



HAL
open science

Optimisation d'un système de stockage hybride de l'énergie électrique avec batterie et supercondensateurs pour véhicule électrique

Riadh Abdelhedi

► **To cite this version:**

Riadh Abdelhedi. Optimisation d'un système de stockage hybride de l'énergie électrique avec batterie et supercondensateurs pour véhicule électrique. Energie électrique. Université de Lyon; Institut National des Sciences Appliquées et de Technologie (Tunisie); Université de Carthage (Tunisie), 2018. Français. NNT : 2018LYSE1347 . tel-02021283

HAL Id: tel-02021283

<https://theses.hal.science/tel-02021283>

Submitted on 23 May 2019

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



N°d'ordre NNT : 2018LYSE1347

THESE de DOCTORAT DE L'UNIVERSITE DE LYON

opérée au sein de

l'Institut National Des Sciences Appliquées et de Technologies

&

l'Université Claude Bernard Lyon 1

Ecole Doctorale N° accréditation : ED160

Electronique Electrotechnique et Automatique

Spécialité de doctorat : Génie Electrique

Soutenue publiquement le 17/12/2018, par :

Riadh ABDELHEDI

Optimisation d'un système de stockage hybride de l'énergie électrique avec batterie et supercondensateurs pour véhicule électrique

Devant le jury composé de :

MRABET BELLAAJ Najiba	PU	ISI de Tunis	Présidente
BEN ATTIA SETHOM Houda	MC (HDR)	ENICarthage	Rapporteuse
DJERDIR Abdesslem	MC (HDR)	UTBM	Rapporteur
JOUBERT Charles	PU	Université Lyon 1	Examineur
LAHYANI Amine	MC (HDR)	INSAT de Tunis	Directeur de thèse
VENET Pascal	PU	Université Lyon 1	Directeur de thèse
AMMARI Ahmed Chiheb	PU	INSAT de Tunis	Invité
SARI Ali	PU	Université Lyon 1	Invité

A mes parents, que ce modeste travail soit le fruit de vos innombrables sacrifices...

A Nahla, Khouloud, Dali...

A ma Loulou...

A Chacha & Chedy...

Remerciements

Ce sujet est le fruit d'une collaboration entre le laboratoire *Matériaux Mesures et Applications (MMA)* de l'*INSAT* et le laboratoire *AMPERE*, site de l'*UCB Lyon 1*. Il fait partie du programme de coopération internationale franco-tunisienne *PHC-UTIQUE* géré par le *Comité Mixte pour la Coopération Universitaire (CMCU)*. Ce programme bilatéral est pris en charge par le *Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique* du côté tunisien et par le *Ministère de l'Europe et des Affaires étrangères* du côté français. Durant cette thèse en cotutelle, j'ai eu l'occasion de travailler dans deux laboratoires différents : le laboratoire *MMA-INSAT* et le laboratoire *AMPERE-UCB Lyon 1*.

Je tiens, tout d'abord, à remercier mes directeurs de thèse, Monsieur *Amine LAHYANI*, Maître de Conférences à l'*INSAT* et Monsieur *Pascal VENET*, Professeur à l'*UCB Lyon 1*, d'avoir accepté de diriger mes travaux de recherche, d'avoir cru en moi et pour leurs corrections et aides précieuses qui m'ont permis de progresser tout au long de ce travail.

Je tiens à exprimer mes sincères remerciements à mes co-directeurs de thèse, Monsieur *Ahmed Chiheb AMMARI* et Monsieur *Ali SARI* pour leur excellent encadrement, leur disponibilité, leur gentillesse, leurs qualités humaines et pour tout ce qu'ils m'ont apporté durant la thèse.

J'exprime ma plus profonde gratitude à Madame *Najiba MRABET BELLAAJ*, Professeure à l'*ISI de Tunis*, pour l'honneur qu'elle m'a fait en acceptant de présider le jury de ma thèse.

Mes remerciements vont également aux rapporteurs, Madame *Houda BEN ATTIA SETHOM*, Maître de Conférences à l'*ENICarthage* et Monsieur *Abdesslem DJERDIR*, Maître de Conférences à l'*Université de Technologie de Belfort-Montbéliard*, pour l'intérêt qu'ils ont porté à mon travail et pour leurs remarques constructives pour la poursuite de mes travaux.

J'adresse mes sincères remerciements à Monsieur *Charles JOUBERT*, Professeur à l'*UCB Lyon 1*, pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'examiner mon travail de thèse.

Je tiens aussi à remercier les membres de l'équipe de recherche « *Gestion de l'Energie et Stockage pour les Transports* » (*GEST*) et en particulier mes collègues de bureau *Seima SHILI*, *Nagham EL GHOSSEIN*, *Mohamed BEN MERZOUK*, *Maxime SEMARD*, *Antoine EL HAYEK* et *Romain BREUNEVAL* pour leur accueil au sein du laboratoire *AMPERE*.

Je souhaite remercier chaleureusement Monsieur *Chaker ZAGHDOUDI*, Directeur du laboratoire *MMA-INSAT*, pour m'avoir donné des conditions favorables au développement et à la valorisation de mes travaux de recherche au sein du laboratoire.

Un grand merci à mes collègues de l'équipe Electronique de Puissance au laboratoire *MMA-INSAT* pour les moments agréables passés avec eux, en particulier Madame *Imen JAAFAR*, *Arafet BEN AMMAR*, *Henda JABBERI* et *Raja YAHMADI*.

Résumé

Titre

Optimisation d'un système de stockage hybride de l'énergie électrique avec batterie et supercondensateurs pour véhicule électrique.

Résumé

Ce travail contribue à l'optimisation d'un système de stockage hybride couplant une batterie lithium-ion et des supercondensateurs pour les véhicules électriques. La complémentarité entre ces deux sources d'énergie permet l'amélioration des performances globales du système. Notre étude porte sur la mise en œuvre de techniques avancées de contrôle et de gestion de l'énergie. Notre objectif est d'avoir une meilleure utilisation du système de stockage. Dans ce cadre, notre démarche est de développer une gestion d'énergie en temps réel qui tient compte des contraintes électriques et thermiques des systèmes de stockage. Une étude comparative sur les avantages et les inconvénients de différentes techniques de gestion d'énergie nous a permis d'effectuer le choix entre un partage de puissance à moindre coût et un partage performant de l'énergie entre les systèmes de stockage. Un banc expérimental a été mis en œuvre afin de concrétiser la démarche théorique.

Title

Optimization of a hybrid energy storage system with battery and supercapacitors for electric vehicles.

Abstract

This work contributes to the optimization of a hybrid storage system that combines lithium-ion batteries with supercapacitors used for electric vehicles. This hybridization structure was chosen due to the complementarity between both used storage devices. Our study focuses on the implementation of advanced energy control and management techniques. Using better the storage system represents the goal of this thesis. Our approach is to develop a real time algorithm of energy management taking into account battery electrical and thermal behaviors. A comparative study evaluates the benefits and the drawbacks of each proposed strategy in order to offer various choices between low cost power sharing solutions and control strategy with high performances. An experimental bench was implemented to apply the theoretical concept.

Table des matières

Introduction générale	1
Chapitre 1 : Systèmes de stockage hybrides pour véhicules électriques	4
1.1.1 Exploitation d'énergie dans le monde	4
1.1.2 Transition énergétique	6
1.1.3 Impacts environnementaux des véhicules électriques	7
1.1.4 Comparaison véhicules électriques / véhicules thermiques	7
1.2 Evolution des systèmes de stockage dans les véhicules électriques	8
1.2.1 Batteries lithium-ion	8
1.2.2 Problématiques liées aux batteries	14
1.2.3 Le concept d'hybridation des sources	19
1.2.4 Aperçu sur les supercondensateurs	20
1.2.5 Architectures d'association batterie / supercondensateurs	22
1.3 Etat de l'art des stratégies de gestion	24
1.3.1 Stratégies à base de règles	24
1.3.2 Stratégie à base de méthodes d'optimisation déterministe	27
1.3.3 Stratégie à base de méthodes d'optimisation stochastique (Machine Learning)	28
1.3.4 Synthèse des stratégies de gestion	29
1.4 Minimisation du courant de sollicitation de la batterie par optimisation de la gestion d'énergie	31
1.5 Conclusion	32
Chapitre 2 : Structure de gestion de la source hybride	34
2.1 Introduction	34
2.2 Cahier des charges du véhicule électrique étudié	34
2.2.1 Spécifications du véhicule électrique étudié	34
2.2.2 Caractéristiques de la batterie étudiée	35
2.2.3 Caractéristiques des supercondensateurs étudiés	36
2.3 Structure de la source hybride	36
2.3.1 Architecture de la source hybride	37
2.3.2 Modélisation des convertisseurs DC/DC	38
2.4 Modélisation des éléments de la source hybride	41
2.4.1 Linéarisation du modèle	41
2.4.2 Modélisation électrique des supercondensateurs	41
2.4.3 Modélisation électrothermique de la batterie	42

2.5	Structure de la commande locale pour la gestion d'énergie	51
2.5.1	Couche d'asservissement (contrôle bas niveau)	51
2.5.2	Contraintes électriques à base de règles (contrôle haut niveau)	58
2.5.3	Résultats de la commande locale obtenus par simulation	59
2.5.4	Limitation de la stratégie de commande locale.....	67
2.6	Conclusion	68
Chapitre 3 : Nouvelle stratégie de gestion d'énergie.....		69
3.1	Introduction.....	69
3.2	Présentation de la machine d'apprentissage	69
3.2.1	Généralité sur la machine d'apprentissage	69
3.2.2	Technique d'apprentissage automatique (renforcement learning).....	71
3.2.3	Formalisation du problème d'optimisation.....	71
3.2.4	Application de l'apprentissage automatique au système multi-sources.....	73
3.3	Stratégie de gestion d'optimisation par apprentissage automatique	76
3.3.1	Stratégie d'optimisation en temps réel (Stratégie I).....	76
3.3.2	Stratégie d'optimisation hors ligne (Stratégie II).....	80
3.3.1	Stratégie d'optimisation améliorée (Stratégie III).....	81
3.4	Evaluation des stratégies par simulation	82
3.4.1	Analyse des résultats de la stratégie I.....	83
3.4.2	Analyse des résultats de la stratégie II	85
3.4.3	Analyse des résultats de la stratégie III	86
3.4.4	Comparaison des performances des stratégies.....	88
3.5	Conclusion	91
Chapitre 4 : Validation expérimentale des stratégies d'optimisation		92
4.1	Introduction.....	92
4.2	Intérêt de l'étude expérimentale.....	92
4.2.1	Positionnement par rapport aux résultats de simulation.....	92
4.2.2	Objectifs d'expérimentation	93
4.3	Mise en œuvre de la maquette expérimentale d'un système multi-sources.....	93
4.3.1	Éléments de stockage	94
4.3.2	Emulateur du véhicule électrique (par le banc de cyclage)	95
4.3.3	Gestion d'énergie via le contrôleur	96
4.3.4	Acquisition des données	98
4.4	Analyse des résultats expérimentaux	98

4.4.1	Implémentation de la commande de partage fréquentiel de courant (commande locale)	98
4.4.2	Evaluation des performances de la commande d'optimisation à base d'apprentissage automatique	104
4.5	Perspectives.....	107
4.5.1	Perspectives méthodologiques	107
4.5.2	Perspectives applicatives	108
4.6	Conclusions.....	108
Conclusion générale.....		110
Références Bibliographiques.....		112

