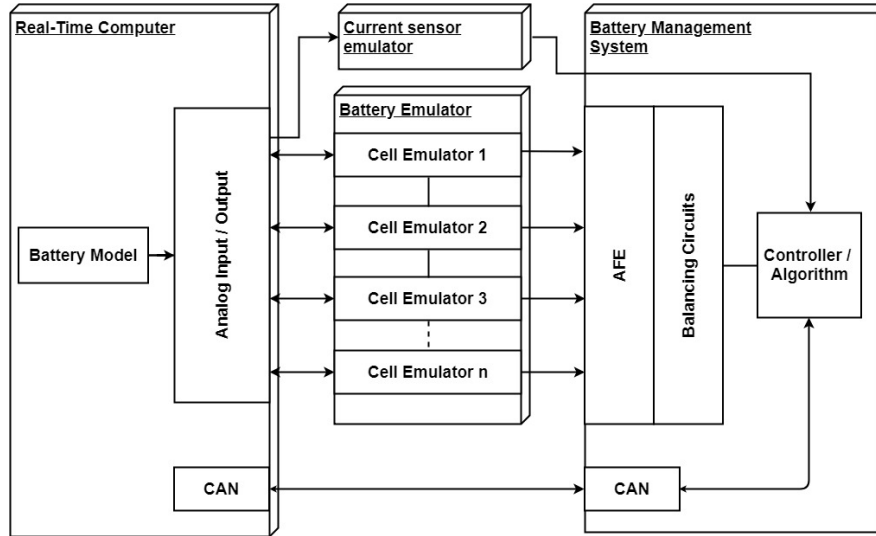


FIGURE 3.4 – High-level architecture of the proposed HIL

For battery emulation, different approaches can be found in the literature. The LIBs can be modeled as a pack, where the battery is represented as one single homogeneous electrochemical element. This approach is used for power electronic validation [62]. For a BMS validation, a cell-based approach [65, 66] is more frequent. Otherwise, some BMS features cannot be tested, such as cell to cell balancing and electric quantity scatter SOH method [69]. To operate properly, a BMS must at least monitor the voltage value of each cell, the pack current and the temperature of the cells or the pack. A cell-based approach can provide all the simulated signals needed at a cell level. The balancing circuit is an important function that maintains the cells at the same SOC over time. For a complete BMS validation, it is important to test the balancing circuits to ensure that each cell can be properly discharged if needed. Power interfaces are necessary to source or sink currents between the emulated cell and the real electronic circuits. Some interfaces are presented in the literature [66, 67, 68]. These interfaces allow current levels up to 200 mA, 1.45 A or 5 A. The interface in [66] allows

testing of passive and active balancing. The setup in [68], is only designed to test balancing circuits.

The HIL systems presented before are focused on the signal approach involving the emulation of the sensors signals. With some BMS topologies, like the master/slave and the modular, it is possible to use a communication-based approach [63, 64], where sensors are emulated through the communication bus of the system. This approach is mostly used to test SW functions and algorithms because HW functions as measuring or balancing cannot be tested.

Furthermore, the right approach depends on the test objectives, the functions that need to be validated, the topology and the level of integration of the design. A communication-based approach requires less HW and is quicker to deploy. The cell-based approaches are more suitable to test a larger variety of BMSs and functions. The proposed system will use a cell-based approach.

3.5 Hardware-in-the-loop System

The intent of this project is to design a modular, affordable and flexible multi-cell emulator to test BMS functionalities. In a research context, the configuration of the prototype can differ, and the volume of units can be low. An easily configurable solution using minimal time and effort is valuable. The BMS targeted by this study is following the modular topology and is designed to monitor 14 cells. According to the analysis of the BMS, the HIL system needs to support the test of the primary functions including cell voltage monitoring, cell balancing, pack current motoring and diagnosis. The HIL includes the following functions.

- Independent simulation model and electronic circuits for each emulated cell
- Validation of the balancing circuits
- Power electronics that can handle a high balancing current
- Simulate faults
- Simulate current sensor output

To simulate larger battery packs, other slave modules can be simulated using communication-based HIL method. The HIL system proposed is composed of a real-time target computer, an external power supply and several cell emulators as shown in Figure 3.4.

3.5.1 Equivalent circuit based model

To represent the cell voltage response to the current load applies, a simulation model is needed to calculate the desired voltages of each channels. In [70], several kinds of battery models used on EVs and HEVs were analyzed. A third order electric equivalent circuit model is used to simulate the non-linear terminal voltage of the cell, as shown in Figure 3.5 [71]. The model uses R_0 as the internal resistor and U_{oc} as the open circuit voltage. The R_1C_1 , R_2C_2 and R_3C_3 circuits simulate the transient characteristics of the cell.

The equivalent circuit base model is defined by the set of equations listed below

$$SoC(t) = SoC_{ini} - \int_{t_0}^t \frac{i\eta}{C_{nom}} dt \quad (3.1)$$

$$U_x(s) = \frac{R_x}{1 + R_x C_x(s)} I_L(s) \quad (3.2)$$

$$U_t = U_{oc}(SOC) - I_L R_0 - U_1 - U_2 - U_3 \quad (3.3)$$

where s is the Laplace operator, SoC_{ini} is the initial SOC value, C_{nom} the nominal capacity of the cell, η the Coulombic efficiency, U_x are the voltages cross the $R_x C_x$ circuit, I_L the current and U_t the terminal voltage of the cell.

3.5.2 Real-Time Target Computer

The signal response of the model needs to be generated to interact with the physical system under test. The purpose of this equipment is to bring the model outputs to electrical signals. The RTD IDAN® is a configurable real-time computer and it has been chosen for its compatibility with the models generated by MATLAB/Simulink® and the modularity of the

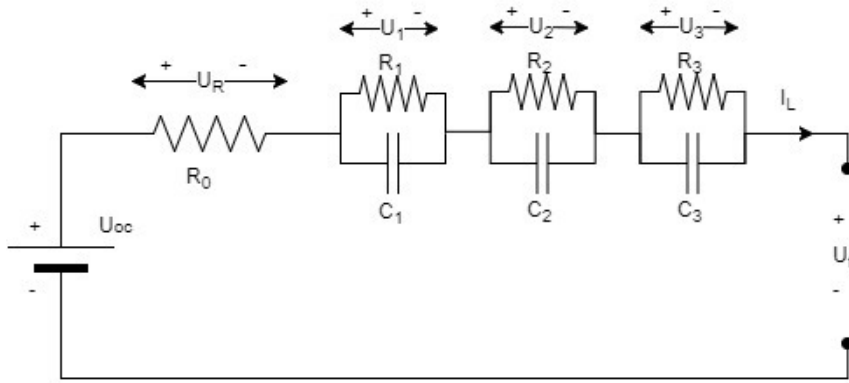


FIGURE 3.5 – Third order equivalent circuit model of the cell

hardware platform. The IDAN uses software from OPAL-RT that can directly be coded with Simulink blocks. This feature allows to directly transfer the model developed by simulation to the real-time target with minor changes. This is less time consuming than programming the model in C language and implement it into a Digital Signal Processor (DSP).

The modularity of the hardware platform is also an advantage. The vertical stackable integration of the input-output module gives the flexibility to expand the HIL functionalities if needed. The IDAN is equipped with two 8 channel analog output modules for the cell voltage and current sensor emulation and two 16 channel analog inputs for feedback signals from the cell emulator.

3.5.3 Cell Emulators

One challenge when it comes to emulate a series of cells is to be able to recreate the sum of the terminal voltage of each cell. With standard analog waveform generator, the maximum voltage range is typically from - 12 V to + 12 V. Most of these cards have the same common reference otherwise there is a none-negligible cost increase if all channels are isolated. However, the voltage range is not enough to simulate all the series cells that at least a slave unit can handle. Most of the integrated circuit (IC) manufacturers offer AFE that can monitor 6 to 16 cells. With a standard waveform generator, an external electronic circuit is required to isolate each signal from the common voltage reference and reference the isolated signal from the previous element like cells place in series. As shown in Figure 3.8, the circuits are placed

in series like electrochemical cells, where the negative reference is connected to the positive one of the previous. The cell emulator design is shown in Figure 3.6.

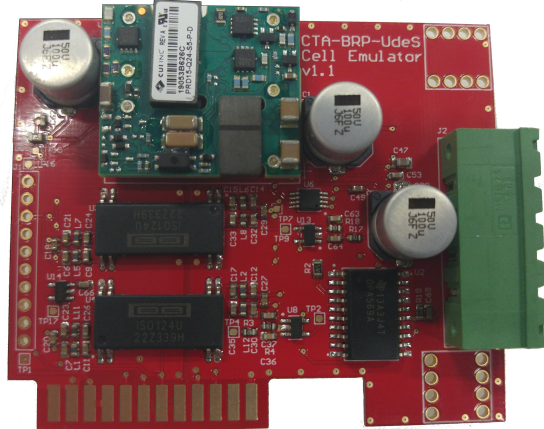


FIGURE 3.6 – Cell emulator circuit

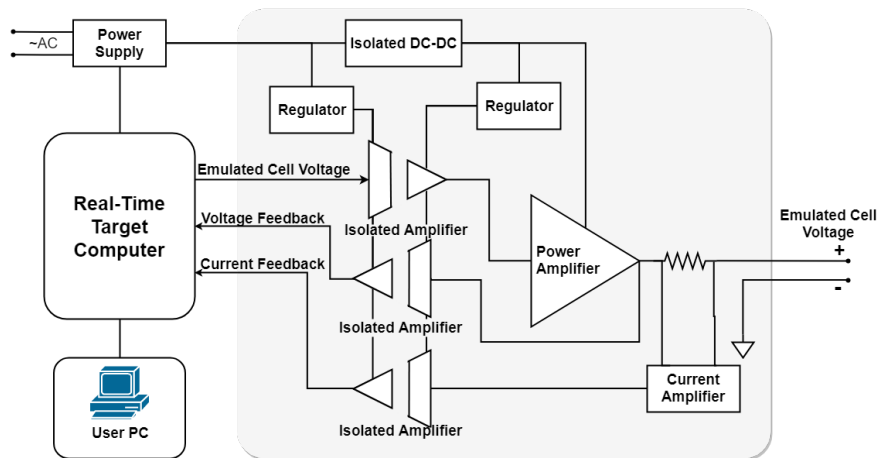


FIGURE 3.7 – Cell emulator circuit diagram

Each cell emulators are independent of each other. The emulator takes as input a 12 V supply and the simulated cell signals. The supply voltage is passed through two parallel-isolated DC-DC converters to provide two level of voltage required by the other section of the circuit. As presented in Figure 3.7, an isolated operational amplifier is used to transfer the signal generated by the IDAN target to the other referenced circuit section. This signal is afterward pass through a power amplifier. This amplifier is needed to supply current when the balancing circuit is activated for a cell. The power amplifier used in this circuit is able to provide a

current of up to 2 A. Feedbacks are also implemented to return to the real-time target status beyond the isolation barrier. The output voltage and the balancing current value are returned to the system through isolated operational amplifiers.

The reference for the next circuit is taken directly at the output of the power amplifier. By taking the reference at this point, it has the effect to add the value of the signal to the next emulator. It means that the voltage between the lowest reference and the second cell emulator in the series will be a function of the voltage output of the first one. If the first emulated cell discharges, the total voltage of the series will decrease proportionally but the terminal voltage of the other cell will remain constant if there is no current applied to the simulated model.

3.6 Results

In this section, the performance of the prototype cell emulator will be presented. The test will evaluate the error between the emulated cell and real acquisition. The validation of the first prototypes has been done using an eDAQ acquisition system connected to the output of the two cells emulator prototypes and measuring the total voltage of the two-emulated series cell as shown in Figure 3.8. Discharge tests have been performed using a lithium-ion NMC cell as the reference.

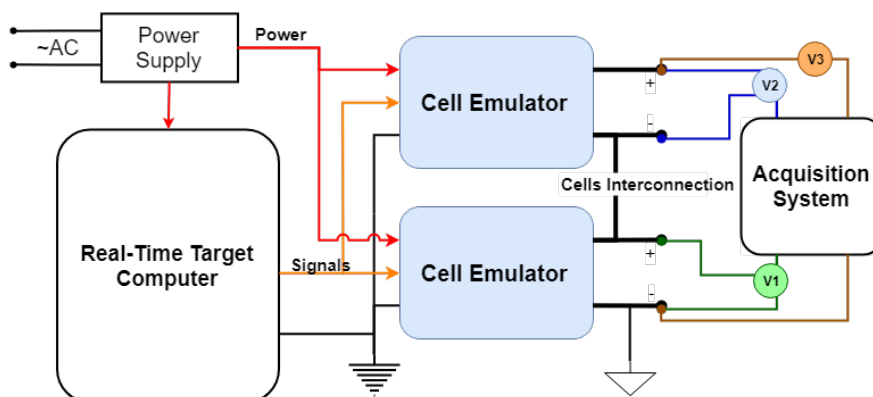


FIGURE 3.8 – Test setup diagram

Tableau 3.1 – Cell emulator output error vs the experimental and the simulation data

Signals	Error			
	RMS		Maximum	
Simulation	2mV	0.06 %	9.8mV	0.24 %
Experimental	19.9mV	0.26 %	58.7mV	1.96 %

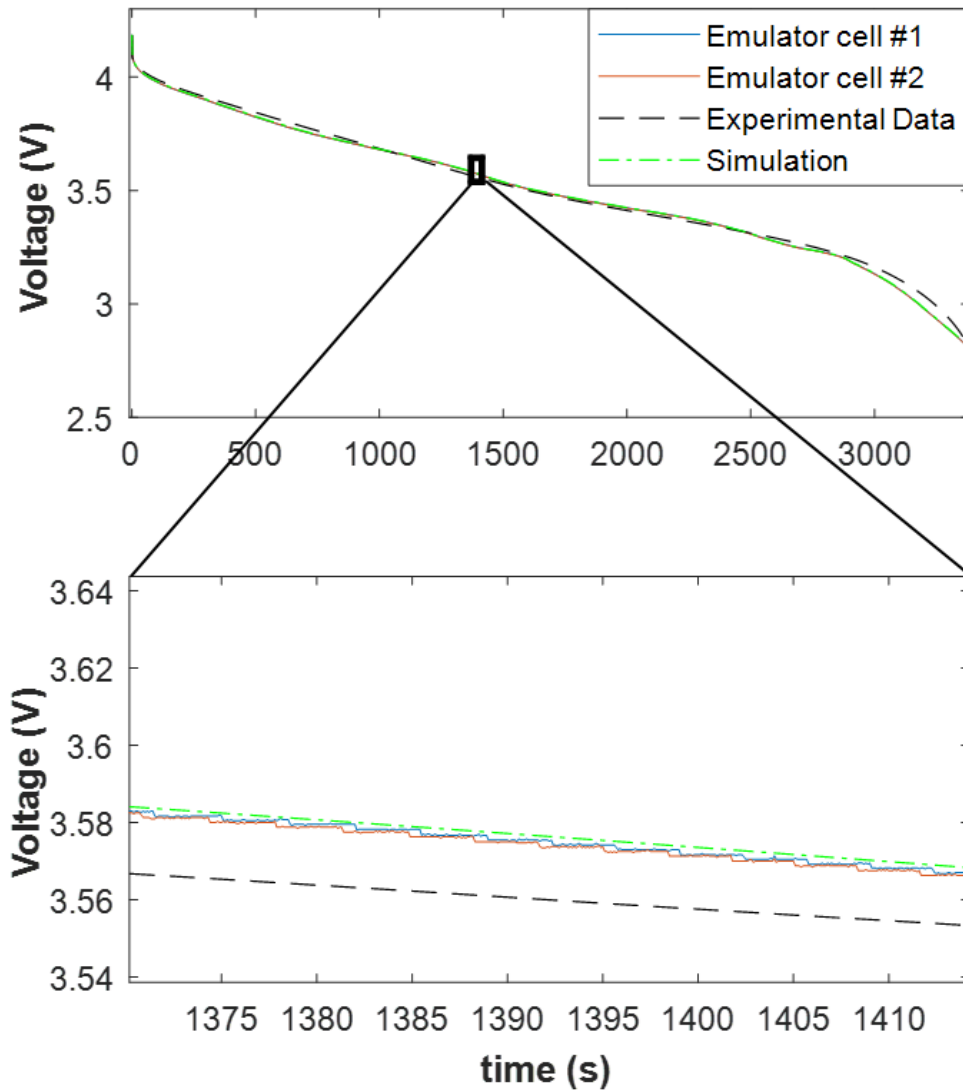


FIGURE 3.9 – Cells voltage under a constant current discharge at 1 C

The results show two cell emulators under a constant discharge current compare to the simulation result and the experimental data. The simulation result is obtained with a Simulink model using the same parameters used in the real-time computer. The model of each emulated cell shares the same initial parameters. As shown in Figure 3.9, the two-emulated channels overlay each other, as it was predictable by simulated two identical cells. A difference can be noticed between the experimental and the emulated discharge. Figure 3.10 shows the voltage error of the emulator compared to the simulation and experimental data. The results show that the error of the experimental data is not constant during the discharge. On the other hand, the error between the simulation and the emulation is almost constant. This behavior shows that the hardware components are responsive to the signal input values and introduce minor offset during the multiple analog amplification stages. However, tuning the parameters of the model for a specific cell is a difficult task. The accuracy of the selected model is the main contributor to the total error of the system. The error results are presented in Table 3.1.

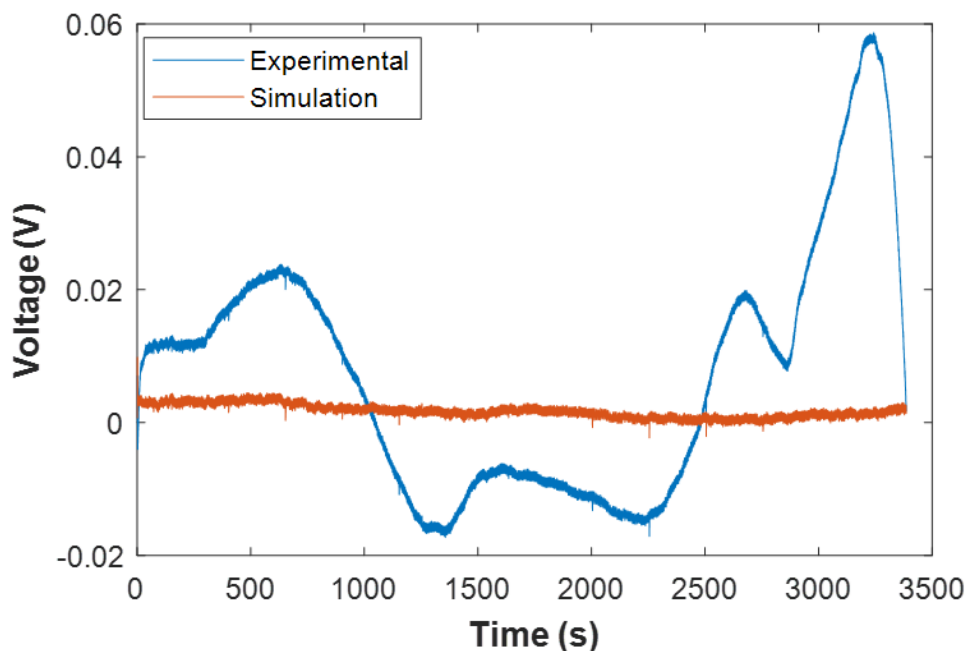


FIGURE 3.10 – Cell emulator output error vs the experimental and the simulation data

The balancing current capability has been tested using a power resistor connected to the output of the cell emulators. A cell at rest has been simulated during this test. The circuit

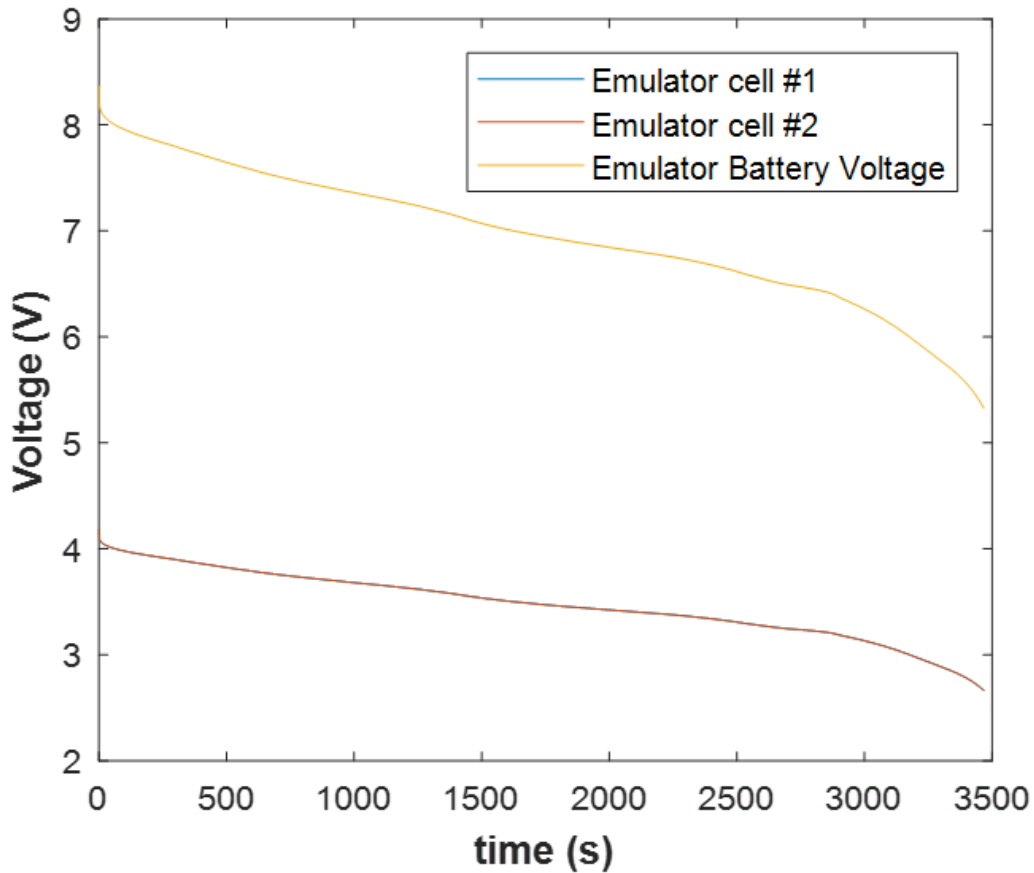


FIGURE 3.11 – Emulated cells and battery terminal voltage

is closed externally as if it was done by the BMS. The results show that the emulator is easily capable of supplying 1.5 A to a BMS balancing circuit without any significant voltage drop. For testing purpose, the balancing current feedback has not considered in the current applied to the simulation model in order to validate the performance of the power amplifier only. With a real cell, the voltage should have dropped in accordance with the simulation model. The current feedback of the cell emulator will provide this information and adjust the voltage output.

The other feature that was tested is the ability to be connected in series like real cells. In Figure 3.11, the two emulators were connected in series and the terminal voltages of the two emulators are read. With only passive filtering between the two emulators, the voltage level of the first one is added to the signal of the second one. The feature allows the user to easily

scale up the number of emulated cells without further design efforts.

3.7 Conclusion

This paper presents a custom solution of multi-cell emulation for battery management system validation. A HIL system reduces the validation testing time in comparison with tests conducted with real lithium-ion cells. The tests with HIL are more efficient, easily replicable, safer and allows testing beyond normal use cases. The current work introduces a modular HIL multi-cell system that can be interfaced with any common standard real-time computer or signal generation hardware. The validation of the first two prototypes of cell emulator was conducted to ensure the basic functionalities, emulation of a cell dynamic, sourcing balancing current and capability to connect the emulators in a chain. The results show that the emulators meet the expected requirements with a minimum accuracy of 1.96%.

Future works will address the complete validation with a BMS, current sensor emulation, fault insertion and improvement of the cell dynamic model.

Chapitre 4

Estimation de l'état de charge basée sur l'algorithme d'observation de perturbations

Titre original : Disturbance Observer-based State-of-Charge Estimation for Li-ion Battery used in Light Electric Vehicles

Auteur et affiliations :

Pascal Messier - CTA-BRP-UdeS, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Canada

Bao-Huy Nguyen - e-TESC Laboratory, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Canada

Félix-Antoine Lebel - CTA-BRP-UdeS, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Canada

João Pedro F. Trovão - e-TESC Laboratory, Université de Sherbrooke, Sherbrooke, Canada

État : Soumis et en évaluation

Journal : Journal of Energy Storage (Elsevier)

Mise en contexte du chapitre

Dans cet article, le développement et l'implémentation de l'algorithme DOB pour l'estimation de l'état de charge de batterie lithium-ion sont présentés. Cet algorithme issu de la théorie du contrôle avancé a été adapté pour l'estimation de l'état de charge. Le développement mathématique sera présenté de manière détaillée. Cet algorithme se distingue par ses performances, mais aussi par sa simplicité qui permet de l'adapter à tout type de batterie

en changeant les paramètres du modèle utilisé. La validation des performances s'est faite en utilisant le système HIL décrit dans le chapitre précédent. Un profil de puissance enregistré sur un véhicule électrique à trois roues a été utilisé pour comparer les performances de plusieurs algorithmes embarqués à celui développé.

4.1 Résumé

L'état de charge de la batterie d'un véhicule électrique est une information critique pour le conducteur. La précision de l'algorithme d'état de charge est souvent limitée par les capacités de calcul des composants électroniques. Il est critique de s'assurer que les requis de performance obtenus dans la phase de design sont maintenus lors de l'implémentation vers un microcontrôleur bas de gamme. La demande grandissante pour des petits véhicules électriques augmente le besoin d'algorithmes précis et faible en opération de calcul pour les systèmes de gestion de batterie à faible coût. Cet article introduit un nouvel algorithme d'estimation d'état de charge qui amène un compromis entre précision et simplicité. Un algorithme basé sur l'observateur de perturbation offre une solution simple qui réduit le temps de calcul en obtenant des performances similaires à d'autres algorithmes d'estimation d'état de charge bien connu. Ce nouvel estimateur a été programmé dans un système embarqué pour être plus représentatif des conditions de calcul réel. La validation de l'algorithme a été réalisée avec un système *Hardware-in-the-loop* spécialement conçu afin d'émuler les signaux électriques de batterie mesurés par les capteurs de son système de gestion. La validation a été faite en utilisant un profil de vitesse d'un véhicule réel, issu d'un enregistrement fait sur un véhicule électrique à trois roues. Les performances de l'algorithme proposé ont été comparées à d'autres algorithmes. Les résultats indiquent que l'observateur de perturbations peut fournir une estimation plus précise et cela plus rapidement que les autres algorithmes.

4.2 Abstract

State-of-charge (SoC) of an electric vehicle battery pack is a critical information for the driver. The accuracy of the SoC estimation algorithms are often limited by the computational resources of the electronic hardware. Ensuring that required performances are maintained between the design stage and the implementation in a low-cost microcontroller is critical. The growing demand for light electric vehicles (EVs) increases the need of precise and computationally-light algorithms for low-cost Battery Management System (BMS). This paper introduces a novel SoC estimation method that deals with accuracy and simplicity. A disturbance observer (DOB)-based algorithm offers a simple solution that reduces the computational time while achieving similar performances of other well-known SoC estimators. The new estimator has been programmed into an on-board system to be more representative of the real computational resources. The validation of the algorithm has been done with a custom hardware-in-the-loop system that emulates the battery electrical signals of the BMS sensors. The validation uses a real vehicle speed profile recorded on a three-wheel light EV. The performance of the proposed method has been compared to the other estimators. The results indicate that the DOB-based SoC estimator can achieve a faster and more accurate estimation than the other approaches.

4.3 Introduction

4.3.1 Motivation and challenges

With the urge to find more sustainable energy solutions to reduce the green gas emission, the use of energy storage systems like Lithium-ion batteries (LiB) has increased to support the renewable energy production system, e.g., solar panels and wind turbines. LiB have also made a breakthrough in the transportation industry allowing tailpipe emission free vehicles. LiB have relatively high specific energy, long life cycle, and low self-discharge, making them a very suitable technology for mobile applications. As the demands for more fuel-efficient vehicles increases, internal combustion engines powered vehicles are likely to be replaced more and more by EVs and HEVs. This technological transition brings a lot of new challenges for

traditional vehicle manufacturers as they require many new components and technologies like electric motors, power electronics, battery packs. Motorcycles, scooters, trikes and other small EVs are an excellent application of electrification, especially for urban use. Light EVs face additional challenges due to limited volume available for the batteries and low cost needed in this competitive market segment.

In every LiB application, a BMS is required to ensure the safe usage of the LiB and to estimate precisely its states of charge and health (SoC, SoH). The SoC estimation plays a similar role to the fuel gauge in a gasoline vehicle, as it gives an approximation of the remaining energy in the batteries. Unlike fuel level in a gas tank, the SoC cannot be directly measured. Moreover, non-linear and time-varying characteristics of lithium-ion batteries make it very difficult to be estimated from measurable variables like voltage and current. SoC estimation is challenging especially in vehicle applications because a lot of factors must be considered like battery model, cell unbalancing, aging, temperature [72], load condition, self-discharge and hysteresis characteristics [73]. Many methods can be found in the literature to estimate the SoC, based on voltage measurement, current integration [74], model, and artificial intelligence [30]. The model-based techniques are widely used for SoC estimation because they are empirical representations of the chemical phenomenon of the batteries and the parameters can be obtained by laboratory tests [75, 76]. Some algorithms can appear very accurate but are difficult to implement in on-board systems due to their complexity and high computational requirements [77]. For light EVs, the choice of the algorithm has a great impact on the cost of the components used on the BMS circuit boards. The cost of microcontrollers tends to increase with computational capabilities. This conflicts with the industrial goal to reduce the cost of systems to remain competitive on the market. Therefore, it is important to develop algorithms and techniques that run with low computational requirements without lost in estimation accuracy. Estimating the SoC remains a complex engineering challenge and depending on the application many solutions can be developed. Trade-off between accuracy, complexity and cost is under interest for wide development of light EVs

4.3.2 Literature Review

The BMS executes hardware and software requirements to maintain the batteries in a safe operating area. In most applications an embedded BMS is mandatory for LIBs and mainly execute :

- Cell monitoring
- Cell balancing
- Temperature management
- Current measurement
- States estimation : SoC and SoH

The cell monitoring task must ensure that the cells never exceed the specified Safe Operation Area (SOA). The SOA is specified by the cell manufacturer and bounds the maximum and minimum voltage limit for each cell, maximum temperature, and maximum charge and discharge current. In a large LIB, a high number of cells are connected in different series/-parallel configurations to obtain the desired voltage, power and capacity [78]. For matters of cost and technical constraints, a BMS most often does not measure the current, temperature, and voltage of every single cell. For current, the measure is mostly done at the battery pack level with a shunt or a hall-effect sensor. Although temperature could be measured for every cell, it is neither useful or simple to achieve to handle a high number of sensors. In most cases, a significant number of temperature sensors are distributed into the battery at strategic locations such as the expected hot-spots. The voltage is measured for each set of cells in series and the sets of cells in parallel can be considered as one equivalent cell [79].

The SoC estimation is one of the major tasks that a BMS must execute. The BMS software includes an algorithm that relies on voltages, current and temperatures measurements to obtain the most accurate estimation of the actual SoC. Two commons methods are used to estimate the SoC, with the battery terminal voltage or with the cell's terminal voltages. Estimating the SoC using the terminal voltage of the battery pack is easier to implement but does not give an accurate approximation of the real SoC [80]. This approach makes the hypothesis that every cell in series have the same SoC and voltage. Computing the SoC based on the estimations of each set of cells is a more accurate method [9]. In fact, the capacity of a

battery is always determined by the weakest cell of the pack and if there is a major difference between the cells, the error of SoC estimation can become very high [3]. On the other hand, implementing an algorithm that makes an estimation for every cell in series can become very demanding for a microcontroller. For a high-volume product, the BMS can become a very costly component of a battery system, and design effort can be made to reduce the cost of the electronics. Using a cheaper microcontroller is a solution but it may reduce the performance of some algorithms. In [77], Mean Absolute Error (MAE) and the execution time of different SoC method for online application were compared. The result shows that most of the time, when the algorithms compared are slower, they are more accurate.

For SoC estimation, a lot of methods can be found in the literature and can be categorized into four types, the open-loop methods, model-based methods, adaptive model-based method, and data-driven learning methods. The open-loop methods include Coulomb counting [74] and open-circuit voltage mathematical representation like proposed by Tremblay, Shepherd, Unnewehr, and Nernst [32, 33, 36]. Model-based methods include Equivalent Circuit Model (ECM) and electrochemical model. The adaptive model-based methods include Kalman Filter (KF), Recursive Least Square (RLS), H-infinity (H), Proportional Integral (PI), Sliding Mode Observer (SMO) and Particle Filter (PF). The data-driven method includes neural networks [81], [82], and fuzzy logic [83]. In this framework, the proposed approach is primarily focused on the model-based methods category.

The Open-circuit voltage (OCV) can be measured when the cells are at rest. A non-linear relation exists between the OCV and the SoC, as shown in Figure 4.1. The relation can be described as a mathematical equation, like presented by Tremblay, Shepherd, Unnewehr and Nernst [32, 33, 36] or with experimental data using a Look-up Table (LuT) [73]. Using a LuT is a time efficient method to estimate the SoC because value can be found faster than calculated by a high-order mathematical expression. The major issue is because this relation is only valid when the cell is at rest. Whenever current is drawn, a voltage drop occurs at the terminals of the cell. This voltage drop is created by the internal chemical phenomenon and is often represented by an internal resistance [84]. As the internal resistance cannot be measured directly, estimating the OCV by the Ohm's law cannot be done with precision. The

voltage must be measured before any current applied or after the relaxation time of the cell. The relaxation time is another non-measurable parameter that varies for each cell [85, 86]. Generally, the relaxation time can take hours and made this method not practical in a vehicle application. Additionally, the characteristics of the OCV curve change with temperature and age [87]. OCV curves for the operation range of the temperature and for the different number of cycles need to be measured experimentally prior being implemented into the microcontroller, to properly estimated the SoC for every LiB operations. OCV characteristic is also chemistry dependent [75]. Figure 4.1 shows the OCV to SoC relation for a Nickel-Manganese Cobalt anode/Carbon cathode (NMC) lithium-ion cell. It exhibits a steeper slope than chemistries like lithium iron phosphate (LiFePO₄). This means that a 1% SoC difference may result in a hardly measurable voltage difference. Errors in the voltage measurement can lead to greater errors in the SoC estimation [73, 88]. The direct voltage measurement method is not very suitable for online application with a high current load for all the drawback listed above. However, this method is integrated most model-based estimation methods that use OCV estimated values to infer about SoC.

The Coulomb counting method consists of the integration of the current [74]. As current integration is linear with battery capacity, it is the simplest and most direct method to estimate the SoC. The mathematical expression of the Coulomb counting (CC) is defined by (4.1),

$$SoC(t) = SoC(0) - \int_{t_0}^t \frac{I_{batt}(t)\eta}{C_{batt}} dt \quad (4.1)$$

where $SoC(t)$ is the SoC estimation, with $SoC(0)$ is the initial value, η is the coulombic efficiency, C_{batt} the battery capacity and I_{batt} the current (discharging current is considered as positive). For LiB, the coulombic efficiency is close to one and is often neglected.