Liste des figures

Figure 1.1 : Répartition de la consommation d'énergie primaire mondiale [17].....	5
Figure 1.2 : Evolution des émissions du CO ₂ [18]	5
Figure 1.3 : Répartition de la consommation d'énergie par secteur d'activité en Tunisie et en France [19], [20].....	5
Figure 1.4 : Diagramme de <i>Ragone</i> pour différentes technologies de batteries [3].....	11
Figure 1.5 : Composition électrochimique d'une batterie lithium-ion [25].....	12
Figure 1.6 : Différentes technologies de batterie lithium-ion [3].....	12
Figure 1.7 : Principe d'équilibrage dissipatif.....	13
Figure 1.8 : Principe d'équilibrage redistributif.....	13
Figure 1.9 : Seuil de rentabilité d'une batterie [10]	14
Figure 1.10 : Diagramme de <i>Ragone</i> [11]	15
Figure 1.11 : Dégradation des performances d'une batterie lors du vieillissement [19].....	18
Figure 1.12 : Vieillessement d'une batterie à des températures froides [35]	19
Figure 1.13 : Couplage entre batterie et supercondensateurs	20
Figure 1.14 : Rôle des sources d'énergie.....	20
Figure 1.15 : Composition d'un supercondensateur (Thèse Seima SHILI) [6]	21
Figure 1.16 : Architecture en parallèle sans convertisseur	22
Figure 1.17 : Architecture en parallèle avec convertisseur côté supercondensateurs	23
Figure 1.18 : Architecture en parallèle avec deux convertisseurs.....	23
Figure 1.19 : Stratégies de gestion d'énergie existante	24
Figure 1.20 : Principe de la stratégie de gestion « Tout ou Rien »	25
Figure 1.21 : Principe de la stratégie de gestion « transition lissée ».....	26
Figure 1.22 : Principe de la stratégie de gestion « saturation de puissance ».....	26
Figure 1.23 : Principe de la stratégie de gestion « partage fréquentiel ».....	27
Figure 1.24 : Synoptique de gestion d'énergie	32
Figure 2.1 : Caractéristiques géométriques du véhicule électrique étudié	34
Figure 2.2 : Topologie des convertisseurs permettant l'association batterie/supercondensateurs	37
Figure 2.3 : Association des convertisseurs DC/DC	37
Figure 2.4 : Phase active	38
Figure 2.5 : Phase de roue libre.....	39
Figure 2.6 : Modèle « constructeur » de type circuit équivalent du supercondensateur	42
Figure 2.7 : Modèle électrothermique de la batterie	43
Figure 2.8 : Modèle électrique de la batterie utilisée	45
Figure 2.9 : Comparaison des courbes de décharge de la batterie : simulation et document constructeur.....	45
Figure 2.10 : Modèle thermique équivalent de la batterie	47
Figure 2.11 : Caractérisation des paramètres thermiques de la batterie	48
Figure 2.12 Profil de cyclage en courant de la batterie	48
Figure 2.13 : Evolution de la température lors du cyclage	49

Figure 2.14 : Energie échangée en régime permanent	49
Figure 2.15 : Calcul de la constante de temps thermique τ_{Therm}	50
Figure 2.16 : Validation du modèle thermique simulé par l'expérimentation	50
Figure 2.17 : Structure de la commande locale.....	51
Figure 2.18 : Boucle de régulation de tension en cascade.....	52
Figure 2.19 : Boucle de régulation de courant	53
Figure 2.20 : Schéma d'asservissement de tension en phase de production d'énergie	55
Figure 2.21 : Schéma d'asservissement en courant durant la phase de production d'énergie..	56
Figure 2.22 : Schéma d'asservissement en courant coté SC en phase de récupération d'énergie	58
Figure 2.23 : Schéma d'asservissement en courant coté batterie en phase de récupération d'énergie	58
Figure 2.24 : organigramme des règles de gestion d'énergie	59
Figure 2.25 : Profil de conduite en courant	60
Figure 2.26 : Evolution des tensions V_{Batt} , V_{SC} , V_{Bus}	61
Figure 2.27 : Evolution des puissances P_{Batt} , P_{SC} , P_{Bus} sur une portion de cycle NEDC	62
Figure 2.28 : Evolution des courants I_{Batt} , I_{SC} , I_{Bus} sur une portion de cycle	62
Figure 2.29 : Evolution des tensions avec différentes valeurs de τ	64
Figure 2.30 : Evolution des courants avec différentes valeurs de τ	65
Figure 2.31 : Evolution des puissances avec différentes valeurs de τ	66
Figure 2.32 : Valeur du courant efficace $IRMS_{Batt}$ pour différentes valeurs de τ	67
Figure 2.33 : Allure du courant efficace $IRMS_{Batt}$ en fonction de τ	67
Figure 2.34 : Différents cas d'allures du courant efficace $IRMS_{Batt}$ en fonction de τ	68
Figure 3.1 : Structure du système de gestion d'énergie.....	74
Figure 3.2 : Protocole de communication entre la source hybride et l'agent de décision	75
Figure 3.3 : Première phase du processus d'optimisation	78
Figure 3.4 : Deuxième phase du processus d'optimisation	79
Figure 3.5 : Recherche par dichotomie, cas 1	79
Figure 3.6 : Recherche par dichotomie, cas 2	80
Figure 3.7 : Recherche par dichotomie, cas 3	80
Figure 3.8 : Architecture de la plateforme de simulation sous MATLAB/SIMULINK	83
Figure 3.9 : Profil du courant appliqué.....	83
Figure 3.10 : Evolution de la valeur τ lors du processus d'optimisation (Stratégie I)	84
Figure 3.11 : Impact de la stratégie I sur l'évolution de la valeur $IRMS_{Batt}$	85
Figure 3.12 : Impact de la stratégie II sur l'évolution de la valeur $IRMS_{Batt}$	86
Figure 3.13 : Profil du courant appliqué (Stratégie III).....	86
Figure 3.14 : Evolution de la valeur τ lors du processus d'optimisation (Stratégie III).....	87
Figure 3.15 : Impact de la stratégie III sur l'évolution de la valeur $IRMS_{Batt}$	87
Figure 3.16 : Impact de la stratégie III sur l'évolution de la valeur $IRMS_{Bus}$	88
Figure 3.17 : Profil du courant appliqué pour l'évaluation des stratégies	89
Figure 3.18 : Comparaison de l'évolution de la valeur $IRMS_{Batt}$ pour différentes stratégies ...	90
Figure 3.19 : Comparaison de l'évolution de la valeur τ pour différentes stratégies	90

Figure 3.20 : Comparaison de l'évolution de la valeur de température d'une borne de la batterie pour différentes stratégies.....	91
Figure 4.1 : Synoptique du banc expérimental	94
Figure 4.2 : Maquette expérimentale de la source hybride.....	94
Figure 4.3 : Les sources d'énergie utilisées.....	95
Figure 4.4 : Intégration du circuit d'équilibrage entre deux cellules de supercondensateurs.....	95
Figure 4.5 : Interface de supervision développée de la commande locale	97
Figure 4.6 : Interface de supervision développée de la commande globale	97
Figure 4.7 : Acquisition des températures de la batterie	98
Figure 4.8 : Profil de courant du test1	99
Figure 4.9 : Formes d'ondes des tensions V_{Batt} , V_{SC} , V_{Bus}	100
Figure 4.10 : Formes d'ondes des courants I_{Batt} , I_{SC} , I_{Bus}	101
Figure 4.11 : Profil en courant du test 2	101
Figure 4.12 : Evolution des courants avec différentes valeurs de τ	102
Figure 4.13 : Evolution des tensions avec différentes valeurs de τ	103
Figure 4.14 : Courant efficace de la batterie $IRMS_{Batt}$ en fonction de τ	104
Figure 4.15 : Profil de conduite en courant	105
Figure 4.16 : Evolution de la valeur $IRMS_{Batt}$ pour les deux configurations expérimentées ..	106
Figure 4.17 : Evolution de la température de la batterie pour les deux configurations expérimentées.....	106
Figure 4.18 : Modèle multi-physique de la batterie	108

Liste des tableaux

Tableau 1.1 : Nombre des véhicules en utilisation dans le monde par millier d'habitants [21].	6
Tableau 1.2 : Tendances des investissements dans l'énergie renouvelable pour quelques pays en 2015 [22].....	7
Tableau 1.3 : Comparaison entre véhicules électriques et véhicules thermiques [24].....	8
Tableau 1.4 : Caractéristiques des différentes technologies de batteries [3].....	10
Tableau 1.5 : Autonomie théorique de quelques modèles de véhicule électrique [8].....	15
Tableau 1.6 : Exemple de voitures se rechargeant à domicile [28].....	16
Tableau 1.7 : Exemple de recharge sur borne [28].....	16
Tableau 1.8 : Exemple de recharge sur station [28].....	17
Tableau 1.9 : Comparaison des architectures d'association	23
Tableau 1.10 : Comparaison des stratégies à base de règles déterministes	27
Tableau 1.11 : Evaluation des différentes stratégies	30
Tableau 2.1 : Spécifications du système considéré	35
Tableau 2.2 : Spécifications du système étudié à l'échelle réduite	35
Tableau 2.3 : Spécifications techniques de la batterie étudiée.....	36
Tableau 2.4 : Spécifications techniques des supercondensateurs étudiés.....	36

Tableau 2.5 : Paramètres du convertisseur DC/DC.....	41
Tableau 2.6 : Evaluation des approches de modélisation électrique des batteries.....	44
Tableau 2.7 : Analogie thermique / électrique des paramètres.....	47
Tableau 2.8 : Résultats d'identification suite à la caractérisation thermique.....	50
Tableau 2.9 : Courant efficace $IRMS_{Batt}$ pour différentes valeurs de τ	66
Tableau 3.1 : Base de données des valeurs optimales de τ	81
Tableau 3.2 : Valeurs de τ générées par l'algorithme d'optimisation (Stratégie I).....	84
Tableau 3.3 : Valeurs de τ générées par l'algorithme d'optimisation (Stratégie III).....	88
Tableau 3.4 : Valeurs de τ générées pour les différentes stratégies.....	90
Tableau 4.1 : Courant efficace de la batterie $IRMS_{Batt}$ en fonction de τ	103
Tableau 4.2 : Valeur de τ générée pour chaque configuration.....	105

Liste des abréviations

A_K	Fonction d'action de l'algorithme d'optimisation
ACV	Impacts environnementaux globaux
C	Condensateur de filtrage du convertisseur
C_{Batt}	Capacité de la batterie
$CMCU$	Comité Mixte pour la Coopération Universitaire
C_{SC}	Capacité du supercondensateur
d	Distance entre les deux électrodes
ESR	Résistance interne du supercondensateur
$ECMS$	Minimisation de consommation équivalente
E_{Batt}	Energie de la batterie
E_{SC}	Energie des supercondensateurs
f	Fréquence de commutation des transistors du convertisseur
F_1	Fonction de transfert exprimant I_{Batt} en fonction de α_{Batt}
F_2	Fonction de transfert exprimant V_{Bus} en fonction de I_{Batt}
FLC	Contrôleur logique flou (<i>Fuzzy Logic Controller</i>)
I_{Batt}	Courant de la batterie
I_{Bus}	Courant du bus continu
I_{Bus_HF}	Composante haute-fréquence du courant du bus continu
I_{SC}	Courant des supercondensateurs
L_1, L_2	Inductances de lissage des convertisseurs
LFP	Phosphate de fer lithié
LMO	Lithium manganèse oxyde
MPC	Contrôle par modèle prédictif (<i>Model Predictive Control</i>)
NMC	Nickel-manganèse-cobalt
NCA	Nickel-cobalt-aluminium
$NEDC$	Nouveau cycle européen de conduite
OCV	Tension en circuit ouvert (<i>Open Circuit Voltage</i>)
PI_{iBatt}	Régulateur PI de la boucle de courant coté batterie
PI_{iSC}	Régulateur PI de la boucle de courant coté supercondensateurs
$PI_Voltage$	Régulateur PI de la boucle de tension
PSO	Algorithme d'optimisation (<i>essaims particulières</i>)
PMP	Principe du maximum de Pontriaguine
Q_π	Fonction d'évaluation des récompenses
R	Résistance de charge
R_K	Fonction de récompense de l'algorithme d'optimisation
S	Surface d'une électrode
S_K	Fonction d'état de l'algorithme d'optimisation
SoC	Etat de charge de la batterie
SoH	Etat de santé de la batterie
SoC_{SC}	Etat de charge des supercondensateurs
SoH_{SC}	Etat de santé des supercondensateurs
Stratégie I	Stratégie de gestion par apprentissage automatique en ligne
Stratégie II	Stratégie de gestion par apprentissage automatique hors ligne
Stratégie III	Stratégie de gestion par apprentissage automatique améliorée
T	Période de commutation des transistors du convertisseur
V_{Batt}	Tension de la batterie
V_{SC}	Tension des supercondensateurs
V_{Bus}	Tension au niveau du bus continu
$\alpha_{sc}, \alpha_{Batt}$	Rapport cyclique des convertisseurs DC/DC
α	Taux d'apprentissage