Despite being the most efficient and precise method in theory, CC has a lot of issues that make it not accurate in practice. Inaccuracies of the current sensor's measurements create an accumulation of errors that tends the SoC estimation to diverge from the real SoC value. The current sensor may also have a static offset error in the measurement output that leads to an integration error. In laboratory experiments, a well calibrated current sensor can be

used to perform the CC method. Under laboratory conditions, it is possible to obtain very precise SoC estimation using the CC method, but an exhaustive calibration protocol must be performed to obtain a precise initial SoC. This degree of precision is hard to replicate in practice, especially as the current range of the sensor must be very wide to suit a vehicle application.

To improve the OCV method, a more accurate representation of the internal behavior of the cells must be considered for online estimation. An impedance model may be used to estimate the voltage internal drop, as a function of the current drawn by the load. The most frequent types of model used are ECM [43, 47, 80, 89] and electrochemical models [84]. The electrochemical models are based on the equation of the electrodynamic and chemical reaction of the cell. The electrochemical models are more complex than ECMs and may be difficult to use for online estimation because of the computational requirements. ECMs are a representation of the electrochemical phenomenon using passive electrical components. There are many ways to represent the cell behavior using electrical components, like the Rint model, Thevenin equivalent models, and hysteresis models [70]. These models are widely used because they are easy to understand for someone with an electrical engineering background. The Rint model is made of voltage source function of the SoC and a resistor [84]. Thevenin equivalent models use the Rint model basis with the addition of RC filters. It was found that three filters represents the polarization and diffusion effect with very good accuracy [90]. The hysteresis model improves the precedent model by adding element to simulate the current direction effect. To model this effect, diodes are used to create different current path in charge or in discharge. Internal resistance and RC filters can be set to different value in both directions.

The parametrization of each equivalent electrical component is mostly done using two techniques. A current pulse test can be performed, and the internal resistance can be model with the instant drop of voltage and the RC filter with the exponential part of the voltage response. Electrochemical Impedance Spectroscopy (EIS) can also be used to determine the value of each parameter. With best fitting algorithms, it is possible to simulate the frequency response of the ECM to obtain the best fit with the spectral response of the cell.

All these models mentioned above, are used to estimate the OCV from the current and terminal voltage measurement. With this estimation, the SoC can be estimated using a mathematical expression or a LuT. The main drawback of model-based methods is to be an open-loop method that is very dependent on model accuracy. During the estimation process, there is no way to correct the measurement uncertainties and the error of estimation if some parameters are not well initialized. An adaptive algorithm can be easily coupled to a model to correct these uncertainties.

To enhance the model-based methods, many corrective algorithms are found in the literature to improve the SoC estimation of a battery. Algorithms like Kalman Filter, RLS, H_∞ , PI, SMO and particle filter are mostly used. RLS method is an adaptive filter that minimizes the mean square error between the model and the measurement. The RLS can calibrate the parameter of the dynamic model using forgetting factors. In [45], a multiple adaptive forgetting factors RLS is used to estimate the SoC and the internal parameters of the cell model. This approach reduces the number of operation and can estimate the SoC with an error of 2%. The H_∞ filter is a multivariable control approach that does not need any specification of process noise and measurement noise characteristic in opposition to Kalman Filters requirements. The H_∞ is used in [47] for SoC estimation with an accuracy between 1% to 1.9% for different cell chemistries. A PI observer can also be used to estimate the SoC of the battery. In [50], two PI observers are used to estimate the SoC and in [91] only one PI observer has been used with an error of estimation below 2%. Initially developed for enhancing tracking control, SMO method guarantees stability and robustness against environmental disturbances and model uncertainties. In [89], a SMO estimates the SoC with a standard driving profile. The SoC error is confined within 3%. In [92], a SMO is combined with a neural network algorithm to estimate the SoC under urban dynamometer driving schedule (UDDS), and highway fuel economy driving schedule (HWFET) standards driving cycles until the complete discharge of the battery. The results show a Root-Mean-Square (RMS) Error of 2.3%. The particle filter is used for SoC estimation and estimates the probability density function of a system by applying Monte-Carlo simulation technique with a set of particles. In [93], PF estimates the SoC and the state of maximum power available. PF is a very accurate method but demands high computational requirements. In [77], PF is compared to some KF

and to H_∞ algorithms using New European Driving Cycle (NEDC). Results show that the PF is approximately 6 times more accurate than the Extended Kalman Filter (EKF) and 3 times than the H_∞ and the execution time of the PF is approximately 60 times slower than the EKF and 40 times than the H_∞ . Currently, the Kalman Filter is the most common method used for SoC estimation. This method has been developed to correct the error of the sensor measurement like in GPS tracking application. There exists a lot of variants of the KF, in [43], 18 types of KF have been listed. The EKF is the category that is mostly used in the literature [44, 94, 95] because of its capability to work with a non-linear model and its simplicity compare to more advanced KF. The KF uses process and measurement noise covariance matrices to correct its estimation based on a model estimation and the measurement. The main drawback of the KF is the heavy calculation needed for the matrix inversion. In a matter of performance, the EKF show good accuracy like in [96], were the EKF show a RMS error of 1.33%.. A well designed EKF can achieve accuracy below 1% like developed in [44]. In [95], the performance of an EKF and an Adaptive EKF were compared. The EKF has a MAE of 3.19% and the improved method Adaptive EKF, a MAE of 1.06%. In [43] some Unscented KF and Central Difference KF were compared and the RMS error of these algorithms are around 0.8%. To improve the performance of the EKF over the battery lifetime, the dual EKF method is used to estimate the variation of the model parameters with the cell aging. In [97], a dual EKF is compared to an EKF SoC algorithm over different load dynamics and battery degradation. The dual EKF shows a SoC estimation RMS error lower than 3.7% compare to 11.6% for the EKF over the battery lifetime.

Most of these algorithms achieve great accuracy but often at the expense of greater complexity. Light computation methods like RLS and PI observer show better results than some EKF, but the tradeoff on performance is notable with an accuracy above 2%. For light EVs, the needs of a precise and light computation are required to reduce the cost of the vehicle and improve the usable capacity of the battery.

4.3.3 Contributions

The paper proposes a new method of SoC estimation that has a similar accuracy with lighter computational resources than commonly used methods. Two original contributions set this work apart from what can be found in the literature. First, a novel algorithm for SoC estimation based on DOB is proposed, leading to a simple implementation of the proposed algorithm with a parametric model of the LiB. Finally, the experimental validation with signal Hardware-in-the-loop (HIL) simulation LiB has been carried out with the DOB-based estimation programmed in an embedded system.

4.3.4 Paper Organization

The remaining parts of the paper is structured as follows. Section 4.4 presents over the typical estimation-oriented model methods for SoC estimation, the development of a DOB-based SoC estimator. A real case study is presented in Section 4.5, with a comparative study of different SoC estimation algorithms regarding performance and accuracy, by simulation and HIL experimental approach. The concluding remarks and ongoing works are outlined in Section 4.6.

4.4 SoC estimation methods

For a majority of SoC estimators, an accurate model is necessary to achieve better performance. The model is used to obtain a prior SoC estimation according to the measurement made and the algorithm is used to correct the uncertainties of the model and the measurements.

4.4.1 Estimation-Oriented Model

Without a good knowledge of the observed system, tracking its states can be a very hard task. A simple model Rint model can be used but will neglect the transient behavior of the battery. For constant power applications like uninterruptible power supply battery backup

systems, a Rint model is enough because the battery can be considered in its steady state. For highly dynamic applications, where the current magnitude and direction are prone to change, a more accurate model is needed to increase the accuracy of the estimation. As a battery is composed of cells connected in series and parallel, a good knowledge of the cell-level behavior is necessary for model design and its parameterization.

A. Electrical Equivalent circuit model

To estimate the cell voltage response to the current load applies, a model is needed to calculate the OCV to obtain the SoC estimation. In [32] and [70], several kinds of battery models used on EVs and HEVs were analyzed. The third order model has been chosen due to its good accuracy without high complexity. The cell terminal voltage of this model is defined as :

$$V_{batt} = V_{OCV} - I_{batt}R_0 - V_1 - V_2 - V_3 \quad (4.2)$$

where V_x is the voltage across each RC filter, with $x \in 1, 2, 3$ and V_{OCV} is the open-circuit circuit voltage of the cell. As OCV is a non-linear function of the SoC, V_{OCV} is given by :

$$V_{OCV} = f(SoC_{cell}) \quad (4.3)$$

f-function is often given by a LuT obtained from experimental discharge of the cell at low C-rate like presented in Figure 4.1. The SoC is computed by (4.1). The model uses R_0 as the internal resistor and the R_1C_1 , R_2C_2 and R_3C_3 circuits simulate the transient characteristics of the cell. The voltage across each RC filter is given by :

$$V_x = \frac{R_x}{R_x C_x s + 1} I_{batt} \quad (4.4)$$

B. Model parametrization

To obtain a good accuracy an exhaustive parametrization is needed. In [98], it is stated that a lithium-ion cell impedance can be modeled as a series resistor and three RC elements to represent three exponential zones in the spectrum presented in Figure 4.2. In [70], several

ECMs have been compared and it has been demonstrated that the third order model is one of the most accurate and adding more elements does not increase the accuracy a lot. The cells considered in this work have been characterized using impedance spectroscopy to obtain its impedance by injecting a small alternative current into it and measuring the corresponding cell voltage. The result can be illustrated in a Nyquist plot as presented in Figure 4.3a and Figure 4.3b. With these results, the value of each equivalent circuit element by curve fitting algorithm can be easily defined. The value of these circuit elements changes with temperature and the SoC. In [5], experimental results show variation of the RC elements with the SoC. As shown in Figure 4.3a and Figure 4.3b, the internal parameters of the cell change with the SoC and temperature. Parameters were extracted from the Nyquist plots for difference C-rates and temperatures and some of them are presented in Table 4.1.

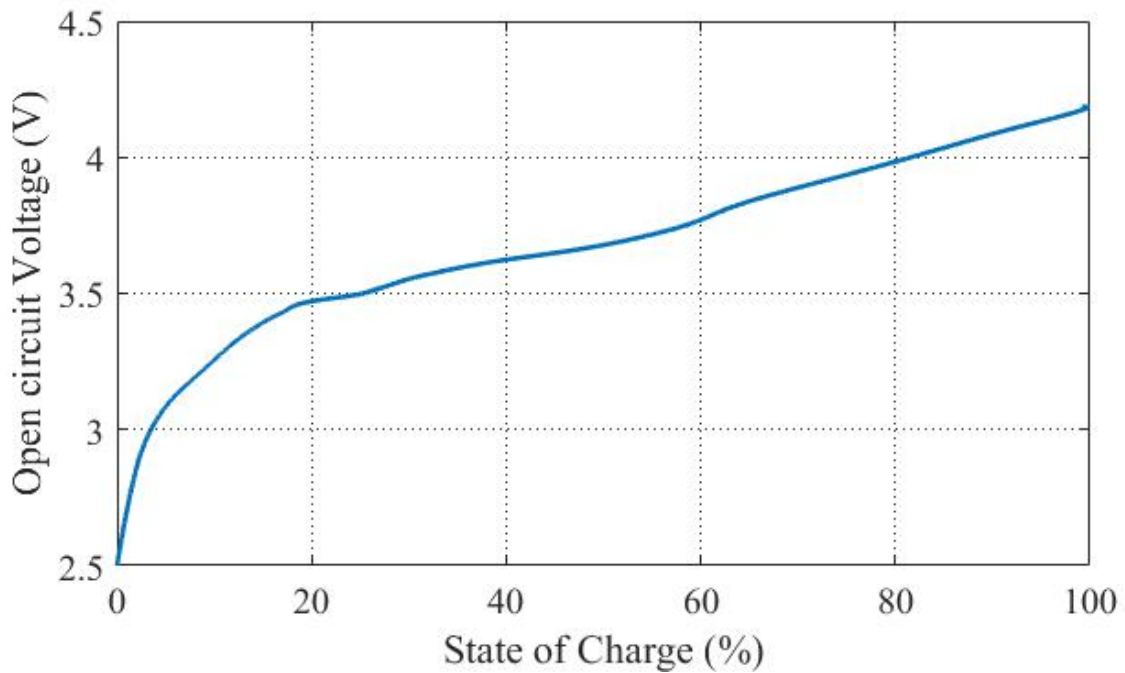


FIGURE 4.1 – OCV-SoC relationship of the LG ICR C2 cell

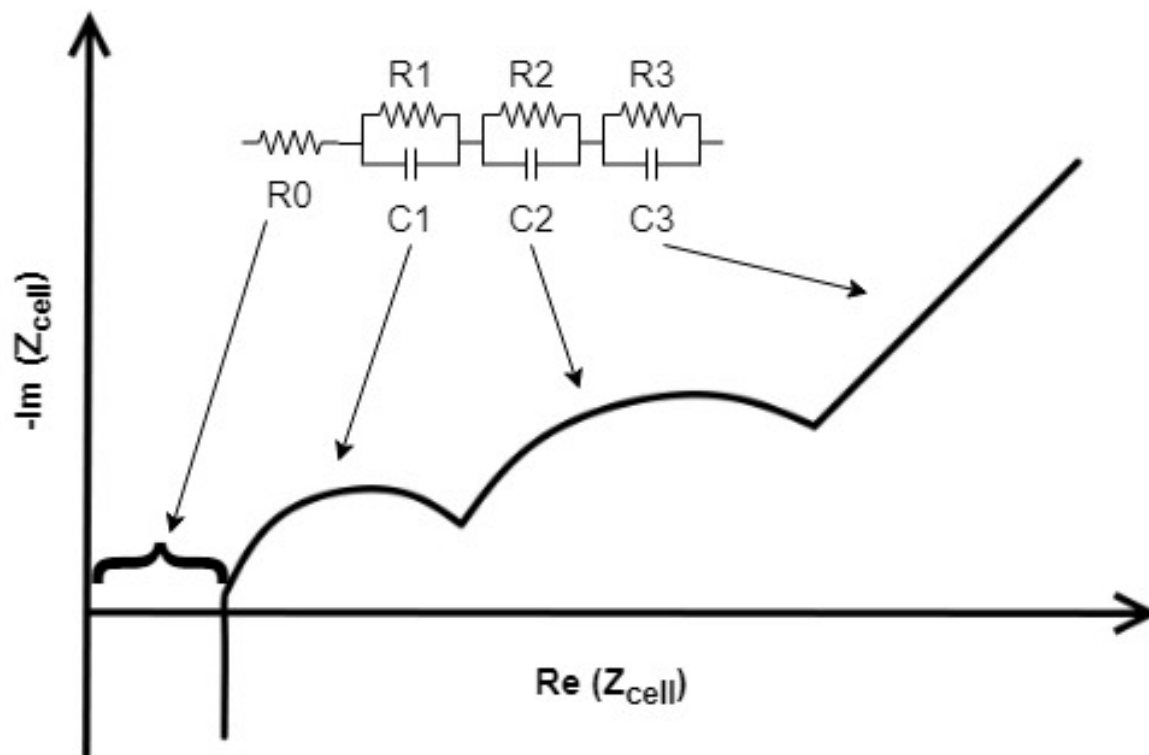
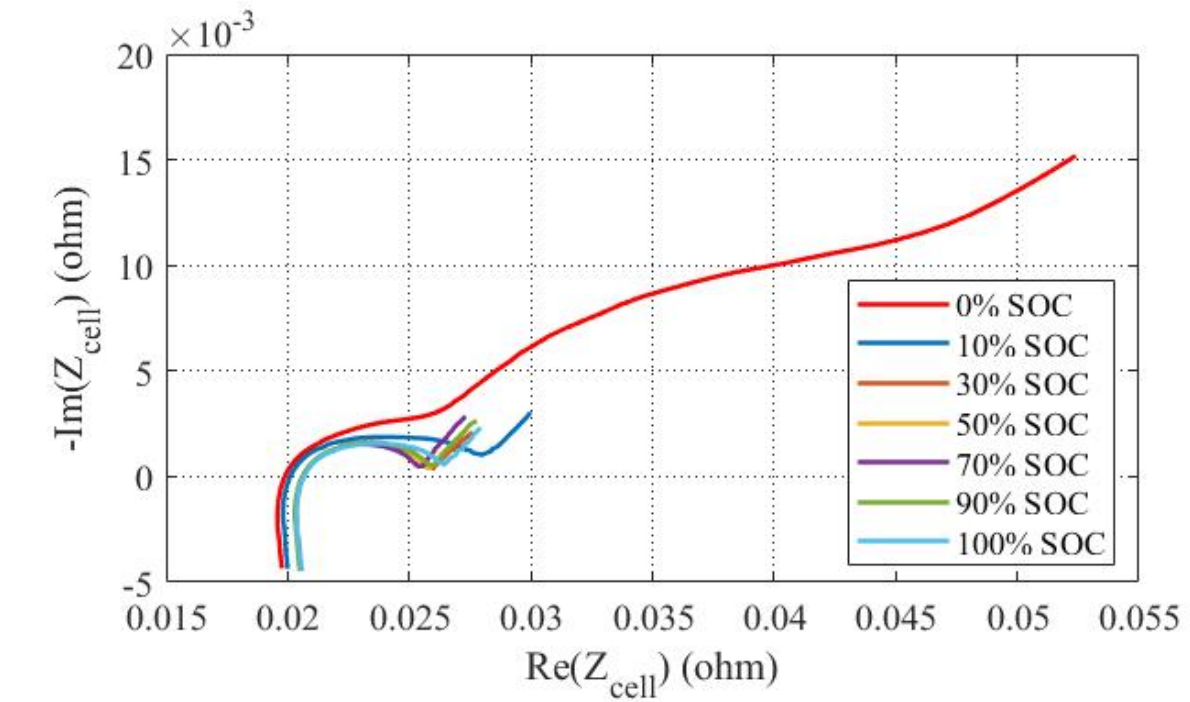


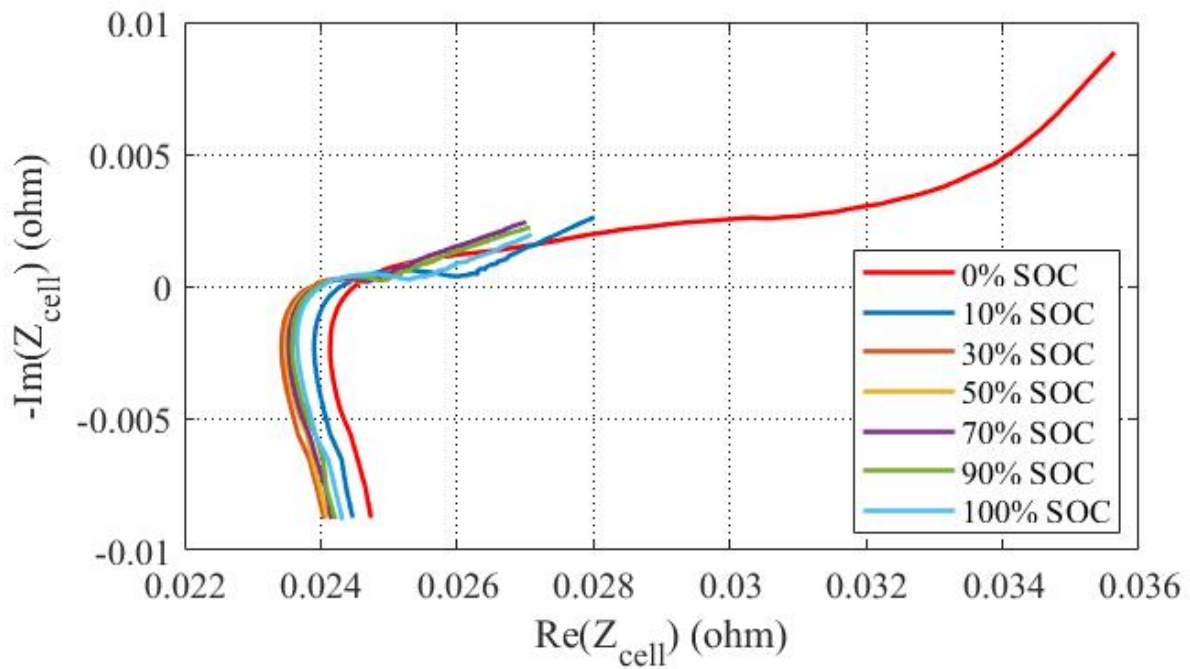
FIGURE 4.2 – Theoretical Impedance Spectrum

Tableau 4.1 – Parameters of the cell

Parameters at 50% SoC	23°C	50°C	Units
R0	20	23	mΩ
R1	2.8	0.89	mΩ
R2	3.9	1.1	mΩ
R3	2.5	4.2	mΩ
C1	0.086	190	F
C2	0.0039	0.00105	F
C3	0.97	660	F



(a)



(b)

FIGURE 4.3 – Nyquist plot at different SoC : a) at 23°C and b) at 50°C

In order to make the algorithm easier to implement, the parameters can be pre-calculated for each measured SoC and the average value between each measured point can be estimated. Three-dimension LuTs are implemented to improve the time efficiency of the algorithm.

4.4.2 Disturbance observer technique

The disturbance observer has been introduced by Ohishi in 1983 [99] for a DC motor control application. The intent was to propose an alternative method to the PID controller. Since then, the disturbance observers have been used in various industrial applications ranging from motion control, to robotics, chemical processes or aircraft control [100]. The general principle is illustrated in Figure 4.4, where $G(s)$ represent the real system, $G_n(s)$ the system model used for the control design, $Q(s)$ a filter, c is the controller output, u the input of the system, y the system output, y_r the reference signal, \bar{y} the measurement output, n the noise, d the disturbance, d_l the lumped disturbance and \hat{d}_l the estimate of the lumped disturbance. The primary advantage of this control method is the disturbance rejection that consists in an inner loop of the control loop. The inner loop improves the control performance by rejecting the disturbance. In the absence of disturbance, this loop will not be activated : the output of the inverse model $G_n^{-1}(s)$ will be the same as the input u . This characteristic distinguished the DOB of traditional PID because the integral action introduce overshoot in the tracking and degrade the system stability.

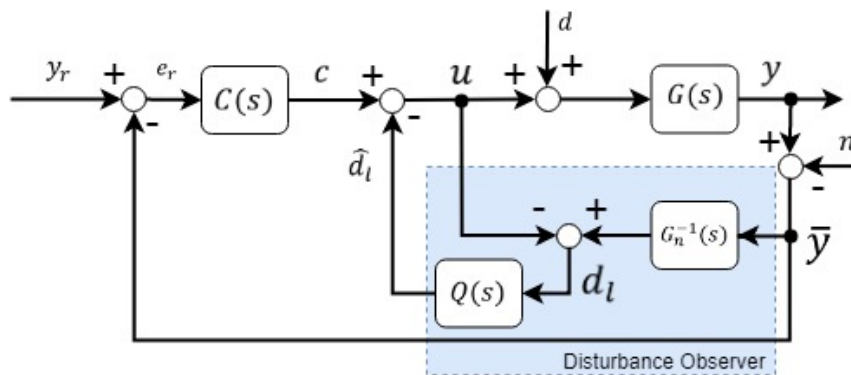


FIGURE 4.4 – The principle of the disturbance observer

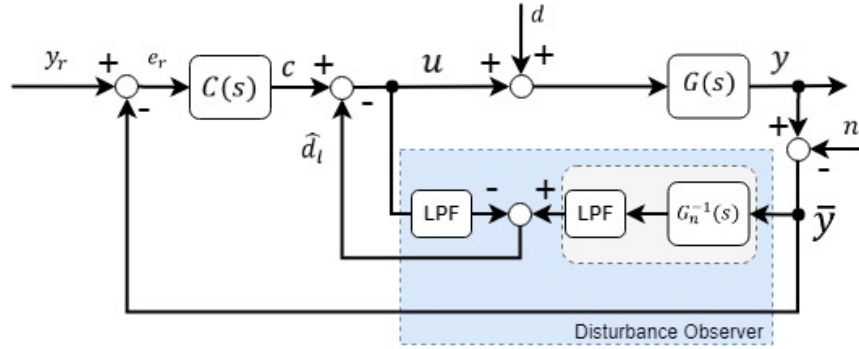


FIGURE 4.5 – Practical implementation of the DOB

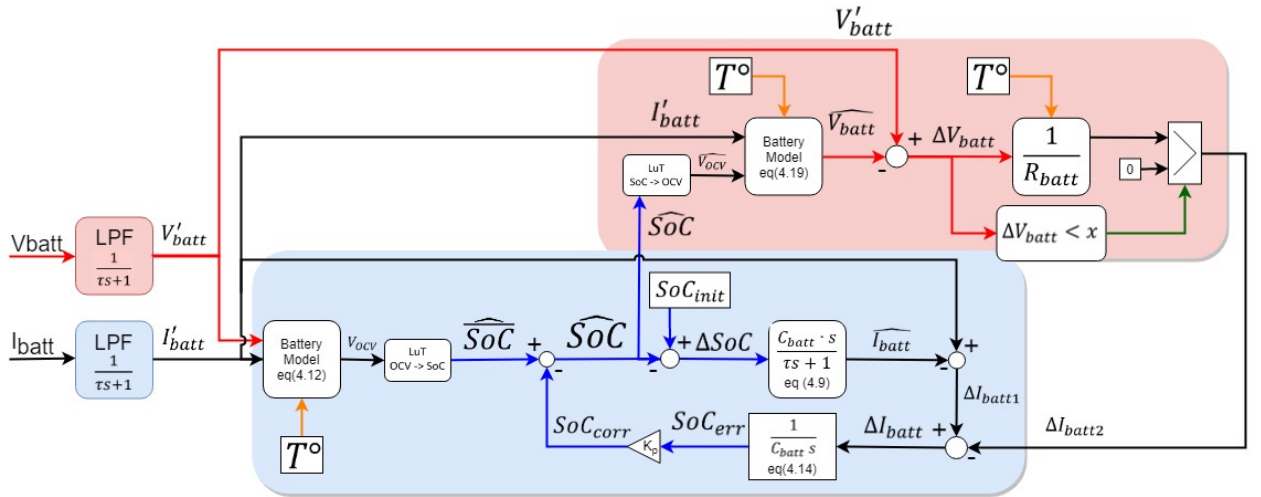


FIGURE 4.6 – Proposed DOB-based scheme for batteries SoC estimation

The lumped disturbance is given by (4.5) :

$$d_l(s) = [G(s)^{-1} - G_n(s)^{-1}]y(s) + d(s) - G_n(s)n(s) \quad (4.5)$$

The first term represents the mismatching between the physical system and the model, the second term is the external disturbance and represent the measurement noise. Unfortunately, the DOB cannot be directly implemented in practice, because, the model of a real physical system is causal, but its inverse is therefore non-causal; and also the derivative effect of the numerator is sensitive to measurement noises which may cause low performance or even instability for the system.

Therefore, to tackle this problem, a low-pass filter (LPF) should be added. Because LPF introduces a dynamical delay to the system, another one is used to balance the global delay

of the control signal. Accordingly, in practice, the DOB can be implemented as presented in Figure 4.5 and the estimated disturbance is given by :

$$\hat{d}(s) = \frac{(y(s) + n(s))G_n^{-1}(s)}{a_m s^m + a_{m-1} s^{m-1} + \dots + a_0} - \frac{y(s)G(s)^{-1} + d(s)}{a_m s^m + a_{m-1} s^{m-1} + \dots + a_0} \quad (4.6)$$

where $m \geq n$ which is the order of the system $G(s)$.

The benefits of disturbance observer are not only in compensation of disturbance but also in cancellation of parameters variations. Therefore, this technique is appropriate to be applied for improving estimation performances of SoC LiB in light EV framework.

4.4.3 SoC Estimation Method Based on Disturbance Observer

For SoC estimation the battery voltage (V_{batt}) and the current (I_{batt}) are required. The two signals are filtered using LPFs to introduce the required delay and reduce the measurement noise. The developed algorithm scheme is presented in Figure 4.6. The battery SoC is considered as the system model and represented by (4.1). The inversion of (4.1) leads to the ideal calculation of batteries current from the derivative of the SoC as computed by (4.7) :

$$\hat{I}_{batt} = C_{batt} \frac{d}{dt} (SoC_{ini} - SoC) \quad (4.7)$$

Or in the Laplace domain as expressed by :

$$\frac{\hat{I}_{batt}}{\Delta SoC} = C_{batt} s \quad (4.8)$$

However, such a pure derivative is unrealistic due to the violation of causality. A first-order LPF can be added to overcome this issue :

$$\hat{I}_{batt} = \frac{C_{batt} s}{\tau s + 1} \Delta SoC \quad (4.9)$$

where τ is the time constant of the LPF. The batteries SoC can be determined by the inversion of (4.3) as given by :

$$SoC = f^{-1}(OCV) \quad (4.10)$$

where f^{-1} depicts the inverse function of f that can be realized by the inversion of LuT. From (4.9), using the filtered measurements of V'_{batt} and I'_{batt} , the battery current is calculated from the inversion of the model as given by (4.11) :

$$\hat{I}_{batt} = \frac{C_{batt}s}{\tau s + 1} (SoC_{ini} - f^{-1}(V'_{batt} + I'_{batt}R_{batt} + V_{1batt} + V_{2batt} + V_{3batt})) \quad (4.11)$$

A first correction loop is introduced to estimate the SoC. This loop is highlighted by the blue area in Figure 4.6. The filtered signals V'_{batt} and I'_{batt} are used into the model to estimate the OCV. The OCV is computed by isolating the V_{OCV} in (4.2) to obtain (4.12) :

$$V_{OCV} = V'_{batt} + I'_{batt}R_{batt} + V_{1batt} + V_{2batt} + V_{3batt} \quad (4.12)$$

From this estimation, the initial SoC is subtracted to obtain the ΔSoC at the current step time. After, the ΔSoC is derivated over the sampling time to obtain the estimation of the current, \hat{I}_{batt} , at the current step time. This value corresponds to the estimation of the current that create the variation of SoC. This estimated current, \hat{I}_{batt} , is compared to I'_{batt} . By comparing the measured current, I'_{batt} , and the estimated current, \hat{I}_{batt} the current estimation error can be determined by 4.13 :

$$\Delta I_{batt} = I'_{batt} - \hat{I}_{batt} \quad (4.13)$$

The difference between the estimation and the measurement gives the disturbance of the signal ΔI_{batt} . The sum of the disturbance, ΔI_{batt} , is integrated to obtain the corresponding SoC error. The SoC error can be therefore obtained by :

$$SoC_{err} = \frac{1}{C_{batt}s} \Delta I_{batt} \quad (4.14)$$

The correction of SoC error can be accelerated using the gain K_p as proposed in (4.17) :

$$SoC_{corr} = K_p SoC_{err} \quad (4.15)$$

The K_p is determined based on the time constant τ in 4.9. The close loop transfer function

of the system 4.7 and its feedback 4.14 gives a first order system as presented in (16) :

$$\frac{y}{\bar{y}} = \frac{1}{\frac{\tau}{K_p}s + 1} \quad (4.16)$$

The gain is determined by the designated time response value, T_{res} , for the closed control loop.

$$K_p = 5 \frac{\tau}{T_{res}} \quad (4.17)$$

This error is subtracted to the prior SoC estimation, \hat{SoC} and the current SoC estimation, $S\hat{o}C$, is obtained. Finally, the estimated batteries SoC can be given by (4.18) :

$$S\hat{o}C = \hat{SoC} - SoC_{corr} \quad (4.18)$$

This loop is used to correct the error related to the current integration. The presence of noise in the current signal adds a minor integration error in the process and the sum of all these integration errors can lead to major error.

A second correction loop is introduced to mainly correct the initial estimation error, offset error of the current sensor and the self-discharge behavior of the cell. This loop is represented into the red shape in Figure 4.6. This loop estimates the terminal voltage of the battery, \hat{V}_{batt} , using the estimated SoC, $S\hat{o}C$, and the measured current, I'_{batt} , using the electric equivalent cell model.

$$\hat{V}_{batt} = \hat{V}_{OCV} + I'_{batt} R_{batt} - V_{1batt} - V_{2batt} - V_{3batt} \quad (4.19)$$

The terminal voltage estimation \hat{V}_{batt} is compared to the measured voltage V'_{batt} . The difference ΔV_{batt} is considered as the second disturbance of the system. However, since voltage is non-linearly proportional to the SoC as shown in Figure 4.1, it is very difficult to convert this disturbance into a SoC value. On the other hand, it is possible to convert this variation of voltage into a variation of current ΔI_{batt2} knowing the internal resistor value. This disturbance is included into ΔI_{batt} as the sum of disturbances. The primary function of this loop is to correct coarse voltage error. However, when the estimation gets really close to the real value,

it has been observed that coarse correction adds an undesirable error. Despite that, in the absence of an initial error, the first correction loop alone can track the SoC better than with second loop. Thus, a logic condition has been introduced to disable the second correction loop when the error ΔV_{batt} is inside a range factor of the standard deviation of the voltage sensor measurement. Factor x is defined by the BMS developer based on his own expertise and cell knowledge behavior.

The performance of the DOB is also bound by the accuracy of the model. Like any other adaptive model-based algorithm, more accurate a model is, less correction is needed. An accurate method must be used for the parametrization of the model, as the one presented in subsection B..

4.5 Disturbance Observer based State of Charge estimation

To confirm DOB as a suitable solution to estimate the SoC and validate its performance, an extended validation has been performed. Before using this algorithm with real batteries, multiple validations must be done with simulation and testing tools to ensure that this novel method used for SoC estimation offer at least similar performance to the ones presented in recent literature. Two validation steps are done. First a validation by simulation and second a validation using HIL approach. Two other methods have been used to compare the performance of the developed DOB algorithm. An EKF has been developed because it is the most adaptive method used in the literature for SoC estimation. The equation and value used for the EKF are detail in Table 4.4 (see Appendix). A CC method has been also implemented because it is a very common open-loop method and it is traditionally used as the reference SoC for validation purpose. Also, in the HIL emulation validation step, a commercial BMS is added to be compared to the three other algorithms (CC, DOB and EKF).

4.5.1 Case Study

The vehicle data has been recorded from the e-TESC three-wheeled vehicle prototype of the University of Sherbrooke. The vehicle is powered by a 28kW synchronous permanent magnet motor connected to the rear wheel. The detail of the prototype can be found in [5]. Using an on-board data logger, the speed and the battery current has been recorded during a road test. The results are presented in Figure 4.7 and Figure 4.8, respectively. The current profile shows a non-deterministic signal with a wide range (-100A to +300A) and a high dynamic result from a human driver behavior. The current profile is required for the further simulation and used for the HIL battery emulator. The three-wheeled roadster is limited at a maximum speed of 140 km/h.