τ	Constante de temps du filtre
ϵ_0	Permittivité du vide
ϵ_r	Permittivité relative
γ	Facteur d'actualisation

Introduction générale

Avec l'évolution des technologies, les sources d'énergie électrique prennent une place de plus en plus importante dans le monde industriel d'aujourd'hui. Le développement technologique actuel des batteries n'assure, au système qu'elles alimentent, qu'une autonomie très limitée. De plus, faire subir aux batteries des régimes de fortes fluctuations de puissance, altère énormément leur fiabilité et leur durée de vie. Ces inconvénients peuvent être diminués en insérant une nouvelle source énergétique fiable capable de fournir les pics de puissance au moment opportun. Les supercondensateurs, étant donné leur bonne durée de vie, leur forte densité de puissance et leur grande aptitude à se charger et à se décharger rapidement, sont des candidats plausibles pour assurer cette fonction [1].

La gestion d'énergie des sources dans les véhicules électriques est aujourd'hui un domaine de recherche très en vue. Le développement des recherches porte entre autres sur l'intégration de nouvelles sources d'énergie de stockage et la mise en œuvre de techniques avancées de contrôle et de gestion de l'énergie afin d'optimiser les performances (durée de vie et coût) de l'ensemble [2], [3].

Les travaux de recherche présentés dans ce document sont le fruit d'une collaboration entre le laboratoire *MMA de l'INSAT de Tunis* et le laboratoire *AMPERE de l'Université de Lyon*. Ils font partie du programme de coopération internationale franco-tunisienne *PHC_UTIQUE* géré par le Comité Mixte pour la Coopération Universitaire (*CMCU*). Ce programme bilatéral est pris en charge par le Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique du côté tunisien et par le Ministère des Affaires Etrangères et Européennes ainsi que le Ministère de l'Enseignement Supérieur, de la Recherche et de l'Innovation du côté français. Ce programme commun a pour objectif de réaliser une étude comparative sur cycle de vie de l'utilisation de différents systèmes de stockage hybride de l'énergie électrique dans deux applications données : une alimentation sans interruption et un véhicule électrique. Différents travaux ont déjà été menés dans les laboratoires partenaires en lien avec ce domaine d'étude. Certains s'articulent autour de la caractérisation électrique et thermique afin de modéliser le vieillissement des batteries lithium-ion [2]–[4] ainsi que le vieillissement des supercondensateurs [5], [6]. D'autres se sont intéressés au contrôle des circuits d'équilibrage des supercondensateurs [6], [7]. Il a été montré dans les travaux effectués précédemment aux laboratoires sur le vieillissement des batteries lithium-ion et des supercondensateurs [4], [5], [7], [8], qu'une batterie hybridée intelligemment avec des supercondensateurs s'utilise moins qu'une batterie seule. Les avantages apportés par cette hybridation ont été analysés [1], [9]. D'après la littérature sur les systèmes multi-sources couplant des batteries et des supercondensateurs [10]–[12], il est montré que la réussite de ces systèmes dépend grandement de la politique de gestion d'énergie appliquée. Le travail présenté dans le cadre de cette thèse tente de développer une nouvelle stratégie de gestion d'énergie pour une meilleure hybridation entre batterie et supercondensateurs.

Les stratégies à base de règles se sont avérées les plus simples d'utilisation pour un contrôle en temps réel. De plus, dans plusieurs cas, elles sont plus performantes que d'autres

stratégies d'optimisation temps réel [13]. L'inconvénient majeur de cette approche est que le degré d'optimalité de la solution qu'elle offre dépend de la bonne configuration des règles implémentées. Ces règles sont basées sur la connaissance de l'expert qui a intégré ces règles au préalable. Dans ce contexte, nous nous sommes orientés vers cette approche, et nous proposons d'introduire une intelligence supplémentaire à cette expertise afin de trouver la bonne manière de paramétrer les règles de gestion d'énergie.

Notre objectif final est d'aboutir à l'amélioration de la durée de vie des systèmes hybrides. Nous avons choisi la stratégie à base de règles de partage fréquentiel offrant un meilleur degré de lissage du courant coté batterie [14]. Des versions plus développées de cette méthode intitulées « *stratégie fréquentielle adaptative* » introduisent certains degrés de liberté [15].

Récemment utilisée, la stratégie de partage fréquentiel adaptatif de puissance offre plus de flexibilité pour s'adapter aux conditions d'utilisations avec plus de performances. Cette thèse propose une nouvelle approche combinant la stratégie de partage fréquentiel (à base de règles) et le concept d'apprentissage automatique « *Machine Learning* » afin d'atteindre une meilleure optimalité de partage de puissance sans pour autant avoir une connaissance des conditions de conduite au préalable. Pour ce faire, dans un premier temps, la stratégie de partage fréquentiel est implémentée. Ensuite, l'algorithme d'apprentissage automatique agit au niveau d'une couche supérieure pour apprendre les cycles de conduite du véhicule en temps réel et adapter convenablement les configurations de la stratégie fréquentielle. Dans nos travaux, nous avons étendu le modèle électrique de la batterie en intégrant un modèle thermique qui nous sert à avoir plus de visibilité à long terme sur les performances de notre système de stockage. Ce couplage entre la stratégie globale de gestion et le modèle électrothermique de la batterie nous permet d'analyser l'impact de cette gestion d'énergie sur les facteurs majeurs de vieillissement de la batterie (température, courant).

Dans le premier chapitre de ce document, le contexte énergétique mondial est présenté au préalable. L'évolution des systèmes de stockage hybride d'énergie dans les véhicules électriques est décrite. En particulier, la littérature sur la gestion d'énergie des systèmes multi-sources est présentée.

Le deuxième chapitre décrit le prototype expérimental considéré suivant les spécifications d'un cahier de charges particulier et détaille l'architecture d'hybridation des sources retenue. Pour cela, nous avons modélisé les différents éléments de la source hybride étudiée (supercondensateurs, batterie, convertisseur DC/DC). Pour la batterie nous avons considéré une modélisation électrothermique permettant de suivre l'évolution de son courant, son niveau de tension, et sa température (facteur majeur influençant son vieillissement). Ce modèle a été validé expérimentalement par un protocole d'identification. Une commande locale adéquate contenant différentes boucles de régulation (en tension et courant) a été intégrée. Les résultats de simulation obtenus sont analysés et discutés à la fin de ce chapitre.

Dans le troisième chapitre, la couche d'optimisation qui a pour objectif la minimisation des sollicitations en courant sur la batterie est présentée. Pour ce faire, une commande globale selon trois variantes, qui communique en temps réel avec la commande locale (chapitre 2) pour aboutir à un partage fréquentiel dynamique sans connaissance préalable des conditions de conduite du véhicule, est proposée. Une étude comparative des résultats de simulation permettant d'évaluer le gain apporté par chaque stratégie clôt cette partie.

Dans le dernier chapitre, différents tests de validation afin de confirmer les démarches théoriques développées dans cette thèse sont exposés. Un banc expérimental associant une batterie lithium-ion et des supercondensateurs afin d'émuler un véhicule électrique multi-sources est présenté. Les résultats expérimentaux obtenus suite à l'intégration de la stratégie de gestion des sources sont interprétés. Finalement, les perspectives à ce travail concluent ce document.

Chapitre 1 : Systèmes de stockage hybrides pour véhicules électriques

1.1. Introduction

L'objectif de ce chapitre est de présenter le contexte du travail de thèse. En premier lieu, la situation énergétique mondiale liée à l'exploitation de l'énergie est abordée. L'usage des véhicules électriques est ensuite mis en relief. Puis, l'évolution des systèmes de stockage dans ceux-ci est présentée. Les différentes technologies de batteries lithium-ion existantes et les problèmes liés à leur exploitation sont abordés. Des alternatives permettant d'atténuer ces problématiques sont ensuite exposées. Le développement des systèmes de stockage porte aujourd'hui principalement sur l'intégration de nouvelles sources d'énergie de stockage et sur le concept d'hybridation des sources. L'état de l'existant en ce qui concerne la gestion énergétique des systèmes de stockage multi-sources sera présenté. La mise en œuvre des techniques avancées de contrôle et de gestion de ce type de système de stockage peut permettre d'optimiser les performances (durée de vie et coût) de l'ensemble. Enfin, les points clés sur lesquels nous apporterons notre contribution seront mis en exergue. Les démarches scientifiques et les objectifs à atteindre durant cette thèse seront finalement décrits.

1.2. Contexte énergétique

1.1.1 Exploitation d'énergie dans le monde

La consommation de l'énergie dans le monde augmente au fur et à mesure que la population devient de plus en plus nombreuse compromettant ainsi les ressources et le climat. En 2015, le monde comptait 6.5 milliards d'individus et sa consommation d'énergie primaire était de 13 647 Mtep [16]. Selon les prévisions de la banque mondiale et de l'agence internationale de l'énergie, nous serons 8.3 milliards en 2030. A ce rythme, d'ici 2030 la demande de toute la planète en énergie aura augmenté de 53%. Il est intéressant d'identifier et de quantifier les sources primaires de cette énergie afin de pouvoir réagir pour les préserver. La **Figure 1.1** [17] décrit les pourcentages de contribution de chaque type de source primaire dans la production d'énergie depuis l'année 1966.

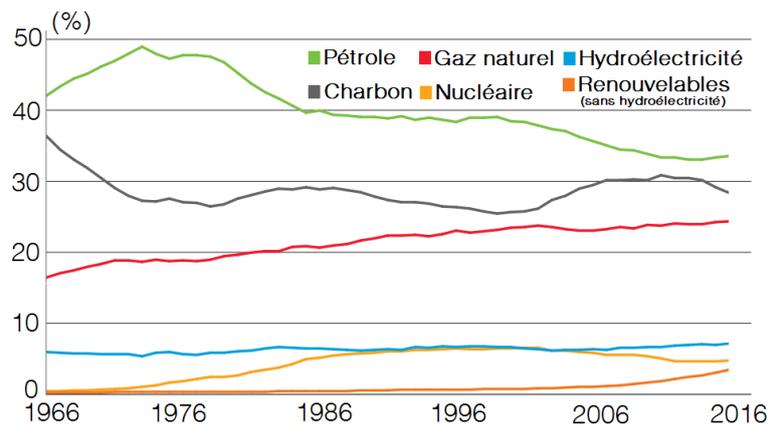


Figure 1.1 : Répartition de la consommation d'énergie primaire mondiale [17]

Il ressort de cette **Figure 1.1** que plus de 80% de la consommation mondiale de l'énergie est générée par des combustibles fossiles. Ces derniers comprennent le charbon, le pétrole et le gaz. Cela explique l'augmentation continue des émissions mondiales de CO₂ relatives à la combustion de ces sources d'énergie. Cette évolution de l'émission de CO₂ est illustrée sur la **Figure 1.2** depuis 1973 jusqu'à 2015 [18].