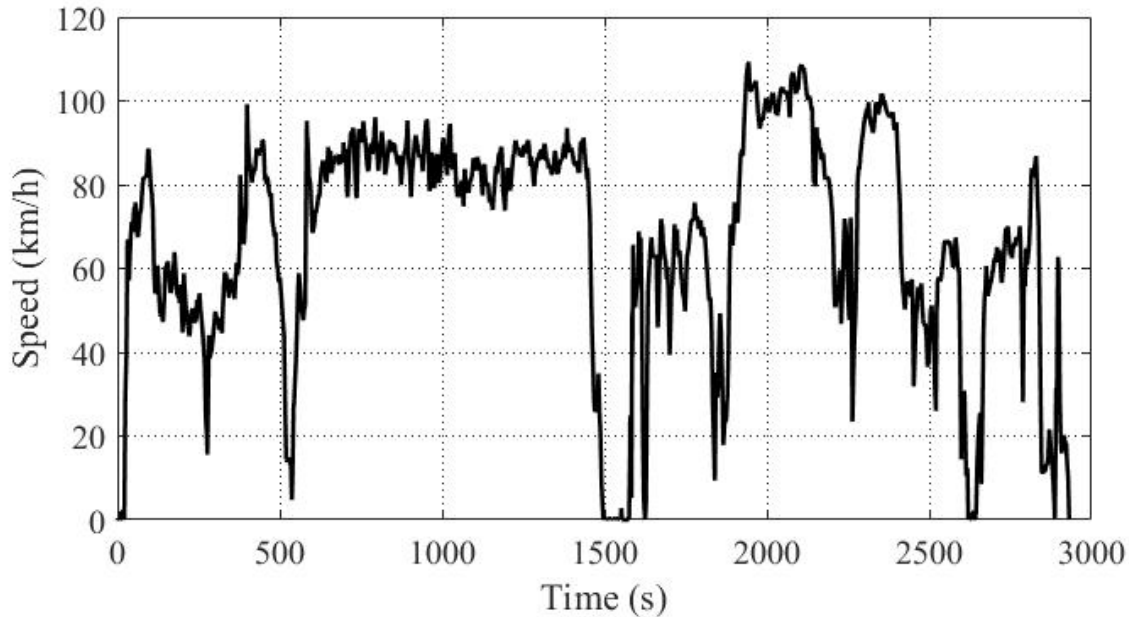


FIGURE 4.7 – e-TESC Vehicle Speed profile

The battery nominal specifications are 96 V, 126-Ah made of several 18650 cylindrical cells in series and parallel. The main characteristics of the battery and the cells are presented in Table 4.2

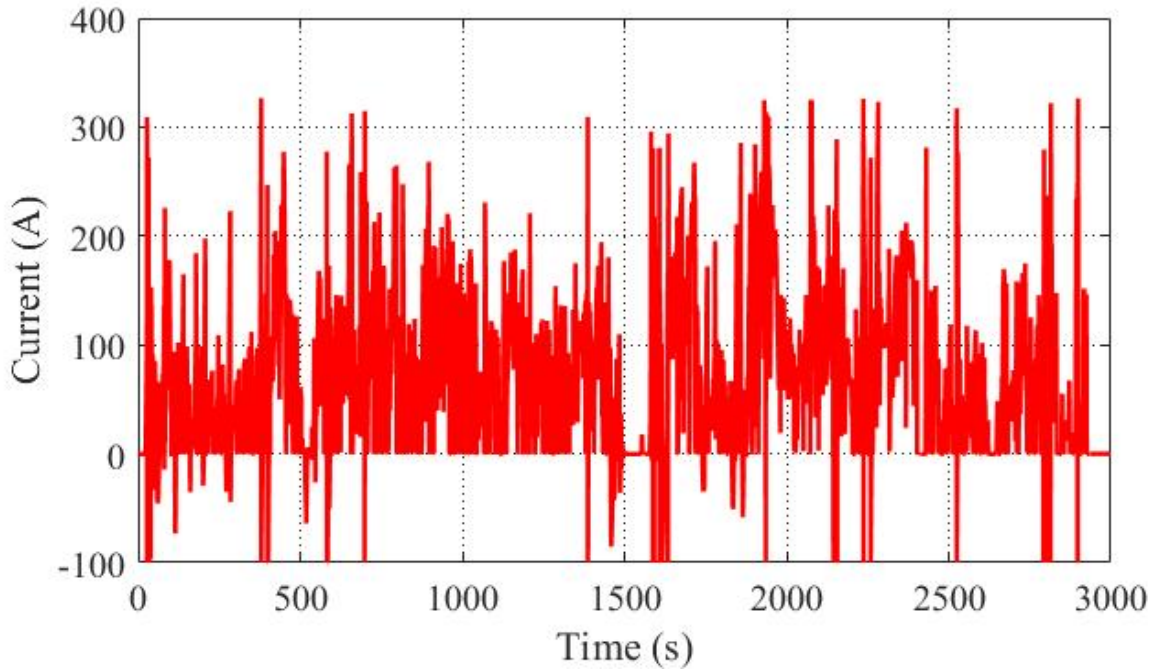


FIGURE 4.8 – e-TESC Vehicle Current profile

4.5.2 Full-Scale Off-line Simulations

First, a simulation has been done to estimate the performance of the DOB algorithm under two different current profiles. The DOB and the EKF developed have been submitted to these current profiles in Matlab/Simulink®. By their design, the EKF and the DOB will consider uncertainties on the signals and will introduce some error. A battery pack has been modeled and submitted to a constant discharge test of 126A (1C). The results, presented in Figure 4.9, show the DOB and EKF SoC estimation compared to the simulation result. The model uses the CC method as the reference SoC estimation.

Table 4.3 present the estimation error of the DOB. As can be seen by the simulation results, a very interesting accuracy performance, with of MAE of 0.28%, is observed for DOB-based estimation.

The next simulation uses the vehicle current profile shown in Figure 4.8. Figure 4.10 presents the result of the simulation. The results are very similar to the constant current discharge test and the detail results are presented in Table 4.3.

Tableau 4.2 – Characteristics of the battery

Parameters	Value	Units
Cell model	LG ICR C2	-
Battery pack power at 2C	[-11.2, 24.2]	kW
Nominal cell OCV	3.72	V
Max cell OCV	4.2	V
Cell nominal capacity	2800	mAh
Number of cells in series	27	-
Number of cell bank in parallel	45	-
Cell mass	50	g

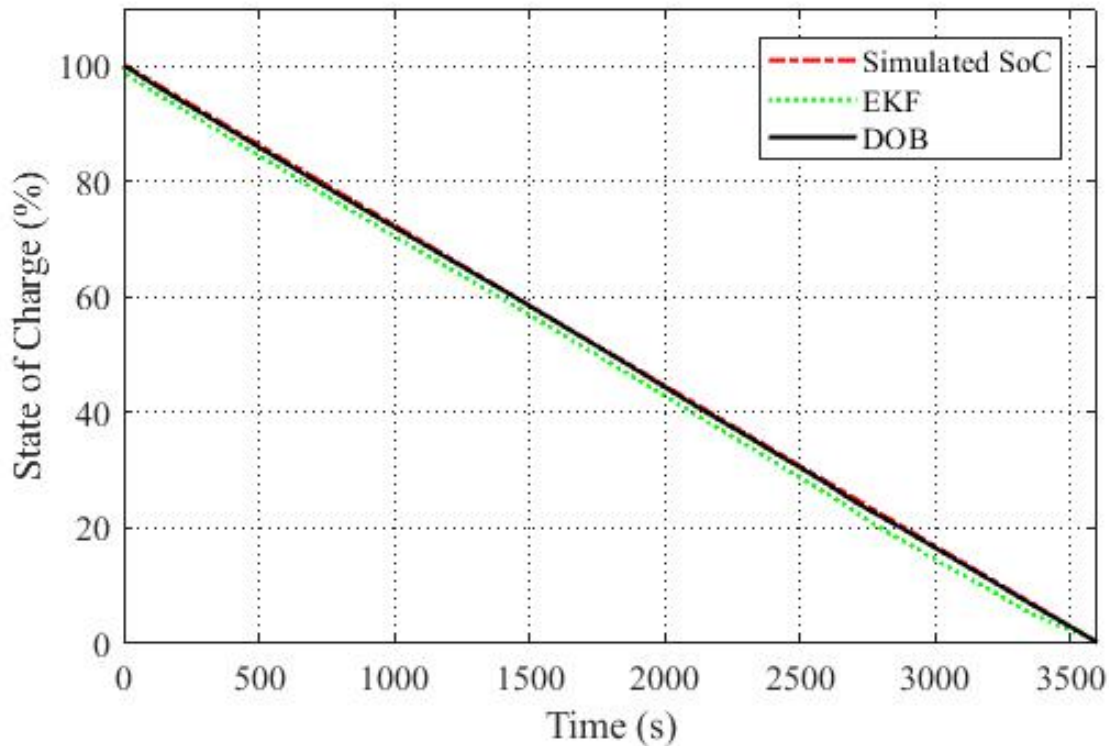


FIGURE 4.9 – Simulation using a constant discharge

The simulation results are very promising. The DOB presented is 6 times more accurate than the designed EKF. As in the real system, noise is present on the measurement signal and the algorithm will not operate on the same processor, a real experimental test is required to access of the DOB-based algorithm performances. Programing the algorithm into the BMS will give a better preview of the expected performances. The next step will be the run the DOB-based algorithm on a microcontroller and with real measurement signals.

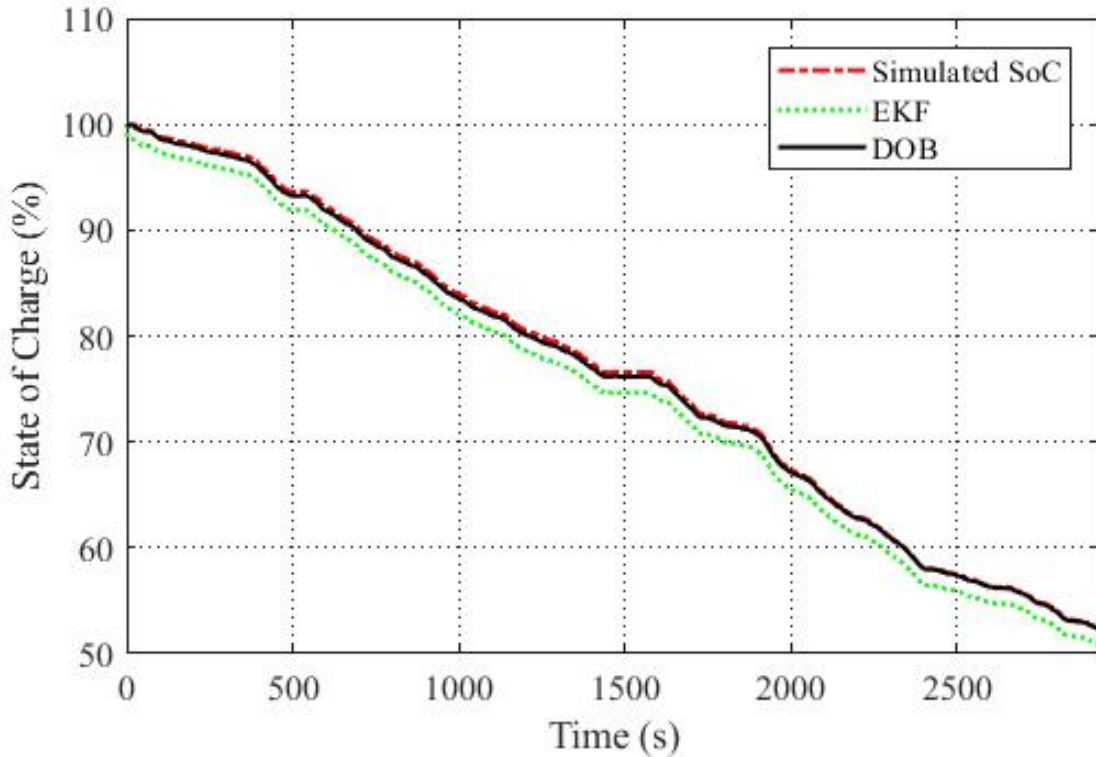


FIGURE 4.10 – Simulation using current vehicle profile

Tableau 4.3 – Performance of the different SoC estimation algorithms in simulation

Algorithms	Profile Test		Constant Discharge Test	
	MAE Error	Max Error	MAE Error	Max Error
EKF	1.76%	2.10%	1.81%	2.49%
DOB	0.28%	0.55%	0.28%	0.56%

4.5.3 Hardware-In-the-Loop Simulation Layout

To have a good evaluation of the algorithm performance, it must be programmed on a microcontroller that has less computation resource than a desktop computer. This is more representative of the BMS, where the algorithm is intended to run on. Also, the BMS must be submitted to real case scenarios, more representative of the application than standard driving cycle, to properly validate the proposed DOB-based algorithm. At this stage of development, a HIL system is a useful tool, using hardware to replicate some element of a system to test a specific device, due to its capacity to replicate several times the same scenario or emulate different starting conditions. In this work, a HIL battery emulator has been used to generate

the required signal by the BMS.

The experimental test bench consists of a real-time computer (RTC) linked to a HIL battery emulator interface to connect a commercial BMS and a microcontroller platform as shown in Figure 4.11 and proposed in [101]. A commercial BMS is used to measure the emulated cell voltage and the current from the HIL interface. The BMS does its own SoC estimation and broadcasts the voltages and current measurement of the emulated battery module over the CAN Bus. To implement the other algorithms under comparison (CC, EKF and DOB), an off-the-shelf microcontroller platform (PI-Innovo) has been used. This platform has been chosen for its rapid-prototyping capabilities that allows software developers to convert algorithms from Matlab/Simulink® to C language to be ported to the Microcontroller Unit (MCU). The specification of the used PI-Innovo are presented in Table 4.6 (see Appendix). Figure 4.12 presents the schematic of the used HIL.

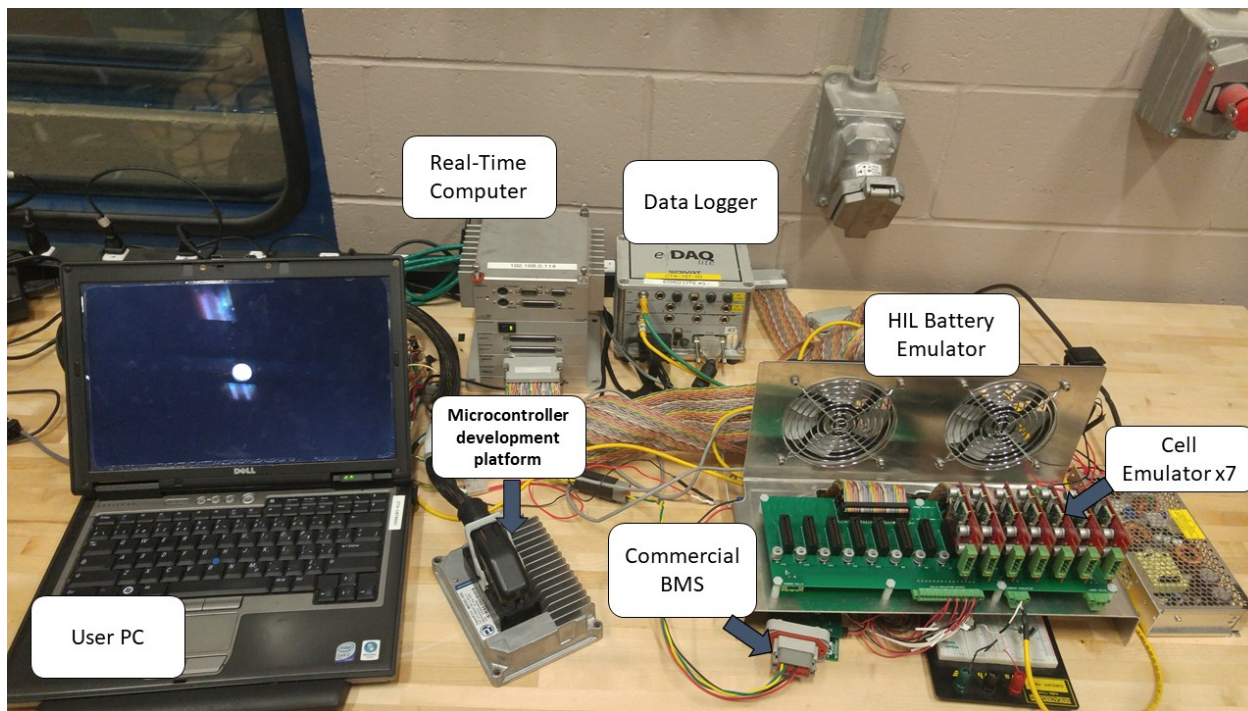


FIGURE 4.11 – HIL Setup

The purpose of the HIL approach is to accelerate development time and allow the user to replicate the behavior of a battery without changes in the normal operation of the BMS. With an emulated battery, it is also useful to define the battery behavior, the initial states

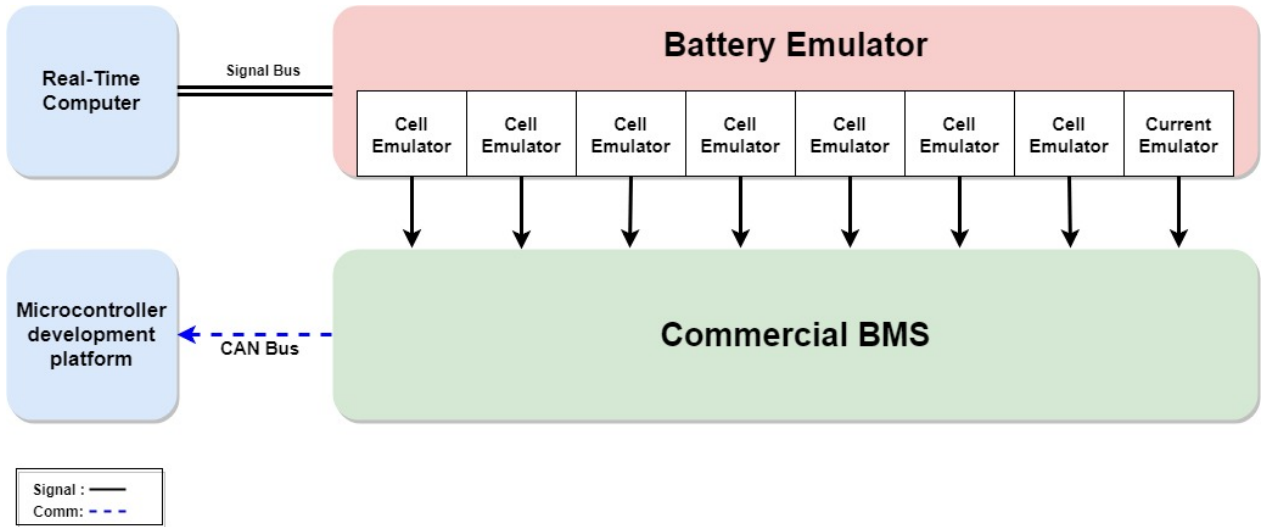


FIGURE 4.12 – HIL schematic

and save a lot of time regarding the charge and discharge processes of the physical samples. A cell-based HIL solution has been developed to recreate the analog signals required by the BMS under test. The battery emulator is made of multiple cell emulators connected into a motherboard. The motherboard also emulates the current sensor signal. In this case, the used BMS is designed to operate with an analog output hall effect sensor. The RTC generate the output signal in accordance to the signal output function of the considered current sensor. The current emulator circuit on the motherboard offer final analog signal conditioning. A detailed description of the operation of the cell emulators has been done in [101]. The capacity and internal parameters of the cell model are configured as functions of the number of parallel cells. The RTC generates the voltage output of the model and this signal is connected to the input of each cell emulator. For this experiment, the simulated battery has 7 cells in series because it corresponds to the number of cells of a battery module of the studied vehicle. To emulate each voltage signal, 7 cell emulators have been connected in series. Each cell emulator receives a signal from the RTC representing the voltage level of the corresponding cell. The current also needs to be measured by the BMS. A circuit has been added to the motherboard of the battery emulator to replicate the voltage output of the configured current sensor. The transfer function of the current sensor is calculated into the RTC and replicates with high fidelity the output signal of the current sensor. For all the experiments, the temperature sensor has been set to $25^{\circ}C$.

Another advantage to using a HIL system instead of a battery is to create behavior that could not be achieved with a real battery but can be very useful for BMS validation and debugging. Multiple kinds of fault insertion can be emulated to trigger alarms in the BMS and validate its functionality. Also, it can be useful to generate some test cases that are creating to validate the performance of the proposed algorithm, like making step changes into the measured signals (voltage or current) by the BMS.

4.5.4 Full-Scale HIL Emulation Tests

A. Profiles Emulation

With the HIL system, it is possible to recreate recorded vehicle current profiles in a controlled environment. The HIL provides the voltage and current sensor signals required by the BMS to perform the estimation algorithms. Figure 4.13 shows the comparison between the reference current profile and the HIL current profile acquired by the BMS. This obtained result shows that the profile acquired by the BMS is slightly different but can be explained by electrical noise in the signal and measurement error of the analog-digital converter. Like in a real application, the current read by the BMS will be different from the real current drawn by the battery and it is the role of the SoC algorithm to compensate these differences. Figure 4.14 presents the voltage of the battery emulator in response to the vehicle current profile. This voltage corresponds to one of the vehicle battery modules.

By emulating sensor signals, the algorithms implemented in the BMS will generate a SoC estimation according to the current profile. Figure 4.15 shows the SoC estimation comparison between the four methods and the emulated SoC reference. The emulated SoC reference is obtained directly from the model that runs into the RTC. The current profile is considered noiseless inside the RTC even if it came from real data measurement and the current integration of this profile gives the SoC reference.

The reference SoC is initialized to 100% and the initial SoC of the algorithms is estimated online by the BMS itself using the cell model. At the beginning of the test, the estimation error is around 0.9% for each algorithm. During the test, the EKF and the DOB have similar

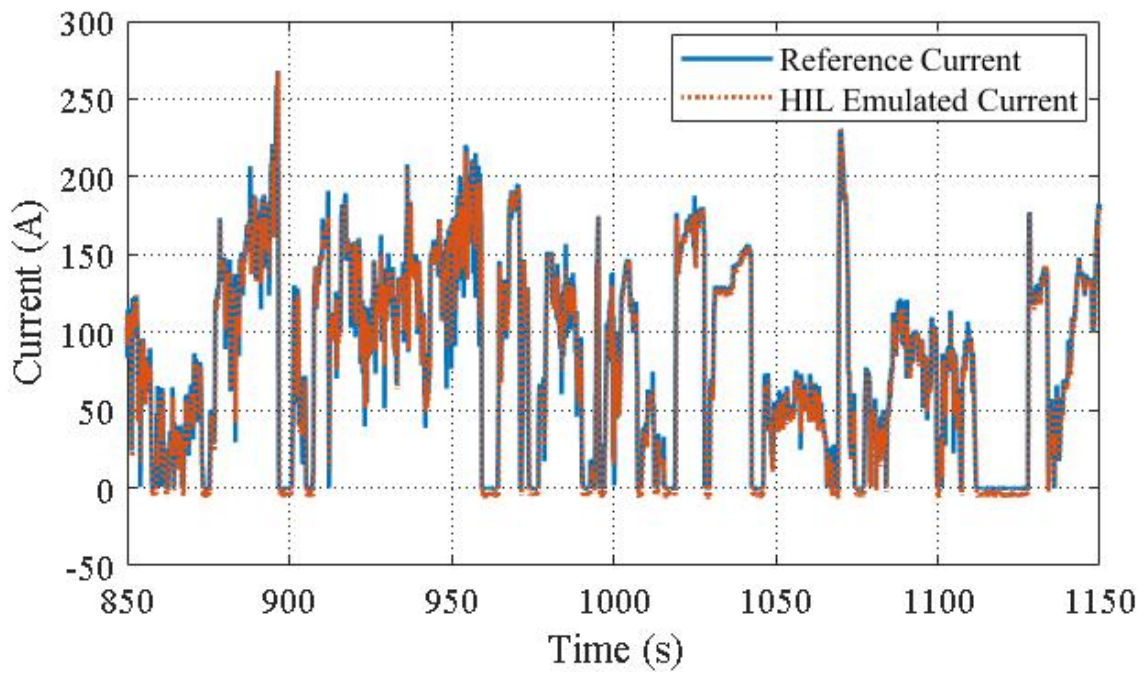


FIGURE 4.13 – Emulated Battery current

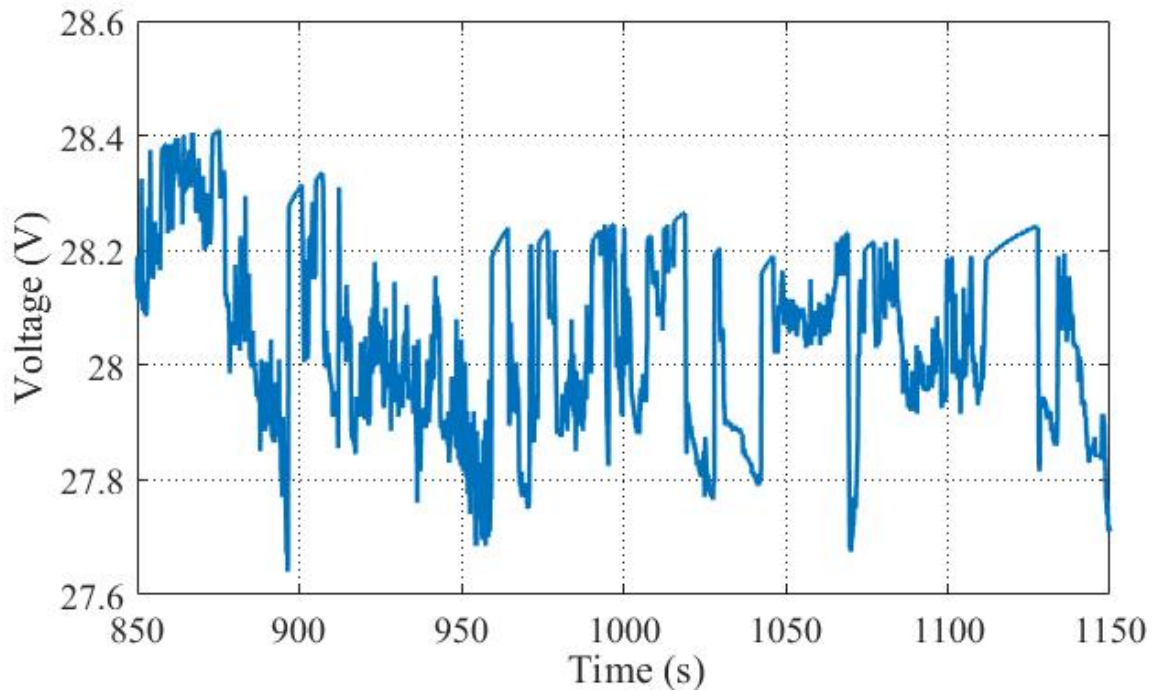


FIGURE 4.14 – Emulated Battery Module Voltage

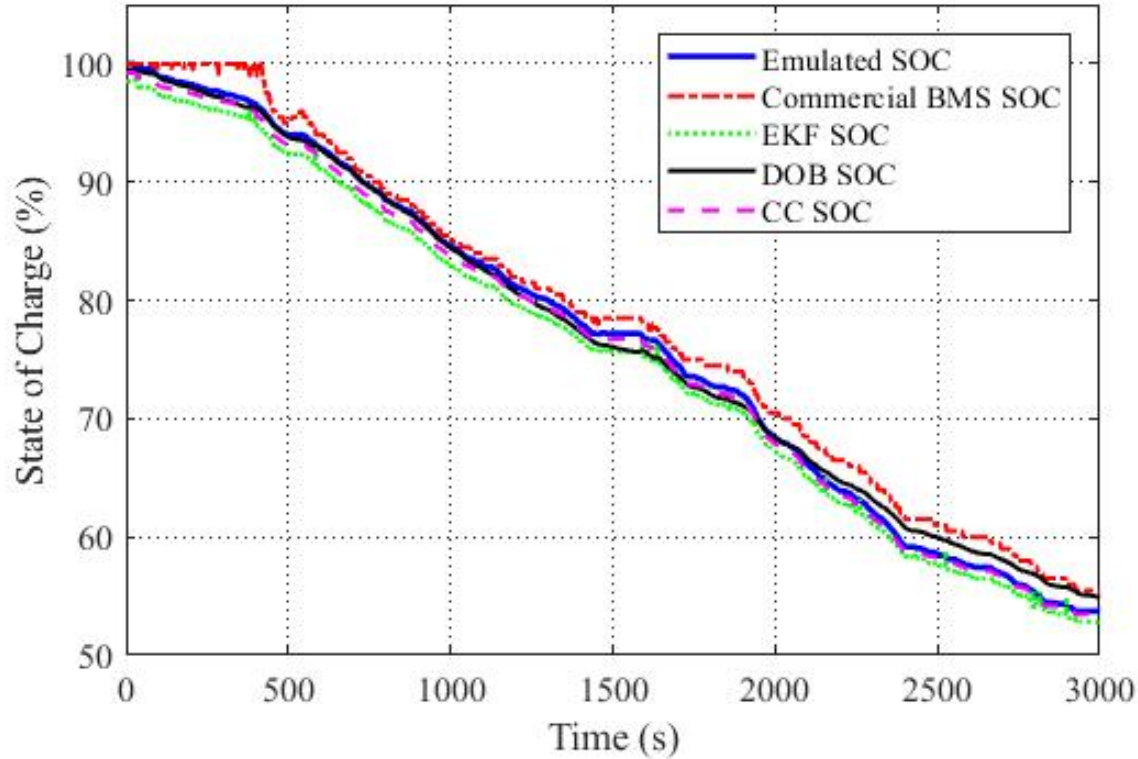


FIGURE 4.15 – SoC comparison between the four methods to the emulated SoC with a real driving profile

behaviors and progressively made a correction to end with 0.54% error for DOB and 0.96% for the EKF. For the CC, it seems a convergence at the end but in a practical application it would be quite unlikely to have the CC method converge as it is not robust to measurement noise and that is an open loop approach. In theory, the reference SoC and the CC are supposed to stay parallel because they use the same algorithm. The measurement error introduced by the HIL and the BMS measurement induces a different behavior to the CC algorithm into the BMS. In fact, the CC algorithm is not correcting its estimation, it is underestimating the number of ampere-hours transferred. The MAE and the maximum error of each algorithm are presented in Table 4.4. Figure 4.16 present the experimental result of the constant current discharge profile. The DOB-based result presents a MAE of 0.72% in comparison to 0.28% by simulation. The presence of noise in the measurement signals explains the difference between the two tests.

The performance of an algorithm is an important criterion to evaluate. However, for on-

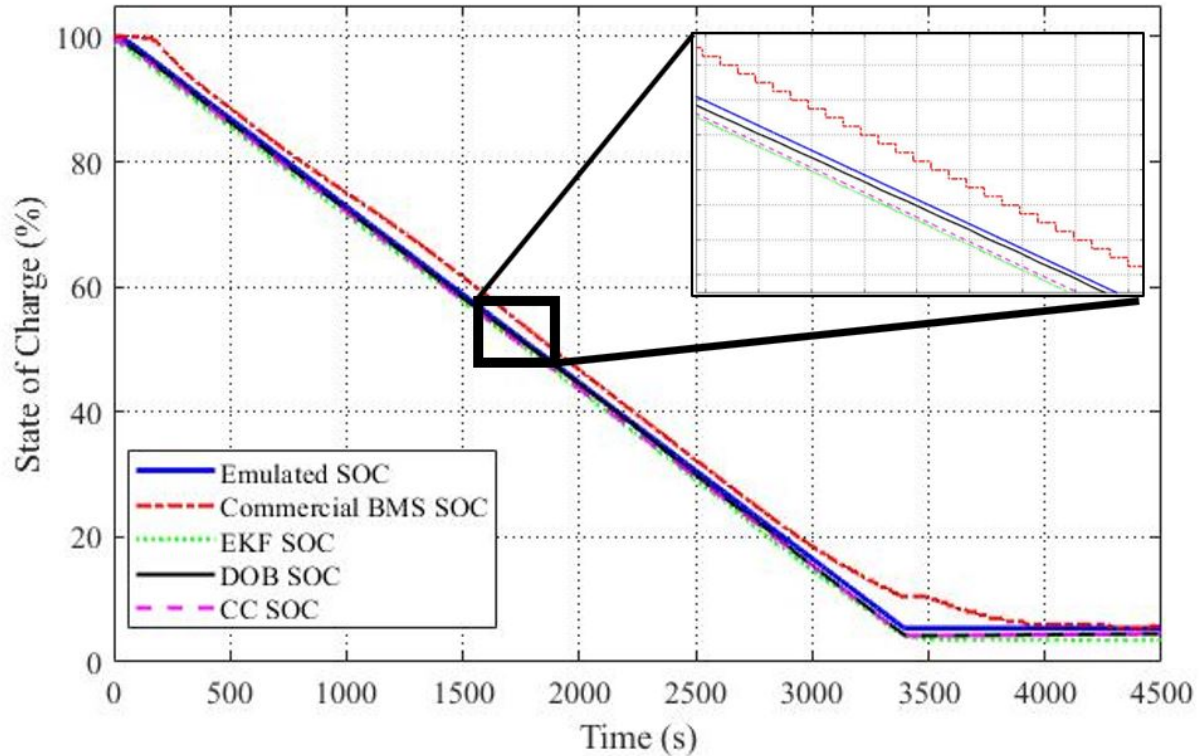


FIGURE 4.16 – SoC comparison between the four methods to the emulated SoC with a constant current profile

line applications like EVs, other criteria must be considered for cost and reliability reasons. The computational time of the algorithm becomes a criterion to consider because on-board systems have less capability than a computer and must not be expensive. Furthermore, the accuracy can be greatly reduced if the battery SoC is not the same as the estimated value at the initialization of the BMS. The algorithm must be able to correct itself in case of major initial error.

B. Computational time evaluation

The execution time of an algorithm is an important criterion to compare SoC algorithms. Mostly for a cost reasons, designers might rather use low-cost MCUs to make savings on the parts volume once the BMS goes to production. Usually, the performance of the MCU decreases with the cost and an algorithm with low computational time can be a valuable solution to get the same estimation performance. The MCU program loop time is determined by the number of task that the MCU can execute, the number of instructions in each task

and the instruction execution time. Each MCU has differ characteristics and performances. Depending on the system, the tasks must be completed in a targeted loop time, a high performance MCU can complete all the task in less time than the targeted one. Repeat the loop several times per second can be pointless regarding of the system. Increasing the number of executions per second rise also the energy consumption of the MCU. Choosing an MCU that is optimized for the application will be more efficient and will be cheaper. A low computational algorithm will contribute to reduce the performance requirement of the MCU.