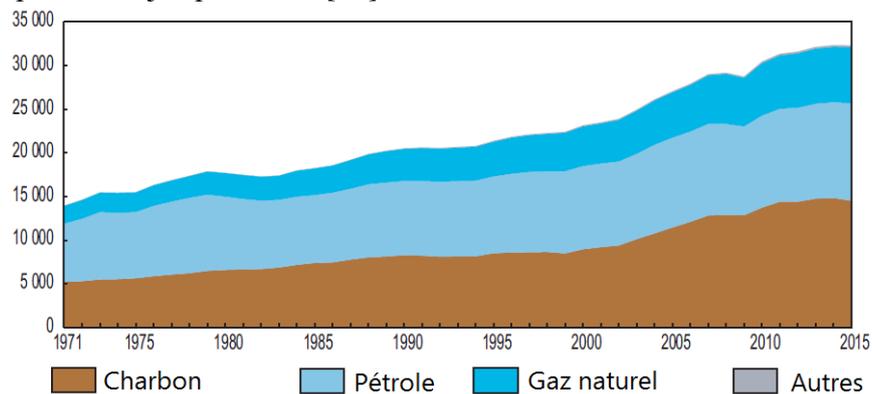


Figure 1.2 : Evolution des émissions du CO₂ [18]

La répartition de la consommation d'énergie s'articule autour de trois secteurs d'activités : le résidentiel, la mobilité et l'industrie (cf. **Figure 1.3**) [19], [20].

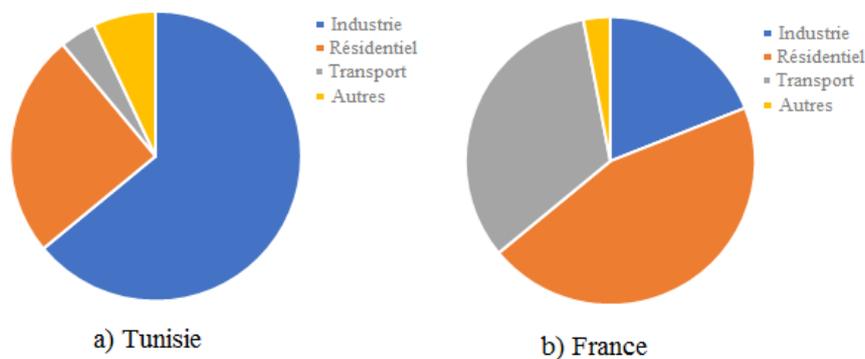


Figure 1.3 : Répartition de la consommation d'énergie par secteur d'activité en Tunisie et en France [19], [20]

Nous nous focalisons dans cette thèse essentiellement sur le secteur de la mobilité. Les chiffres présentés dans le **Tableau 1.1** représentent l'évolution de l'indicateur de possession des véhicules dans le monde (nombres des véhicules pour 1000 habitants) en 2005 et 2015 [21]. Par exemple, entre ces deux dates, le nombre de véhicules par 1000 habitants a doublé sur les continents en cours de développement comme l'Asie et l'Afrique. Globalement dans le monde entier, la possession de véhicules par 1000 habitant entre 2005 et 2015 a augmenté d'environ 50%.

Tableau 1.1 : Nombre des véhicules en utilisation dans le monde par millier d'habitants [21]

Région	2005	2015
Europe	276 663	333 553
Asie	157 369	344 456
Amérique	202 604	238 260
Afrique	17 218	30 810
Monde	653 854	947 079

1.1.2 Transition énergétique

A ce rythme d'exploitation de l'énergie, l'avenir du monde sera bientôt en situation critique [18]. Une révision de la façon dont le monde produit et consomme l'énergie est donc nécessaire. Dans les années 70, la France a investi dans le nucléaire afin de réduire l'utilisation des énergies fossiles. A ce jour, il y a 58 réacteurs qui fournissent les trois quarts de l'électricité en France. Néanmoins, le nucléaire engendre des déchets qui demandent un traitement spécifique et des mesures de sécurité draconiennes qu'il faut garantir. L'exemple de l'accident nucléaire de Fukushima en 2011 en est la meilleure illustration, car il a engendré l'arrêt de toute la production au Japon.

Aujourd'hui, un changement radical dans les modes de production de l'énergie s'impose. Le vent, le soleil et les courants d'eau représentent des sources propres et permettent de produire de l'énergie d'une façon durable. La transition énergétique vers un monde écologique repose essentiellement sur les énergies renouvelables. Le programme européen « 3 fois 20 » concrétise l'ambition de l'union européenne d'ici 2020 et consiste à :

- réduire de 20% les émissions des gaz à effet de serre,
- atteindre 20% d'apport en énergie renouvelable,
- accroître de 20% l'efficacité énergétique lors de l'exploitation.

Plusieurs pays investissent dans les énergies renouvelables. Ces dernières contribuent de plus en plus à la capacité électrique mondiale. Les investissements attribués au secteur de l'énergie renouvelable par quelques pays sont présentés dans le **Tableau 1.2** [22].

D'autres pays comme le Maroc, la Turquie et l'Uruguay sont entrés aussi dans cette tendance avec environ 500 millions de dollars investis par pays en 2015. Pour la Tunisie, l'investissement en 2015 a été seulement de 30 millions de dollars. De ce fait, la transition énergétique est devenue une priorité mondiale afin de protéger le climat.

Tableau 1.2 : Tendances des investissements dans l'énergie renouvelable pour quelques pays en 2015 [22]

Pays	Investissement en milliard de dollars
Chine	103
Etat Unis	44.1
Japon	36.2
Royaume-Uni	22.2
Inde	10.2
Allemagne	8.5

1.1.3 Impacts environnementaux des véhicules électriques

L'exploitation des sources d'énergie électrique dans le secteur du transport devient de plus en plus importante. Suite aux problèmes environnementaux évoqués précédemment, une utilisation optimisée de notre mobilité est indispensable. En effet, la mobilité électrique peut favoriser l'efficacité énergétique. Des pays comme les Etats-Unis, la France, la Chine et l'Inde par exemple, n'ont pas tardé à y voir une opportunité pour promouvoir leurs véhicules électriques. D'un point de vue des nuisances locales, les véhicules électriques génèrent moins de CO₂, de bruit et d'émissions de particules. Les économies d'énergie peuvent être très importantes comme par exemple pour le TGV en France qui pour le trajet Paris-Nice permet d'économiser 90% des émissions de CO₂ par rapport au même trajet réalisé en avion [23].

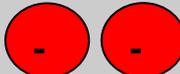
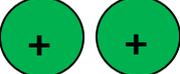
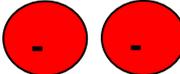
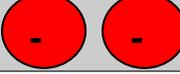
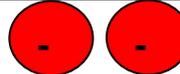
De plus, l'exploitation des énergies renouvelables pour recharger les véhicules électriques à énergie embarquée encourage leur adoption [23].

1.1.4 Comparaison véhicules électriques / véhicules thermiques

Depuis l'apparition des véhicules électriques, des comparaisons entre ceux-ci et les véhicules thermiques sont effectuées. Le **Tableau 1.3** présenté ci-dessous illustre les avantages et les inconvénients de chaque type de véhicule pour différents critères [24]. La source d'énergie des véhicules thermiques (carburant) possède une densité énergétique nettement meilleure que celle des véhicules électriques (système de stockage d'énergie électrique). De plus, la facilité de « recharge » est un avantage majeur des véhicules thermiques par rapport aux véhicules électriques. Par contre, les émissions locales de gaz n'existent pas pour les véhicules électriques puisque les seules émissions de gaz sont localisées dans les centrales thermiques de production de l'électricité. Par conséquent, nous pouvons conclure que les impacts environnementaux globaux sont relativement réduits dans le cas des véhicules électriques. De plus, comme le rendement énergétique est plus important dans les véhicules électriques (80%), si des sources d'énergie durables sont utilisées pour la production électrique, cela revient à exploiter moins d'énergie primaire qu'un véhicule thermique. La réversibilité de la machine électrique est un avantage important pour les véhicules électriques puisque ceux-ci peuvent récupérer de l'énergie pendant les phases de

freinage. Grâce aux particularités du véhicule électrique, le choix de ce type de mobilité peut donc favoriser la transition écologique dans le domaine du transport [24].

Tableau 1.3 : Comparaison entre véhicules électriques et véhicules thermiques [24]

Critères	Véhicules thermiques	Véhicules électriques
Densité énergétique (Wh/kg)		
Facilité de stockage et de « recharge »		
Emissions locales		
Impacts environnementaux globaux		
Rendement du moteur thermique / machine électrique + convertisseur d'énergie associé	 30%	80% 
Réversibilité du moteur thermique / machine électrique		

+ Avantage - Inconvénient

1.2 Evolution des systèmes de stockage dans les véhicules électriques

Le développement des véhicules électriques dépend directement de celui des systèmes de stockage embarqués. Le vrai challenge s'articule autour de l'équilibre entre coût et performance de ces systèmes. L'usage des véhicules électriques est de plus en plus pertinent compte tenu de leurs évolutions économique et technologique.

1.2.1 Batteries lithium-ion

La première commercialisation d'une batterie lithium-ion a été effectuée en 1991 par « Sony Energitech ».

A. Paramètres caractéristiques [4]

Les paramètres caractéristiques d'une batterie sont développés dans cette partie.

- **Capacité**

La capacité d'une batterie définit la quantité de charge électrique restituable suite à une charge complète. Cette capacité est exprimée en ampères-heures (Ah), et définit également l'intensité du courant de décharge complet en une heure (1.1).

$$C_{Batt} = \int_{t_i}^{t_f} i_{Batt} dt \quad (1.1)$$

avec :

i_{Batt} : le courant de décharge de la batterie,

t_i et t_f : l'état initial et final correspondant à des critères donnés.

Une normalisation vis-à-vis de la capacité de la batterie indique que pour une capacité de 40 Ah un régime de décharge de 2C signifie que théoriquement la batterie sera complètement déchargée en 30 minutes avec un courant de 80 A.

- **Résistance interne**

La résistance interne d'une batterie représente la somme de la résistance électrique de ces éléments. Le type d'électrodes, leurs connexions, la composition chimique de l'électrolyte et les réactions électrochimiques sont les facteurs influant cette résistance interne.

- **Tension (OCV)**

La tension à vide ou en circuit ouvert (*Open Circuit Voltage* : *OCV*) représente le potentiel d'équilibre. Elle correspond à la tension continue d'une batterie sans sollicitation de courant de charge ou de décharge.

- **Etat de charge (SoC)**

L'état de charge ou *SoC* « *State of Charge* » d'une batterie décrit la quantité résiduelle de charge par rapport à la quantité de charge admissible de la batterie. Le *SoC* est exprimé en pourcentage (1.2). Une valeur de 100% correspond à un état de charge complet de la batterie et pour la valeur de 0% la batterie est complètement déchargée.

$$SoC(t) = 100 \times \frac{C_{Batt_act} - C_{Batt_util}}{C_{Batt_act}} \quad (1.2)$$

avec :

t l'instant actuel,

C_{Batt_act} la capacité actuelle en Ah,

C_{Batt_util} la capacité utilisée en Ah.