To measure the execution time, the three algorithms (CC, DOB, EKF) have been programmed into the same MCU. This MCU is powerful enough to run all these algorithms at the same time. The objective was to compare each of them on the same MCU. Obviously, if the algorithms are programmed on another MCU, the result will probably be different because each MCU does not have the same instruction set or capability to execute instructions in parallel. However, a timer-counter is setting up for each algorithm to measure the execution time. The timers are initialized before each estimation loop and start the algorithm estimation loops. When a new value is written into the output variable, a trigger stopped the timer execution and the time value is read. The results are shown in Table 4.4. The DOB shows an execution time approximately 10 times faster than the EKF. Despite model execution in the DOB loop, its execution time is comparable to the CC. The use of LuTs and simplified model have contributed to these results. The performance requirement for an MCU using a DOB algorithm can be highly reduce compare to an MCU using an EKF. Also, with a lower execution time, it is possible for the BMS to estimate the SoC for more cells in series in the same time and allow to use the same MCU for different battery configuration.

Tableau 4.4 – Performance of different SoC algorithm in experimental test

Algorithms	Profile Test		Constant Discharge Test		Execution Time (μ s)
	MAE Error	Max Error	MAE Error	Max Error	
CC	0.56%	1.03%	0.99%	1.19%	11
EKF	1.31%	1.88%	2.05%	2.02%	185
DOB	0.72%	1.72%	0.74%	1.17%	16
BMS SoC	1.60%	3.83%	2.07%	5.51%	N/A

C. Robustness regarding a huge initial error

Another important criterion for an adaptive algorithm is to be able to correct its estimation from a huge error. Even if a battery is unused, the SoC can change because of the self-leakage of the cells. For Li-ion cell, the self-leakage is quite low but if the battery is unused for a couple of months, the actual SoC can be very different from the last value in memory. To verify the correction time of each algorithm, the HIL battery emulator has been used to generate a major change in the cell terminal voltage (see Figure 4.17). The HIL has been programmed to output voltage signals for a fully charged battery, let the algorithm stabilize and introduce a step voltage drop. This disruptive event is unlikely to happen with real cells during normal operation but with a HIL it is possible to create this specific situation that will push the algorithms to their limits.

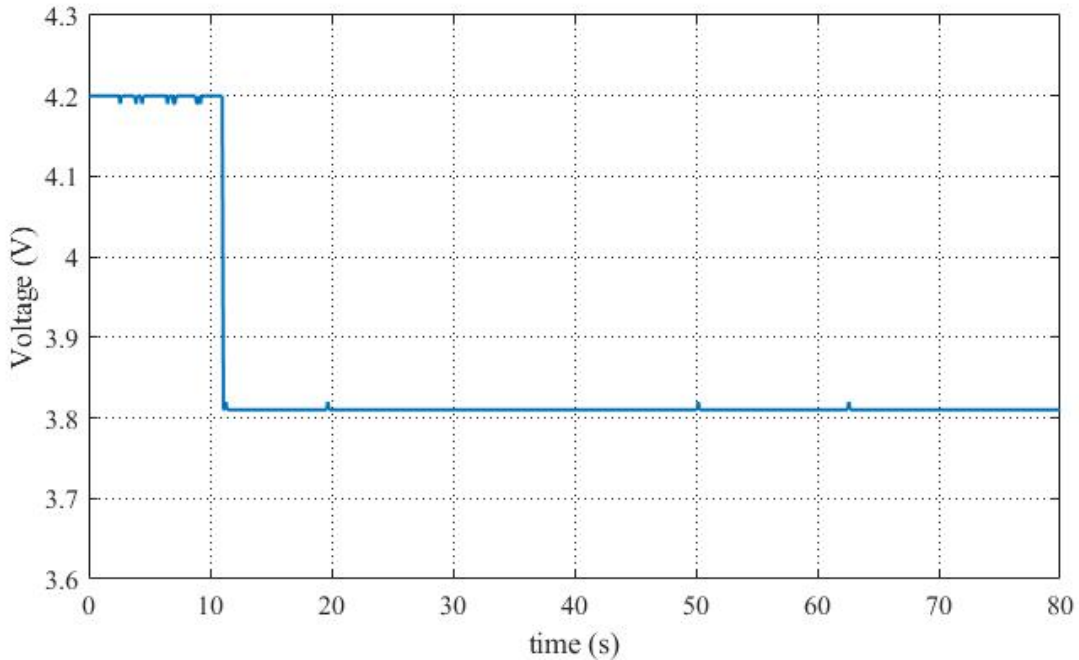


FIGURE 4.17 – Robustness Test - Voltage drop

This test introduces voltage changes from 4.2V to 3.8V as shown in Figure 4.17. During the test, the emulated current is fixed to zero amperes to consider that the cells are at rest and the terminal voltage read can be considered equal to the OCV. The corresponding SoC value for a 3.8V cell voltage is 62%, that means a 38% SOC error in a fraction of second.

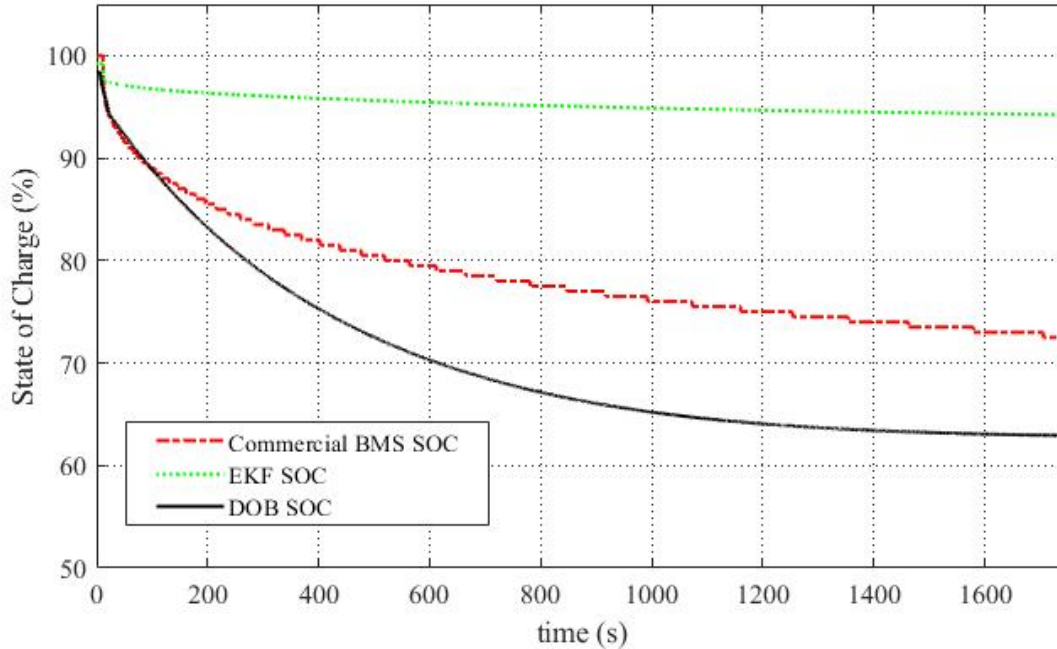


FIGURE 4.18 – Robustness Test - Correction of an initial SoC error

This way to measure the SoC correction time is interesting because the emulated SoC is steady. That makes easier to know when the algorithm starts correcting and when it finishes in an acceptable error range. The test results presented in Figure 4.18, demonstrate that two adaptive algorithms make a correction after the voltage drop. The CC-based result has been removed because the CC is not an adaptive algorithm and does not make any correction. The DOB-based shows good performance and can reach 1% of error within 1600 seconds (26.6 minutes). The EKF presented does not converge to the desired value within the test time. The parametrization of the EKF is very well for a dynamic discharge profile but these parameters are not aggressive enough to perform huge error correction. To obtain similar performance, more effort should be focused in the parametrization to improve the EKF. For instance, another configuration a Kalman-based algorithm, proposed in [11], can correct itself from a 40% initial error in approximately 15 minutes.

This test also demonstrates that the DOB-based needs less effort to be parametrized than a Kalman-based filter. The same battery model has been used for both algorithms. On one hand, for DoB the estimator design only needs to adjust the proportional gain K_P to increase

the correction speed. On the other hand, for the EKF estimator design the covariance matrix must be tuned as function of the model and sensor uncertainties. The matrices parametrization is crucial for the EKF performance and a poor parametrization can affect the robustness of the filter in specific cases. For dedicated cases, a huge parametrization effort could be done to reach better performance using EKF, but a solution using a simple methodology and easy to reconfigure can be more suitable where a BMS design can be used for different cell chemistries or different vehicle application.

4.6 Conclusion

In conclusion, this paper presents a novel method for SoC estimation that offers the same performance with less computational resources. The DOB-based algorithm has been compared to a CC-based and EKF-based in simulation and in experimental with two different current profiles. The DOB-based method compensated the error of estimation by removing the disturbance present in the measured signals. Two correctives loop are presented to reject the disturbances of the voltage and current measured signals. Experiments are carried out with an HIL test system and the result shows a MAE of 0.72% under two different current test profiles. Moreover, the execution time of the algorithms have been compared and the DOB-based is ten times faster than the implemented EKF-based that would allow to use it in cheaper MCU while maintaining the performances. Finally, the accuracy and the fast computing of the DOB-based make it a great choice for on-board application in a low-cost vehicle. Future works will extend the experimental test to real battery prototype and vehicle implementation to confirm that the DOB offer the same performance as in a HIL environment.

4.7 Acknowledgments


This work was supported in part by the Canada Research Chairs and by the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada under the project RDCJP 490763 and RGPIN-2017-05924.

4.8 Appendix - Kalman Filter

Tableau 4.5 – Extended Kalman Filter Equations

Prediction Step	
$\hat{x}^-(k) = A\hat{x}(k-1)A^T + Bu(k) + v(k)$	(4.20)
$P^-(k) = AP(k-1)A^T + Q$	(4.21)
Correction Step	
$L(k) = P^-(k)C(k)^T(C(k)P^-(k)C(k)^T + R)^{-1}$	(4.22)
$\hat{x}(k) = \hat{x}^-(k) + L(k)[Y(k) - g(\hat{x}^-(k), u(k))]$	(4.23)
$P(k) = (I - L(k)C(k))P^-(k)$	(4.24)
Matrix	
$Q = \begin{bmatrix} 10e^{-7} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10e^{-5} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 10e^{-5} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 10e^{-5} \end{bmatrix}$	(4.25)
$R = 0.1$	(4.26)

Tableau 4.6 – Microcontroller development platform specifications [102]

Manufacturer	Pi-Innovo	
Model	M220	
Processor	NXP MPC5534 32-bit	
Clock Rate	80MHz	
Code Space	512KB	
RAM Space	64KB	
Calibration Space	256KB	

Chapitre 5

Conclusion et travaux futurs

5.1 Conclusion

La popularité des véhicules électriques a fortement augmenté depuis les dernières années. La poursuite du développement des technologies liées aux véhicules électriques est de plus en plus importante. Le coût et l'autonomie restreinte étant présentement les principaux facteurs négatifs des véhicules électriques, il est impératif de développer des technologies qui vont permettre d'augmenter l'autonomie, de l'estimer avec précision, tout en réduisant le coût des systèmes.

Ce travail a permis de développer un algorithme à partir de la théorie du contrôle avancé demandant peu de ressource de calcul pour l'estimation de l'état de charge, tout en maintenant des performances similaires à des algorithmes fréquemment utilisés dans la littérature et par des systèmes commerciaux. Il a été démontré que l'algorithme DOB a permis d'obtenir une meilleure précision et un temps d'exécution environ 10 fois plus rapide que le filtre de Kalman étendue, couramment utilisé de nos jours dans les véhicules électriques et proposés dans la littérature de la spécialité.

Afin de comparer les performances de chacun des algorithmes dans les mêmes conditions et de façon représentative de l'environnement réel, les algorithmes ont été programmés sur le même microcontrôleur. De plus, afin de recréer des conditions semblables à l'environnement où le BMS sera utilisé, un système d'émulation HIL permettant de recréer les signaux des

capteurs lus par le BMS. Ce système a soumis le BMS à des signaux électriques réels générés par un modèle de simulation. Les valeurs acquises sont ensuite utilisées par les algorithmes programmés sur le microcontrôleur afin de générer une estimation de l'état de charge de la batterie émulée. Cette méthode de validation a permis d'avoir des résultats de performance beaucoup plus représentatifs qu'une simulation, car les algorithmes ont été programmés sur un microcontrôleur ayant des performances similaires à ceux utilisés dans les BMS commerciaux. L'utilisation de technique HIL permet aussi une répétabilité dans les tests, ce qui est impossible à réaliser avec de vraies batteries.

L'algorithme DOB fut implémenté pour la première fois pour l'estimation de l'état de charge. Ces performances impressionnantes en termes de précision et de temps d'exécution le placent comme une nouvelle alternative pour l'estimation d'état de charge. Sa simplicité lui permet de s'adapter facilement à diverses chimies de batterie lithium-ion ou de technologie de stockage d'énergie électrique, en remplaçant les tables de paramètres et le modèle du composant de stockage. Il est fort probable de voir, dans un futur rapproché, cet algorithme implémenté dans des systèmes de gestion de batterie.

5.2 Travaux Futurs

Comme perspectives futures, il serait pertinent de valider les performances de l'algorithme sous différentes températures. La structure de l'algorithme a été conçue pour considérer la température ambiante de la batterie et l'ajout d'un modèle thermique dans le système HIL permettra d'estimer la température générée par les pertes Joule de batterie en addition à la température ambiante, ce qui permettra d'évaluer l'algorithme avec des changements de température. La température influence les paramètres de batterie et le modèle utilisé par l'algorithme devrait en tenir compte afin d'obtenir une grande précision dans toutes les conditions. Le système HIL devra être ainsi amélioré afin d'émuler les capteurs de température présente dans la batterie.

L'algorithme développé pourrait aussi être utile pour estimer l'état de santé de la batterie. Conjoint avec un modèle de vieillissement, l'algorithme DOB pourrait corriger l'incertitude

du modèle et estimer la perte de capacité de la batterie. Cette perte estimée pourrait alors être pris en compte par le modèle d'estimation d'état de charge afin de corrigé la capacité totale du modèle de batterie et d'améliorer la précision de l'algorithme.

L'algorithme pourrait aussi être utilisé pour estimer l'état de charge d'autre accumulateur d'énergie électrique. Les systèmes utilisant des super-condensateurs pourrait aussi bénéficier de cet algorithme pour estimer leur état de charge.

Bibliographie

- [1] MDDELCC *Changements Climatiques Cible 2030*. <http://www.mddelcc.gouv.qc.ca/changementsclimatiques/consultations/cible2030/>. Accessed : 2017-04-27.
- [2] Félix-Antoine LEBEL. « Méthode de dimensionnement et modélisation de batterie lithium-ion ». Mém.de mast. Université de Sherbrooke, 2017.
- [3] Lip Huat SAW, Yonghuang YE et Andrew A O TAY. « Integration issues of lithium-ion battery into electric vehicles battery pack ». In : *Journal of Cleaner Production* 113 (2016), p. 1032–1045.
- [4] O GOMOZOV et al. « Adaptive Energy Management System Based on a Real-Time Model Predictive Control With Nonuniform Sampling Time for Multiple Energy Storage Electric Vehicle ». In : *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 66.7 (2017), p. 5520–5530.
- [5] Joao Pedro F. TROVAO et al. « Energy- and Power-Split Management of Dual Energy Storage System for a Three-Wheel Electric Vehicle ». In : *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 66.7 (juil. 2017), p. 5540–5550.
- [6] Limei WANG, Yong CHENG et Xiuliang ZHAO. « A LiFePO₄ battery pack capacity estimation approach considering in-parallel cell safety in electric vehicles ». In : *Applied Energy* 142.0 (mar. 2015), p. 293–302.
- [7] Gregory L PLETT. « Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based {HEV} battery packs : Part 1. Background ». In : *Journal of Power Sources* 134.2 (2004), p. 252–261.

-
- [8] Liu RUI-HAO, Sun YU-KUN et Ji XIAO-FU. « Battery state of charge estimation for electric vehicle based on neural network ». In : *2011 IEEE 3rd International Conference on Communication Software and Networks*. IEEE, mai 2011, p. 493–496.
- [9] Fengchun SUN et Rui XIONG. « A novel dual-scale cell state-of-charge estimation approach for series-connected battery pack used in electric vehicles ». In : *Journal of Power Sources* 274 (2015), p. 582–594.
- [10] Carlo TABORELLI et Simona ONORI. « State of charge estimation using extended Kalman filters for battery management system ». In : *2014 IEEE International Electric Vehicle Conference (IEVC)*. IEEE, déc. 2014, p. 1–8.
- [11] Zhongbao WEI et al. « A multi-timescale estimator for battery state of charge and capacity dual estimation based on an online identified model ». In : *Applied Energy* 204 (2017), p. 1264–1274.
- [12] I BLOOM et al. « An accelerated calendar and cycle life study of Li-ion cells ». In : *Journal of Power Sources* 101.2 (2001), p. 238–247.
- [13] Jonathan NADEAU. « Effets du vieillissement de la batterie Li-Ion sur les performances d’un véhicule récréatif hybride branchable à trois roues ». Thèse de doct. Université de Sherbrooke, juil. 2013.
- [14] *Cadex-Battery University.com Battery Developments*. http://batteryuniversity.com/learn/article/battery_developments. Accessed : 2017-04-28.
- [15] *Cadex-Battery University.com When was the battery invented*. http://batteryuniversity.com/learn/article/when_was_the_battery_invented. Accessed : 2017-04-28.
- [16] *GoodenoughBio*. <http://www.me.utexas.edu/faculty/faculty-directory/goodenough>. Accessed : 2017-05-27.
- [17] *Cadex-Battery University.com Types of lithium-ion*. http://batteryuniversity.com/learn/article/types_of_lithium_ion. Accessed : 2017-04-28.
- [18] John T WARNER. *The Handbook of Lithium-Ion Battery Pack Design : Chemistry, Components, Types and Terminology*. Elsevier, 2015.