- **Etat de santé (SoH)**

L'état de santé *SoH* « *State of Health* » de la batterie décrit la réduction de ses performances afin de définir l'état de son vieillissement. Le vieillissement se traduit par la dégradation de ses paramètres caractéristiques. Cette dégradation correspond à une diminution de sa capacité et/ou à l'augmentation de sa résistance interne. Une des expressions possibles du *SoH* qui se base sur la dégradation de la capacité comme critère de fin de vie est donnée

par l'équation 1.3 [26]. Une valeur de 100% du *SoH* correspond à un état neuf (100% de la capacité initiale) et la valeur 0% indique que la fin de vie de la batterie est atteinte (80% de la capacité initiale) (1.3).

$$SoH(t) = \frac{C_{Batt(t)} - 80\% \times C_{Batt(t_i)}}{20\% \times C_{Batt(t_i)}} \times 100 \quad (1.3)$$

avec :

t l'instant actuel,

t_i l'instant initial,

$C_{Batt(t)}$ la capacité à l'instant t ,

$C_{Batt(t_i)}$ la capacité initiale.

B. Technologie de batterie

Actuellement, la batterie lithium-ion est la plus utilisée dans les appareils portables comme par exemple dans les téléphones et les ordinateurs. Dans le domaine du transport, de nombreux véhicules électriques et hybrides sont disponibles avec cette technologie de batterie. Par rapport aux autres accumulateurs à base de plomb, ou bien ceux à base de nickel, les batteries lithium-ion possèdent une haute densité d'énergie. De plus, ces batteries ne présentent pas d'effet mémoire ainsi qu'une faible autodécharge contrairement aux batteries à base de nickel [3].

Les technologies de batterie les plus utilisées sont présentées dans le **Tableau 1.4** [3].

Tableau 1.4 : Caractéristiques des différentes technologies de batteries [3].

Technologies de batterie	Energie massique (Wh/kg)	Puissance massique (W/kg)	Nombre de cycles avant diminution de 20% de la capacité
Pb-Acide	40-50	140-250	800-1500
NiMH	65-90	200	500-2000
NiCd	23-28	110-234	400-2000
Li-ion	200-300	600-3000	800-1500

La **Figure 1.4** représente la localisation des différentes technologies de batterie sur un diagramme de *Ragone* [3]. Le **Tableau 1.4** et la **Figure 1.4** montrent bien que la technologie lithium-ion offre les meilleures densités d'énergie et de puissance.

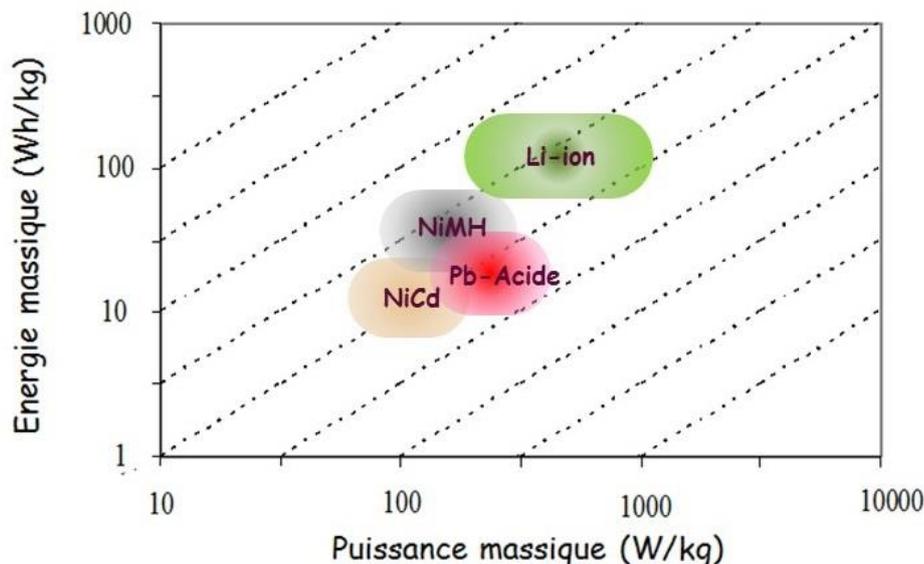


Figure 1.4 : Diagramme de Ragone pour différentes technologies de batteries [3]

C. Principe de fonctionnement

L'accumulateur lithium-ion est basé sur la conversion de l'énergie électrique par un processus chimique à travers l'échange réversible d'ions lithium entre une électrode positive et une électrode négative lors de cycles de charge/décharge. Généralement, les matériaux des électrodes négatives sont à base de matériaux carbonés et les électrodes positives sont des oxydes métalliques. La présence d'un électrolyte qui couple ces deux électrodes est primordiale pour assurer la circulation des ions d'une électrode à l'autre (cf. **Figure 1.5**) [25]. La circulation des ions se traduit par les équations des réactions cathodique et anodique indiquées sur la **Figure 1.5**.

Ces réactions chimiques ne peuvent se produire qu'à travers la circulation des ions par l'électrolyte. La batterie gardera son état de charge si le système électrique empêche la circulation des électrons (circuit ouvert). La batterie évolue vers un nouvel état de charge si le système électrique autorise la circulation des électrons (circuit fermé). Dans ce cas, les réactions chimiques sont dans un sens ou l'autre selon le mode d'emploi de la batterie (charge/décharge) (cf. **Figure 1.5**).

Au moment de la décharge, l'anode (électrode négative) s'oxyde et la cathode se réduit à travers le système électrique. Puisque le système chimique de la batterie est réversible, à la charge, le comportement des électrodes est inversé.

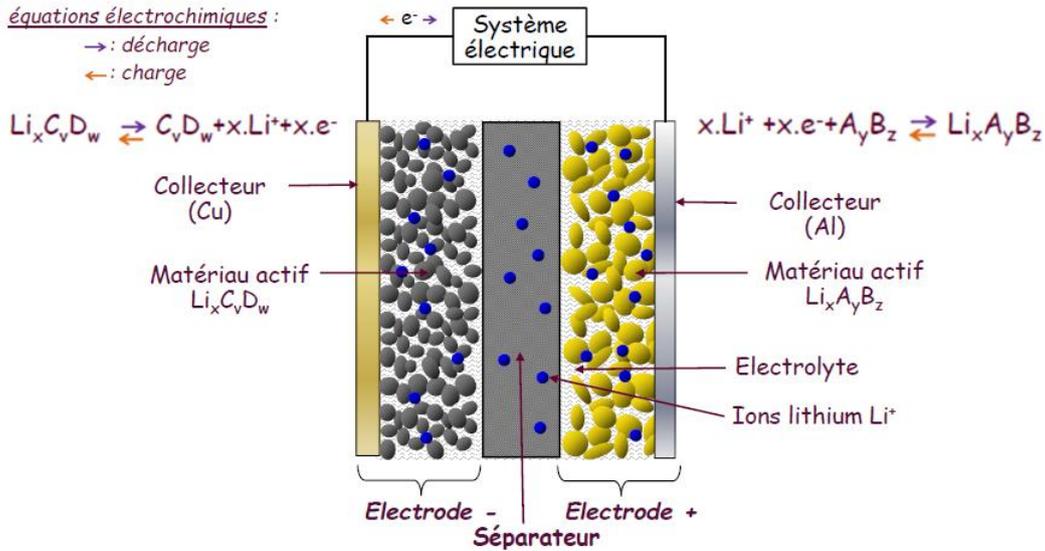


Figure 1.5 : Composition électrochimique d'une batterie lithium-ion [25]

D. Technologies des batteries lithium-ion

La composition des électrodes d'une batterie lithium-ion représente le facteur de distinction entre les différentes technologies. L'électrode négative est soit à base de matériaux carbonés, comme du graphite, soit à base de titane. L'électrode positive se distingue suivant sa structure cristallographique. On peut citer en premier lieu quatre familles de batterie lithium-ion usuelles : le nickel-cobalt-aluminium (NCA) (de formule par exemple $LiNi_{0.8}Co_{0.15}Al_{0.05}O_2$), le nickel-manganèse-cobalt (NMC) (de formule par exemple $LiNi_{1/3}Mn_{1/3}Co_{1/3}O_2$), le lithium manganèse oxyde (LMO) $LiMn_2O_4$, le phosphate de fer (LFP) $LiFePO_4$. La **Figure 1.6** représente la synthèse des caractéristiques des technologies de batteries Li-ion en tenant compte des critères comme l'énergie spécifique, la puissance spécifique, la sécurité, la performance, la durée de vie et le coût.

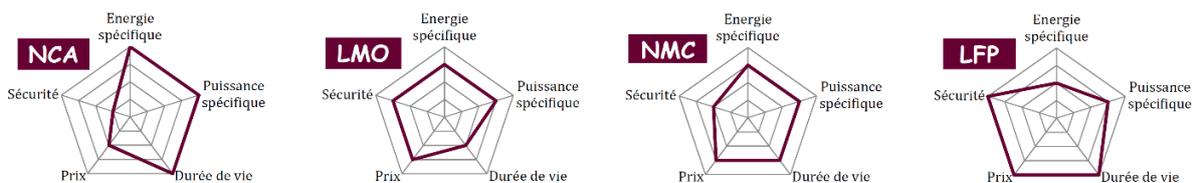


Figure 1.6 : Différentes technologies de batterie lithium-ion [3]

Les batteries lithium-ion à base de nickel-cobalt-aluminium (NCA) possèdent une puissance spécifique ainsi qu'une énergie spécifique assez intéressantes. Les batteries lithium-ion de technologie nickel-manganèse-cobalt (NMC) et lithium manganèse oxyde (LMO) offrent un bon équilibre entre énergie, puissance, sécurité et coût. Les batteries lithium-ion $LiFePO_4$ (LFP) offrent une très bonne tenue au vieillissement [4], [8], ainsi qu'un niveau de sécurité élevé. Néanmoins, sa tension nominale est assez faible et donc son énergie spécifique est limitée. Notre choix s'est tourné vers cette technologie $LiFePO_4$ (LFP).

E. Système de gestion intégré (BMS - Battery Management System)

Pour des raisons de sécurité, des outils de gestion interne contrôlent l'état de la batterie. Les batteries lithium-ion disposent d'un « *Battery Management System* » (BMS) intégré qui protège entre autres la batterie contre les décharges profondes, les surcharges ou la surchauffe.

Le BMS empêche la batterie de fonctionner en dehors de sa plage de fonctionnement typique. La surveillance des états de la batterie met fin à son utilisation en cas de besoin. Techniquement, le BMS peut contenir également une unité de traitement qui intègre des algorithmes sophistiqués afin de rendre la batterie communicante et permettre de diagnostiquer ses états de charge et de santé en permanence [4].

Le BMS intègre également une fonction d'équilibrage des états de charge entre les cellules de la batterie [8]. Le niveau de tension de chaque cellule est mesuré individuellement afin de les ramener à une utilisation avec des niveaux équilibrés de tension. Il existe deux techniques d'équilibrage :

- L'équilibrage dissipatif : le principe se base sur l'évacuation de l'énergie de la cellule (dissipation par effet joule) qui a atteint sa fin de charge. La dissipation d'énergie se fait à travers une résistance, via un interrupteur électronique en série, ce qui permet aux autres cellules internes de la batterie d'atteindre le même état de charge et de s'équilibrer entre elles (cf. **Figure 1.7**) [4].

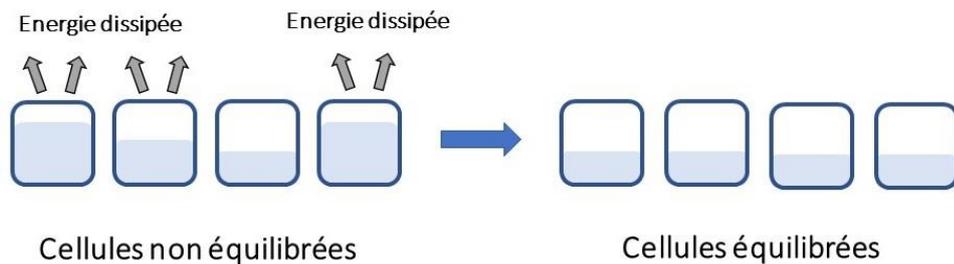


Figure 1.7 : Principe d'équilibrage dissipatif

- Equilibrage redistributif : le principe est d'acheminer l'énergie des cellules les plus chargées vers les moins chargées. Contrairement, à l'équilibrage dissipatif, il n'y a pas de dissipation d'énergie mais l'énergie est redistribuée entre les cellules (cf. **Figure 1.8**) [4].

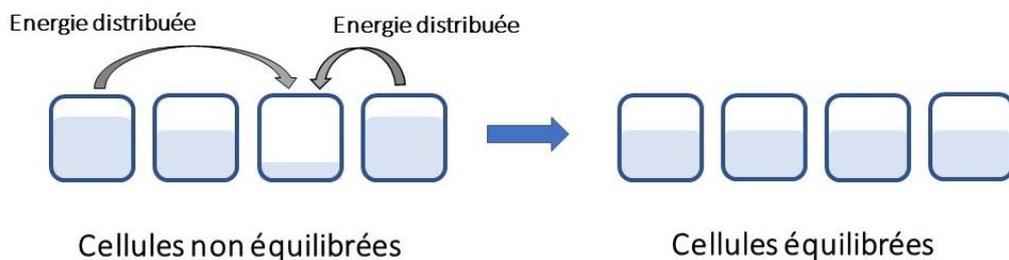


Figure 1.8 : Principe d'équilibrage redistributif

1.2.2 Problématiques liées aux batteries

Le large déploiement des véhicules électriques est lié essentiellement à l'intégration d'un système de stockage performant. Les principales limites actuelles des batteries s'articulent autour de son coût de possession, de sa durée de recharge, de sa sûreté de fonctionnement et de son comportement à température froide.

A. Coût

Le coût élevé des batteries reste un obstacle majeur face à l'utilisation des véhicules électriques tant qu'il est concurrencé par le coût des carburants des véhicules thermiques. Le seuil de rentabilité, exprimé en nombre de kilomètres parcourus, peut nous permettre de connaître à partir de quel kilométrage un véhicule électrique peut compenser le coût d'exploitation d'un véhicule thermique.

Une hypothèse représentée sur la **Figure 1.9** montre que le seuil de rentabilité d'un véhicule électrique peut être assez long à atteindre [2]. A 400 €/kWh, une batterie de 25 kWh (200 km d'autonomie) coûte 10 000 €. Ce graphique permet de déterminer le seuil de rentabilité d'un véhicule électrique par rapport à un véhicule thermique consommant 6 litre/100 km à 1.6€ le litre.

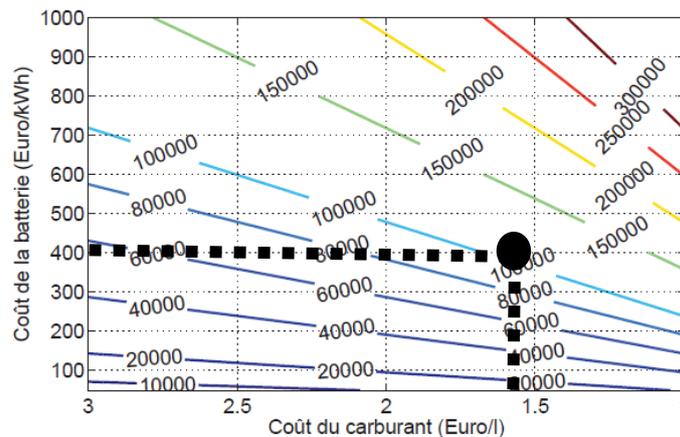


Figure 1.9 : Seuil de rentabilité d'une batterie [10]

Avec un véhicule électrique d'une autonomie réelle de 200 km, nous remarquons d'après la **Figure 1.9** que le seuil de rentabilité est satisfait à partir de 110 000 km. D'autres paramètres (coût de maintenance, taxe carbone, coût de l'électricité, etc.) pourraient être pris en compte afin de déterminer le seuil de rentabilité d'une façon plus rigoureuse.

B. Autonomie

L'autonomie d'un dispositif de stockage de l'énergie électrique est essentiellement liée à sa puissance admissible (en W) et à son énergie disponible (en Wh). Le diagramme de *Ragone* est souvent utilisé pour comparer les particularités des différents éléments de stockage de l'énergie. Comme nous l'observons sur la **Figure 1.10**, les piles à combustible ont une faible puissance massique mais « une énergie massique » assez importante. Les supercondensateurs

possèdent une puissance massique importante mais une énergie massique plutôt faible. Les batteries se placent entre ces deux composants [7].

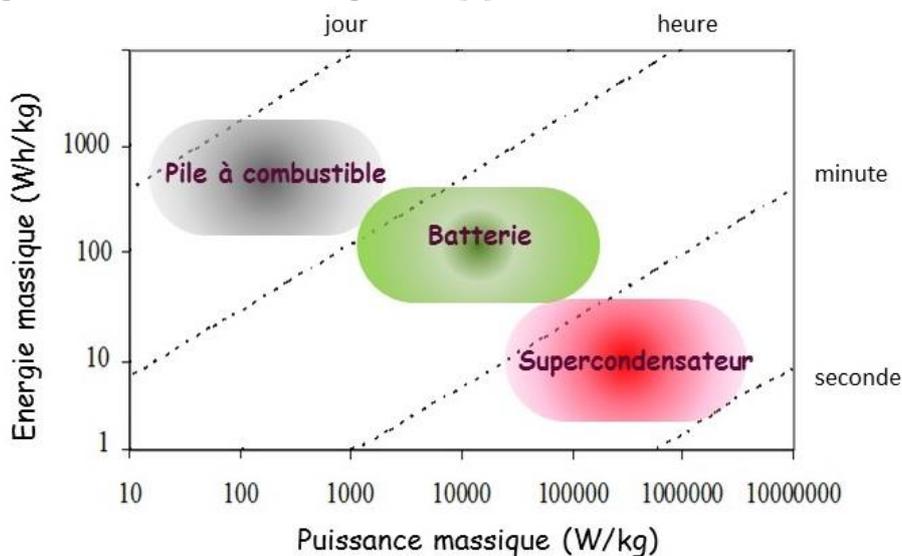


Figure 1.10 : Diagramme de Ragone [11]

Le **Tableau 1.5** montre l'évolution de la quantité d'énergie embarquée (batterie lithium-ion) dans des véhicules électriques, ce qui reflète leur autonomie [8].

Tableau 1.5 : Autonomie théorique de quelques modèles de véhicule électrique [8]

Modèle	< 2016	≥ 2016
Peugeot iOn	16 kWh	-
Renault ZOE	22kWh	41kWh
Opel Ampera-e	-	60kWh
Nissan Leaf	24kWh	30kWh

C. Durée de recharge

La durée de recharge des batteries est liée principalement à leur énergie spécifique. Ce temps de recharge dépend du mode de recharge qui se caractérise entre autres par l'intensité du courant appliqué. En fait, plus le courant est faible plus la durée de recharge est longue. Cependant, des recharges rapides peuvent affecter leur durée de vie. De plus, elles peuvent aussi perturber le réseau électrique dans le cas de recharges simultanées d'un très grand nombre de véhicules [27]. Nous pouvons distinguer trois modes de recharge des batteries pour les véhicules électriques.

- Mode de recharge sur prise domestique

Pour une recharge issue d'une prise domestique (230V/16A), une dizaine d'heures est nécessaire pour obtenir une pleine charge. Cette technique de recharge se fait, soit en utilisant

le câble « constructeur » du véhicule pour la recharge par prise domestique, soit en utilisant un kit de recharge mural comme la *Wallbox* [28]. La *Wallbox* est un adaptateur de recharge domestique recommandé par divers constructeurs automobiles pour des raisons de sécurité (seuils de protection en tension en courant). Le **Tableau 1.6** illustre des exemples de voitures électriques compatibles pour ce type de recharge [28].

Tableau 1.6 : Exemple de voitures se rechargeant à domicile [28]

Mode de recharge	Schéma	Type de prise	Exemples de voitures compatibles
Au domicile		<p>Prise 2P+T</p> <p>Puissance : 3 kW</p>	<ul style="list-style-type: none"> – Chevrolet Volt – Citroën C-ZERO – Renault Kangoo – Renault Fluence – Nissan LEAF – Opel Ampera – Peugeot iOn

- Mode de recharge sur borne de recharge

Le mode accéléré sur borne de recharge est une solution pour réduire le temps de charge. Ce type de recharge permet d'augmenter la valeur du courant (environ 30 kW de puissance) ce qui accélère la recharge qui dure quelques heures. Le **Tableau 1.7** illustre des exemples de voitures électriques compatibles ainsi que le type de prise utilisée pour ce type de recharge. Les prises de courant utilisées dans ce mode répondent à un standard européen [28].

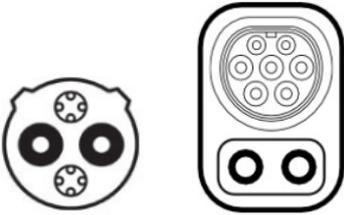
Tableau 1.7 : Exemple de recharge sur borne [28]

Mode de recharge	Schéma	Type de prise	Exemples de voitures compatibles
Sur borne de recharge		<p>Borne de charge</p> <p>Puissance : de 3 kW à 40 kW</p>	<ul style="list-style-type: none"> – Bolloré Bluecar – Citroën C-ZERO – Renault Kangoo – Renault Fluence – Nissan LEAF – Opel Ampera – Peugeot iOn

- Mode de recharge sur station de recharge rapide

Le mode de recharge rapide (environ 50 kW) peut offrir un temps de recharge inférieur à l'heure. Le **Tableau 1.7** illustre des exemples de voitures électriques compatibles ainsi que le type de prise utilisé. Les types de prise utilisés pour ce mode de recharge sont la *Combo* et la *Chademo* qui correspondent au standard européen [28].

Tableau 1.8 : Exemple de recharge sur station [28].

Mode de recharge	Schéma	Type de prise	Exemples de voitures compatibles
Sur station de recharge rapide		<p>Station de charge</p> <p>1-Chademo 2-Combo</p>  <p>Puissance : 50 kW</p>	<ul style="list-style-type: none"> - Chevrolet Volt - Citroën C-ZERO - BMW i3 - Hyundai électrique - Nissan LEAF - Opel Ampera - Peugeot iOn

D. Sûreté de fonctionnement

Le problème de sûreté de fonctionnement des batteries est lié à leur vieillissement et à leur sécurité.

- Vieillissement des batteries lithium-ion

Le vieillissement d'une batterie engendre une perte de ses performances. Une batterie s'use selon deux modes : soit lorsque l'on ne s'en sert pas, c'est le vieillissement calendaire, soit lors de son usage appelé vieillissement par cyclage [4]. Les mécanismes de vieillissement sont liés à la constitution physique de la batterie. Ceux-ci peuvent prendre naissance à l'électrode négative ou à l'électrode positive.

Concernant l'électrode négative des batteries lithium-ion, c'est souvent le carbone qui est utilisé sous forme graphite. Une interface protectrice entre l'électrode et l'électrolyte appelée *Solid Electrolyte Interface ou Interphase* (SEI) est présente. La dégradation ou la croissance de cette couche représente une des causes principales du vieillissement [29]. En fait, cette couche SEI est le résultat de l'oxydation de l'électrode carbonée lors de la première charge. La SEI permet de protéger l'électrode négative. Néanmoins, ce processus n'est pas idéal puisqu'il engendre la consommation d'une partie du lithium. Ce processus évolue tout au long de l'exploitation de la batterie (en cyclage et en repos). La formation de la SEI dépend du régime des premières charges, de la température ainsi que de l'électrolyte utilisé [26], [29], [30].