-
- [19] *Johnson Matthey Battery System*. <http://www.jmbatterysystems.com/JMBS/media/JMBS/Documents/JMBS-28025-Battery-Guide-Reprint-July-2017.pdf>. Accessed : 2018-11-03.
- [20] P WEICKER. *A Systems Approach to Lithium-Ion Battery Management : Power Engineering*. Artech House, Incorporated, 2013.
- [21] H RAHIMI-EICHI et al. « Battery Management System : An Overview of Its Application in the Smart Grid and Electric Vehicles ». In : *IEEE Industrial Electronics Magazine* 7.2 (2013), p. 4–16.
- [22] Alexandre Oliver TESSIER. « Bloc batterie li-ion pour véhicules électriques : méthode de classement novatrice en temps réel des paramètres électriques des cellules ». Thèse de doct. Université de Sherbrooke, 2015.
- [23] A LIEVRE et al. « Practical Online Estimation of Lithium-Ion Battery Apparent Series Resistance for Mild Hybrid Vehicles ». In : *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 65.6 (2016), p. 4505–4511.
- [24] V J OVEJAS, A CUADRAS et J R MORANTE. « SoH evaluation of LiFePO₄ cells using impedance and thermal measurements ». In : *2014 IEEE 11th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices (SSD14)*. IEEE, fév. 2014, p. 1–6.
- [25] Jürgen REMMLINGER et al. « State-of-health monitoring of lithium-ion batteries in electric vehicles by on-board internal resistance estimation ». In : *Journal of Power Sources* 196.12 (2011), p. 5357–5363.
- [26] DAVIDE ANDREA. *Battery Management Systems For Large Lithium-Ion Battery Packs*. 2010, p. 300.
- [27] *PlugInSupply Prismatic Cell Boards*. <http://www.pluginsupply.com/bms/>. Accessed : 2017-04-27.
- [28] *Vector Protocole CAN*. https://elearning.vector.com/index.php?wbt_ls_kapitel_id=489560&root=378422&seite=vl_can_introduction_en. Accessed : 2017-08-21.

-
- [29] *Vector Protocole Flexray*. https://elearning.vector.com/index.php?wbt_ls_kapitel_id=490463&root=378422&seite=v1_flexray_introduction_en. Accessed : 2017-08-21.
- [30] M A HANNAN et al. « A review of lithium-ion battery state of charge estimation and management system in electric vehicle applications : Challenges and recommendations ». In : *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 78 (2017), p. 834–854.
- [31] H CHAOUI, A El MEJDOUBI et H GUALOUS. « Online Parameter Identification of Lithium-Ion Batteries With Surface Temperature Variations ». In : *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 66.3 (2017), p. 2000–2009.
- [32] Hongwen HE et al. « Comparison study on the battery models used for the energy management of batteries in electric vehicles ». In : *Energy Conversion and Management* 64 (déc. 2012), p. 113–121.
- [33] Ala Al-Haj HUSSEIN et Issa BATARSEH. « An overview of generic battery models ». In : *2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting*. IEEE, juil. 2011, p. 1–6.
- [34] Gregory L PLETT. « Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based {HEV} battery packs : Part 2. Modeling and identification ». In : *Journal of Power Sources* 134.2 (2004), p. 262–276.
- [35] L A Dessaint O.TREMBLAY. « Experimental Validation of a Battery Dynamic Model for EV Applications ». In : *World Electric Vehicle Journal Vol. 3* 67.1-2 (2009), p. 69–84.
- [36] O TREMBLAY, L.-A. DESSAINT et A.-I. DEKKICHE. « A Generic Battery Model for the Dynamic Simulation of Hybrid Electric Vehicles ». In : *Vehicle Power and Propulsion Conference, 2007. VPPC 2007. IEEE*. 2007, p. 284–289.
- [37] *MathWorksImplement generic battery model*. <https://www.mathworks.com/help/physmod/sps/powersys/ref/battery.html>. Accessed : 2017-09-06.
- [38] Hongwen HE, Rui XIONG et Jinxin FAN. « Evaluation of Lithium-Ion Battery Equivalent Circuit Models for State of Charge Estimation by an Experimental Approach ». In : *Energies* 4.4 (2011), p. 582–598.

-
- [39] A BABA et S ADACHI. « State of charge estimation of lithium-ion battery using Kalman filters ». In : *2012 IEEE International Conference on Control Applications*. 2012, p. 409–414.
- [40] Jean Ernst BESTER, Ahmed El HAJJAJI et Augustin Mpanda MABWE. « Modelling of Lithium-ion battery and SOC estimation using simple and extended discrete Kalman Filters for Aircraft energy management ». In : *IECON 2015 - 41st Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. IEEE, nov. 2015, p. 002433–002438.
- [41] T HURIA et al. « 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*. 2012, p. 1–8.
- [42] Ali JOKAR et al. « An Inverse Method for Estimating the Electrochemical Parameters of Lithium-Ion Batteries : I. Methodology ». In : *Journal of The Electrochemical Society* 163.14 (2016), A2876–A2886.
- [43] Christian CAMPESTRINI et al. « A comparative study and review of different Kalman filters by applying an enhanced validation method ». In : *Journal of Energy Storage* 8 (2016), p. 142–159.
- [44] Gregory L PLETT. « Extended Kalman filtering for battery management systems of LiPB-based {HEV} battery packs : Part 3. State and parameter estimation ». In : *Journal of Power Sources* 134.2 (2004), p. 277–292.
- [45] Van-Huan DUONG et al. « Online state of charge and model parameters estimation of the LiFePO₄ battery in electric vehicles using multiple adaptive forgetting factors recursive least-squares ». In : *Journal of Power Sources* 296 (2015), p. 215–224.
- [46] HU XIAOSONG et al. « Online estimation of an electric vehicle Lithium-Ion battery using recursive least squares with forgetting ». In : *Proceedings of the 2011 American Control Conference*. IEEE, juin 2011, p. 935–940.
- [47] Cheng LIN et al. « A novel multi-model probability battery state of charge estimation approach for electric vehicles using H-infinity algorithm ». In : *Applied Energy* 166 (2016), p. 76–83.

-
- [48] M GHOLIZADEH et F R SALMASI. « Estimation of State of Charge, Unknown Non-linearities, and State of Health of a Lithium-Ion Battery Based on a Comprehensive Unobservable Model ». In : *Industrial Electronics, IEEE Transactions on* 61.3 (2014), p. 1335–1344.
- [49] I S KIM. « Nonlinear State of Charge Estimator for Hybrid Electric Vehicle Battery ». In : *IEEE Transactions on Power Electronics* 23.4 (2008), p. 2027–2034.
- [50] M CACCIATO et al. « Real-Time Model-Based Estimation of SOC and SOH for Energy Storage Systems ». In : *IEEE Transactions on Power Electronics* 32.1 (2017), p. 794–803.
- [51] Robert RATZ. *{Ricardo} BMS System Benchmark And Standardization*. 2015.
- [52] *Tesla Motor Club Pics/Info : Inside the battery pack*. <https://teslamotorsclub.com/tmc/threads/pics-info-inside-the-battery-pack.34934/>. Accessed : 2018-11-27.
- [53] Mark KARPENKO et Nariman SEPEHRI. « Hardware-in-the-loop simulator for research on fault tolerant control of electrohydraulic actuators in a flight control application ». In : *Mechatronics* 19.7 (oct. 2009), p. 1067–1077.
- [54] A BOUSCAYROL. « Different types of Hardware-In-the-Loop simulation for electric drives ». In : *2008 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*. IEEE, juin 2008, p. 2146–2151.
- [55] Jorge Varela BARRERAS et al. « An Advanced HIL Simulation Battery Model for Battery Management System Testing ». In : *IEEE Transactions on Industry Applications* 52.6 (nov. 2016), p. 5086–5099.
- [56] C FLEISCHER et al. « Development of software and strategies for Battery Management System testing on HIL simulator ». In : *2016 Eleventh International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER)*. 2016, p. 1–12.
- [57] N S HIDORE et al. « Battery in the loop : Battery evaluation in a systems context ». In : *2014 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC)*. 2014, p. 1–9.

-
- [58] H s. SONG et al. « Verification of battery system model for environmentally friendly vehicles using a battery hardware-in-the-loop simulation ». In : *IET Power Electronics* 6.2 (2013), p. 417–424.
- [59] S KERMANI et al. « PHIL Implementation of Energy Management Optimization for a Parallel HEV on a Predefined Route ». In : *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 60.3 (2011), p. 782–792.
- [60] T LETROUVE et al. « Signal HIL Simulation of a Hybrid Locomotive Using Energetic Macroscopic Representation ». In : *2015 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*. 2015, p. 1–6.
- [61] O KÖNIG et al. « Battery Emulation for Power-HIL Using Local Model Networks and Robust Impedance Control ». In : *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 61.2 (2014), p. 943–955.
- [62] Christian SEITL et al. « Power hardware-in-the-loop implementation and verification of a real time capable battery model ». In : *2014 IEEE 23rd International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*. IEEE, juin 2014, p. 2285–2290.
- [63] Hannes RATHMANN et al. « Sophisticated estimation of hardly measurable conditions of lithium-ion batteries ». In : *IECON 2013 - 39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*. IEEE, nov. 2013, p. 1862–1866.
- [64] R SUBRAMANIAN, P VENHOVENS et B P KEANE. « Accelerated design and optimization of battery management systems using HIL simulation and Rapid Control Prototyping ». In : *2012 IEEE International Electric Vehicle Conference*. 2012, p. 1–5.
- [65] Jorge Varela BARRERAS et al. « Functional analysis of Battery Management Systems using multi-cell HIL simulator ». In : *2015 Tenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER)*. IEEE, mar. 2015, p. 1–10.
- [66] Haifeng DAI et al. « Cell-BMS validation with a hardware-in-the-loop simulation of lithium-ion battery cells for electric vehicles ». In : *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 52.Supplement C (nov. 2013), p. 174–184.

-
- [67] A COLLET, J C CRÉBIER et A CHUREAU. « Multi-cell battery emulator for advanced battery management system benchmarking ». In : *2011 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*. 2011, p. 1093–1099.
- [68] W C LEE et D DRURY. « Development of a Hardware-in-the-Loop Simulation System for Testing Cell Balancing Circuits ». In : *IEEE Transactions on Power Electronics* 28.12 (2013), p. 5949–5959.
- [69] Fan ZHANG et al. « State-of-charge estimation based on microcontroller-implemented sigma-point Kalman filter in a modular cell balancing system for Lithium-Ion battery packs ». In : *Control and Modeling for Power Electronics (COMPEL), 2015 IEEE 16th Workshop on*. 2015, p. 1–7.
- [70] Xiaosong HU, Shengbo LI et Hwei PENG. « A comparative study of equivalent circuit models for Li-ion batteries ». In : *Journal of Power Sources* 198.0 (2012), p. 359–367.
- [71] Félix-Antoine LEBEL. *Méthode de dimensionnement et modélisation de batterie lithium-ion*. 2017.
- [72] J. JAGUEMONT, L. BOULON et Y. DUBÉ. *A comprehensive review of lithium-ion batteries used in hybrid and electric vehicles at cold temperatures*. 2016.
- [73] Yuejiu ZHENG et al. « Investigating the error sources of the online state of charge estimation methods for lithium-ion batteries in electric vehicles ». In : *Journal of Power Sources* 377 (fév. 2018), p. 161–188.
- [74] Kong Soon NG et al. « Enhanced coulomb counting method for estimating state-of-charge and state-of-health of lithium-ion batteries ». In : *Applied Energy* 86.9 (sept. 2009), p. 1506–1511.
- [75] Alexandros NIKOLIAN et al. « Complete cell-level lithium-ion electrical ECM model for different chemistries (NMC, LFP, LTO) and temperatures (5 °C to 45 °C) – Optimized modelling techniques ». In : *International Journal of Electrical Power and Energy Systems* 98 (juin 2018), p. 133–146.

-
- [76] U. WESTERHOFF et al. « Electrochemical impedance spectroscopy based estimation of the state of charge of lithium-ion batteries ». In : *Journal of Energy Storage* 8 (nov. 2016), p. 244–256.
- [77] Jinhao MENG et al. « An Overview and Comparison of Online Implementable SOC Estimation Methods for Lithium-Ion Battery ». In : *IEEE Transactions on Industry Applications* 54.2 (mar. 2018), p. 1583–1591.
- [78] Felix-A. LEBEL et al. « Battery Pack Sizing Method - Case Study of an Electric Motorcycle ». In : *2018 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*. IEEE, août 2018, p. 1–6.
- [79] Liang ZHONG et al. « A method for the estimation of the battery pack state of charge based on in-pack cells uniformity analysis ». In : *Applied Energy* 113 (jan. 2014), p. 558–564.
- [80] M COLEMAN et al. « State-of-Charge Determination From EMF Voltage Estimation : Using Impedance, Terminal Voltage, and Current for Lead-Acid and Lithium-Ion Batteries ». In : *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 54.5 (oct. 2007), p. 2550–2557.
- [81] Shijie TONG, Joseph H. LACAP et Jae Wan PARK. « Battery state of charge estimation using a load-classifying neural network ». In : *Journal of Energy Storage* 7 (août 2016), p. 236–243.
- [82] Hicham BEN SASSI et al. « Comparative study of ANN/KF for on-board SOC estimation for vehicular applications ». In : *Journal of Energy Storage* 25 (oct. 2019), p. 100822.
- [83] Mohamed A. AWADALLAH et Bala VENKATESH. « Accuracy improvement of SOC estimation in lithium-ion batteries ». In : *Journal of Energy Storage* 6 (mai 2016), p. 95–104.
- [84] Aden SEAMAN, Thanh-Son DAO et John MCPHEE. « A survey of mathematics-based equivalent-circuit and electrochemical battery models for hybrid and electric vehicle simulation ». In : *Journal of Power Sources* 256.0 (juin 2014), p. 410–423.

-
- [85] Lei PEI et al. « Development of a voltage relaxation model for rapid open-circuit voltage prediction in lithium-ion batteries ». In : *Journal of Power Sources* 253 (mai 2014), p. 412–418.
- [86] Jan Philipp SCHMIDT et al. « The distribution of relaxation times as basis for generalized time-domain models for Li-ion batteries ». In : *Journal of Power Sources* 221 (jan. 2013), p. 70–77.
- [87] Naixing YANG et al. « Unbalanced discharging and aging due to temperature differences among the cells in a lithium-ion battery pack with parallel combination ». In : *Journal of Power Sources* 306 (fév. 2016), p. 733–741.
- [88] Languang LU et al. « A review on the key issues for lithium-ion battery management in electric vehicles ». In : *Journal of Power Sources* 226 (mar. 2013), p. 272–288.
- [89] Il-Song KIM. « The novel state of charge estimation method for lithium battery using sliding mode observer ». In : *Journal of Power Sources* 163.1 (2006), p. 584–590.
- [90] Sophia GANTENBEIN, Michael WEISS et Ellen IVERS-TIFFÉE. « Impedance based time-domain modeling of lithium-ion batteries : Part I ». In : *Journal of Power Sources* 379 (mar. 2018), p. 317–327.
- [91] J XU et al. « The State of Charge Estimation of Lithium-Ion Batteries Based on a Proportional-Integral Observer ». In : *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 63.4 (2014), p. 1614–1621.
- [92] X CHEN et al. « Robust Adaptive Sliding-Mode Observer Using RBF Neural Network for Lithium-Ion Battery State of Charge Estimation in Electric Vehicles ». In : *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 65.4 (2016), p. 1936–1947.
- [93] Claudio BURGOS-MELLADO et al. « Particle-filtering-based estimation of maximum available power state in Lithium-Ion batteries ». In : *Applied Energy* 161 (2016), p. 349–363.
- [94] Jonghoon KIM et B H CHO. « State-of-Charge Estimation and State-of-Health Prediction of a Li-Ion Degraded Battery Based on an EKF Combined With a Per-Unit

-
- System ». In : *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 60.9 (nov. 2011), p. 4249–4260.
- [95] HONGWEN HE et al. « State-of-Charge Estimation of the Lithium-Ion Battery Using an Adaptive Extended Kalman Filter Based on an Improved Thevenin Model ». In : *IEEE Transactions on Vehicular Technology* 60.4 (mai 2011), p. 1461–1469.
- [96] Shunli WANG et al. « Online state of charge estimation for the aerial lithium-ion battery packs based on the improved extended Kalman filter method ». In : *Journal of Energy Storage* 9 (fév. 2017), p. 69–83.
- [97] Nikolaos WASSILIADIS et al. « Revisiting the dual extended Kalman filter for battery state-of-charge and state-of-health estimation : A use-case life cycle analysis ». In : *Journal of Energy Storage* 19 (oct. 2018), p. 73–87.
- [98] D. ANDRE et al. « Characterization of high-power lithium-ion batteries by electrochemical impedance spectroscopy. II : Modelling ». In : *Journal of Power Sources* 196.12 (juin 2011), p. 5349–5356.
- [99] Kiyoshi OHISHI. « Torque-speed regulation of DC motor based on load torque estimation ». In : *IEEJ International Power Electronics Conference, IPEC-TOKYO, 1983-3*. T. 2. 1983, p. 1209–1216.
- [100] Wen-Hua CHEN et al. « Disturbance-Observer-Based Control and Related Methods—An Overview ». In : *IEEE Transactions on Industrial Electronics* 63.2 (fév. 2016), p. 1083–1095.
- [101] Pascal MESSIER et al. « Multi-Cell Emulation for Battery Management System Validation ». In : *2018 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*. IEEE, août 2018, p. 1–6.
- [102] PI-INNOVO. *Pi-innovo - M220 Technical Specification*.