La dissolution du matériau actif de l'électrode positive favorise aussi les phénomènes de vieillissement des batteries. Au niveau de l'électrode positive, la perte de la matière active l'oxydation de l'électrolyte, la formation d'une couche en surface ou la production de gaz sont des causes de dégradation [31]. La vitesse de dégradation est liée principalement à sa température, aux régimes de courant appliqués (charge/décharge) et aux états de charge de la batterie [4], [32].

Comme visible sur la **Figure 1.11** [19], le vieillissement des batteries engendre notamment la diminution de la capacité (en Ah) soit de l'autonomie du véhicule.

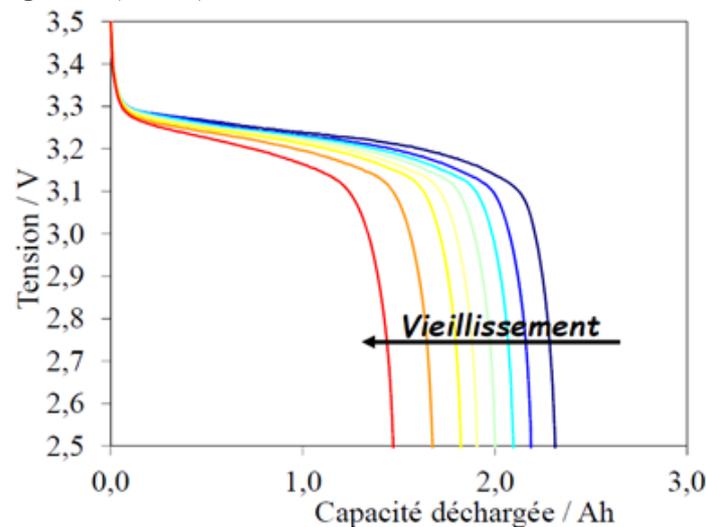


Figure 1.11 : Dégradation des performances d'une batterie lors du vieillissement [19]

- Sécurité des batteries lithium-ion

L'utilisation des batteries lithium-ion présente un risque d'emballement thermique. Les batteries ont la fâcheuse particularité de pouvoir s'enflammer en cas de surcharge, de surdécharge ou de dépassement de température. L'utilisation de la batterie doit respecter les limitations des contraintes électriques et thermiques.

E. Comportement à température froide

A basse température, la tension de la batterie chute rapidement et sa résistance interne augmente. Ainsi, des exemples de dysfonctionnement ont été notés pour des valeurs négatives de température, par exemple dans les batteries lithium-ion de téléphones [33]. Par ailleurs, l'exploitation des batteries à basses températures peut les dégrader. Un dépôt de lithium « lithium plating » peut se former et des dendrites peuvent provoquer des courts-circuits internes pouvant endommager la cellule. Le fonctionnement de la batterie à basse température peut donc causer des problèmes de sécurité [34].

Nous pouvons voir sur la **Figure 1.12** [35] que l'application de températures négatives sur les batteries affectent leur vieillissement. Dans cet exemple, à une température de 25°C, la capacité de la cellule diminue de 7% après 170 cycles alors qu'à -20°C la capacité diminue de 20 % après seulement 12 cycles [35].

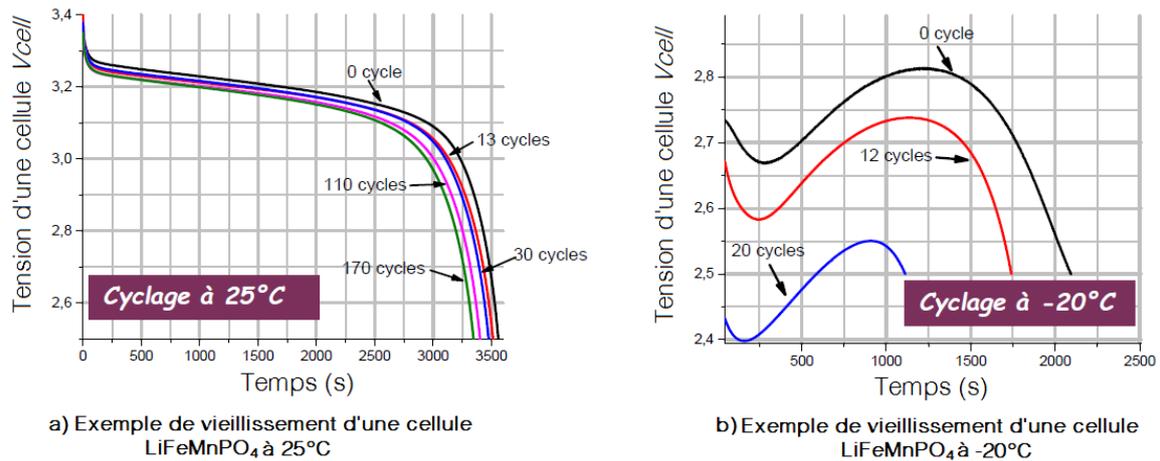


Figure 1.12 : Vieillessement d'une batterie à des températures froides [35]

Pour pallier à ce problème, il est donc nécessaire d'appliquer une gestion thermique pour réchauffer la batterie afin d'éviter des influences non désirables sur sa durée de vie [35]. Plusieurs types de gestion thermique, qui peuvent être classées selon la technique d'échauffement existent [36]–[38] :

- ✓ l'échauffement par air,
- ✓ l'échauffement par un liquide,
- ✓ l'échauffement par un matériau à changement de phase.

1.2.3 Le concept d'hybridation des sources

Le développement technologique actuel des batteries n'assure au système qu'elle alimente qu'une autonomie très limitée. De plus, faire subir aux batteries des régimes de fortes fluctuations de puissance, altère énormément leur fiabilité et leur durée de vie [10]. Ces inconvénients peuvent être diminués en insérant avec la batterie une autre source énergétique capable de fournir des pics de puissance au moment opportun [39]. L'hybridation des sources est le fait de combiner deux sources d'énergie dans un même système afin d'exploiter les avantages de chaque source (cf. **Figure 1.13**). La combinaison entre batterie et supercondensateurs apporte au système de stockage des améliorations très intéressantes au niveau des performances, de l'autonomie et de la durée de vie [40].

Etant donné les fortes densités de puissance et leurs grandes aptitudes à se charger et à se décharger rapidement, les supercondensateurs peuvent améliorer les faiblesses d'une batterie lorsqu'ils sont couplés ensemble [41]. Comme illustré sur la **Figure 1.13**, l'hybridation des batteries et des supercondensateurs permet de réunir les avantages des deux systèmes de stockage.

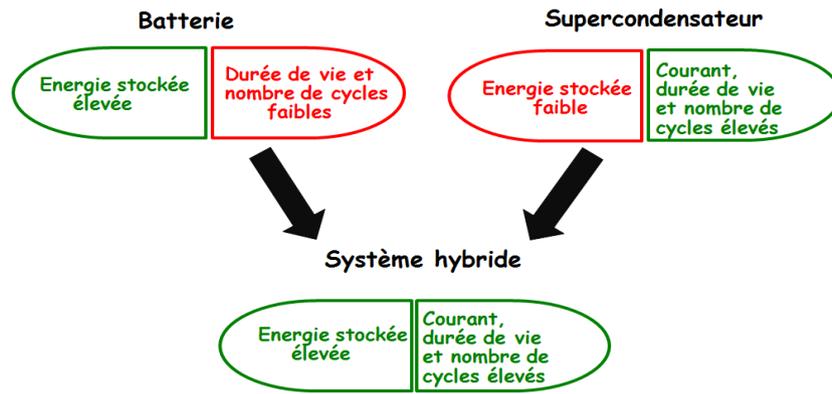


Figure 1.13 : Couplage entre batterie et supercondensateurs

Les supercondensateurs sont alors utilisés pour lisser les phases de charge et décharge de la batterie [42]. Comme il est illustré sur la **Figure 1.14**, en phase de traction d'un véhicule, ce sont les supercondensateurs qui répondent aux demandes brusques de puissance et les batteries comblent les demandes plus lentes. En phase de récupération d'énergie, les deux éléments peuvent se recharger selon la priorité qui leur est affectée [43].

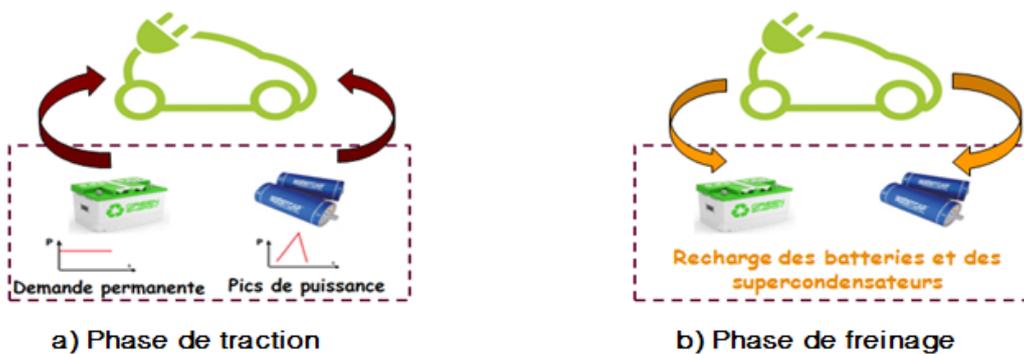


Figure 1.14 : Rôle des sources d'énergie

1.2.4 Aperçu sur les supercondensateurs

A. Constitution d'un supercondensateur

Le supercondensateur est un système de stockage électrostatique. Grâce à sa structure poreuse, ce composant électrique permet de stocker des milliers de fois plus d'énergie électrique qu'un simple condensateur.

Ils sont dotés d'électrodes poreuses (cf. **Figure 1.15**). Lorsque le supercondensateur est sollicité, un champ électrostatique est créé entre les deux électrodes. Un espace de double couche électrique est formé entre l'électrolyte (charges ioniques) et chaque électrode (charges électroniques). Le sens de mouvement des ions et des charges électroniques dépend du sens du potentiel appliqué (charge / décharge) [44].

La distance très faible (de l'ordre de 10^{-9} m) de la double couche électrique associée à la grande surface active (lié au matériaux poreux des électrodes) sont à l'origine des très fortes valeurs de capacité des supercondensateurs [6].

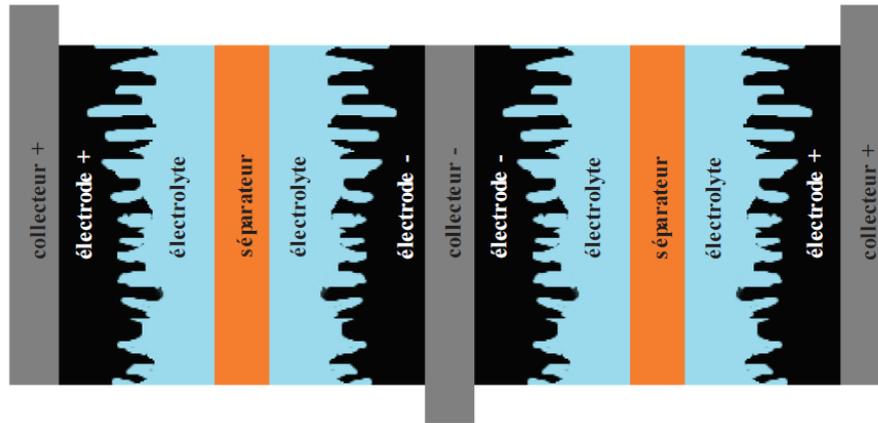


Figure 1.15 : Composition d'un supercondensateur (Thèse Seima SHILI) [6]

B. Paramètres caractéristiques

- **Capacité**

Étant donné que le stockage s'effectue sous forme électrostatique, la capacité (C) peut s'exprimer comme celles des condensateurs classiques. Elle est donnée par la relation (1.4).

$$C_{SC} = \frac{\epsilon_o \epsilon_r S}{d} \quad (1.4)$$

avec :

ϵ_o la permittivité du vide ($C.V^{-1}m^{-1}$),

ϵ_r la permittivité relative,

S la surface de chaque électrode (m^2),

d la distance entre les deux électrodes (m).

- **Résistance interne**

Les supercondensateurs se caractérisent par leur résistance interne qui est un paramètre influençant la puissance délivrable. Elle représente les résistances dues à différents constituants des supercondensateurs tels que l'électrolyte et les électrodes. La valeur de cette résistance interne est très faible [7].

- **Etat de santé (SoH)**

Comme c'est le cas pour les batteries, l'état de santé *SoH* (*State of Health*) des supercondensateurs décrit l'évolution de leur vieillissement [6]. Cette quantification du vieillissement traduit la dégradation de la capacité ou de la résistance interne. En considérant par exemple une perte de 20% de la capacité, le *SoH* de ce composant peut être exprimé par (1.5).

$$SoH(t) = \frac{C_{SC(t)} - 80\% \times C_{SC(t_i)}}{20\% \times C_{SC(t_i)}} \times 100 \quad (1.5)$$

avec :

t l'instant actuel,

t_i l'instant initial,

$C_{SC(t)}$ la capacité à l'instant t ,

$C_{SC(t_i)}$ la capacité initiale.

1.2.5 Architectures d'association batterie / supercondensateurs

Différentes architectures d'association ont été envisagées dans la littérature. Le choix entre ces architectures se base sur un compromis entre complexité, coût de conception, et performance [45]. Généralement, une architecture à moindre coût est intéressante pour les industriels, néanmoins certaines architectures plus flexibles et plus complexes offrent des performances plus importantes. Pour toutes les architectures que nous allons présenter, on remarque la présence d'un convertisseur DC/AC permettant d'adapter la tension du bus continu à la machine électrique à courant alternatif du véhicule. D'après la littérature [10], [46], l'architecture d'association en parallèle offre plus d'avantages par rapport à la liaison en série en termes de rendement et de fiabilité du système global. Dans ce contexte, nous allons focaliser notre étude sur cette topologie parallèle, pour laquelle les deux sources d'énergie (batterie et supercondensateurs) sont connectées simultanément au bus continu ce qui permet d'avoir plus de tolérance en cas de défauts.

Plusieurs configurations en parallèle existent. Pour l'architecture en parallèle sans convertisseur (cf. **Figure 1.16**), on associe les supercondensateurs avec la batterie directement au bus continu. La simplicité de cette configuration permet d'avoir un coût de conception faible, par contre elle offre des performances assez limitées compte tenu du manque de flexibilité. En fait, la tension du bus continu est stabilisée par la batterie vu l'absence de convertisseur d'adaptation de tension, ce qui empêche le contrôle direct des courants dans les systèmes de stockage en cas de forte demande de puissance ou de court-circuit de la charge par exemple [10].

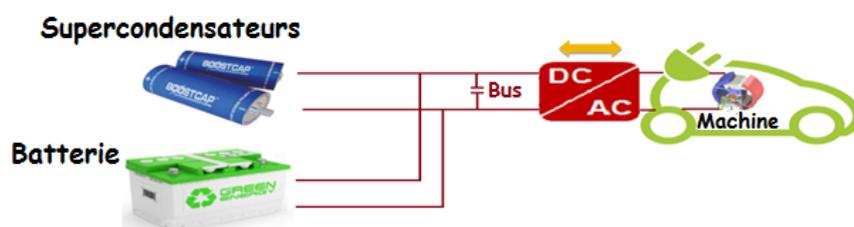


Figure 1.16 : Architecture en parallèle sans convertisseur

Sur la **Figure 1.17**, l'association en parallèle des supercondensateurs avec la batterie est effectuée par l'intermédiaire d'un convertisseur DC/DC. Le rôle de celui-ci est de contrôler le flux de puissance du côté des supercondensateurs ce qui permet plus de flexibilité donc plus de performance. Néanmoins, le coût de conception est assez élevé par rapport à l'architecture sans convertisseur et la simplicité d'implémentation est moindre [28].

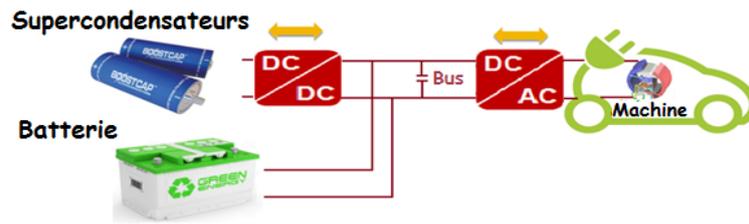


Figure 1.17 : Architecture en parallèle avec convertisseur côté supercondensateurs

L'architecture avec deux convertisseurs présentée sur la **Figure 1.18** contient deux convertisseurs DC/DC liés à chaque source. Cette configuration offre au système global le maximum de degrés de liberté au niveau du contrôle des flux de puissance. La flexibilité de cette architecture peut conduire à des performances importantes mais elle est complexe au niveau implémentation et son coût de conception est élevé [26].

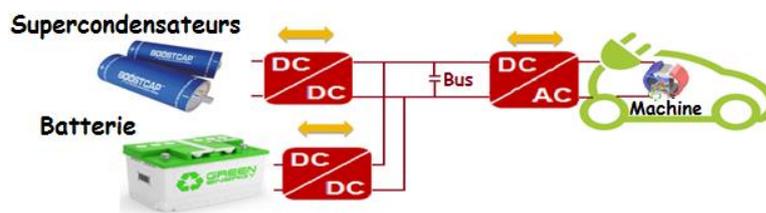


Figure 1.18 : Architecture en parallèle avec deux convertisseurs

Le **Tableau 1.9** ci-dessous résume les avantages et les inconvénients de chaque architecture présentée.

Tableau 1.9 : Comparaison des architectures d'association

Architectures	Simplicité d'implémentation	Performances	Flexibilité	Coût		
Architecture sans convertisseur	+	+	-	-	+	+
Architecture avec un seul convertisseur	+	-	+	-	+	-
Architecture avec deux convertisseurs	-	+	+	+	+	-

+ Avantages - Inconvénients

Dans le cadre de cette thèse, nous avons opté pour l'architecture avec deux convertisseurs malgré ses inconvénients en termes de coût et de complexité d'implémentation car l'objectif est d'exploiter au mieux la flexibilité et les performances offertes par cette configuration afin de compenser les inconvénients qui lui incombent grâce à l'amélioration du coût sur « cycle de vie » de l'ensemble.

1.3 Etat de l'art des stratégies de gestion

La gestion d'énergie définit la manière de répartir les flux de puissance entre les différents constituants d'un système hybride. De nombreuses études ont apporté leurs contributions pour définir la manière de gérer l'énergie entre batterie et supercondensateurs afin d'exploiter au mieux la complémentarité entre ces deux sources.

Ces stratégies peuvent être basées sur trois concepts [13], [32] (cf. **Figure 1.19**).

- 1) Stratégies à base de règles : ces stratégies sont définies au préalable en se basant sur l'expertise ou sur la connaissance des particularités des composants du système. Ces stratégies sont simples au niveau de l'implémentation, par contre elles ne garantissent pas le meilleur degré d'optimalité de la solution.
- 2) Stratégies à base de méthodes d'optimisation déterministe : ces stratégies font évoluer un système de manière à minimiser (ou maximiser) un critère de performance. Plusieurs techniques d'optimisation se basent sur ce principe comme la commande optimale, la programmation dynamique et la programmation linéaire. Deux catégories sont possibles : l'optimisation hors ligne et l'optimisation temps réel.
- 3) Stratégies à base de méthodes d'optimisation stochastique tel que la machine à apprentissage : La machine à apprentissage offre la capacité d'apprendre afin d'atteindre un objectif (maximisation / minimisation d'un critère) sans être explicitement programmé avec des cycles d'entraînement.

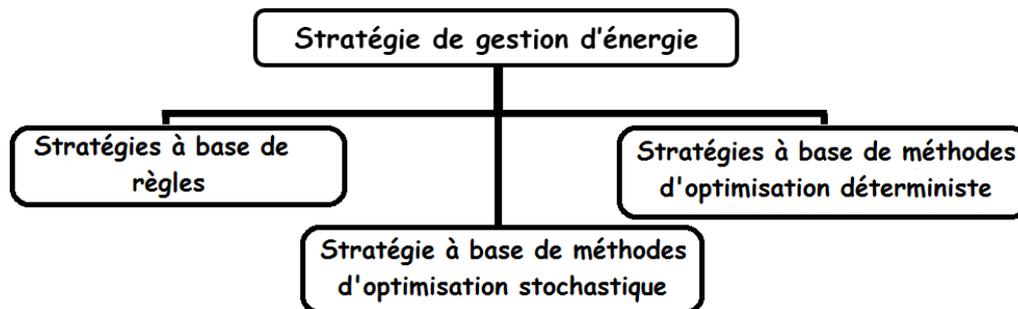


Figure 1.19 : Stratégies de gestion d'énergie existante

1.3.1 Stratégies à base de règles

Les quelques règles de gestion que l'on peut citer pour une source hybride dans le domaine de l'automobile sont les règles floues, les réseaux de neurones et les règles déterministes.

A. Les règles floues

Les règles floues sont très pratiques dans le cas où la modélisation analytique du système est complexe. Les contrôleurs *Fuzzy Logic Controller* (FLC) sont les plus utilisés en raison de leur indépendance d'un modèle mathématique du système à contrôler.

Des chercheurs comme *Gao, Caux, Erdinc* ont appliqué l'approche de la logique floue pour des systèmes hybrides avec pile à combustible [47]–[50]. *Eren* [51] a intégré le contrôle de la dynamique interne de la pile à combustible dans l'approche de gestion de l'énergie fondée sur

la logique floue. Cependant, l'implémentation des règles floues présente un inconvénient en raison de la dépendance d'un certain niveau d'expertise intégré dans la stratégie. Cela signifie que certaines hypothèses fortes qui dépendent des connaissances du concepteur sur le problème doivent être faites [32], [52].

B. Les réseaux neurones

Les modèles de réseaux neuronaux sont des modèles informatiques conçus pour émuler les capacités de traitement de l'être humain (mémorisation et raisonnement). Certaines études utilisant l'approche des réseaux de neurones pour la gestion de l'énergie peuvent être trouvées dans la littérature. *Ates* [53] a fourni un contrôleur de supervision à base de réseau neuronal en utilisant la méthode *Adaptive Linear Neural Network* (ADALINE) pour définir la puissance délivrée par un système de pile à combustible dans un véhicule hybride. *Askarzadeh* [54] et *Prokhorov* [55] ont également utilisé le même type de réseau neuronal, mais combiné avec de la logique floue pour avoir plus de possibilités. L'inconvénient de cette approche est d'une part la formation du processus de connaissance exige une grande base de données obtenue expérimentalement et d'autre part le manque de preuve de stabilité [13], [32], [52].

C. Les règles déterministes

Les règles déterministes définissent les techniques de partage de puissance entre les sources d'énergie d'un système hybride. Dans ce contexte, nous allons citer diverses techniques utilisées dans les véhicules multi-sources.

- **Stratégie « Tout ou Rien »**

Ce sont des stratégies de type thermostat *On/Off*. Leur principe consiste à répartir les flux de puissance entre les deux sources de façon à faire fonctionner chaque source autour de sa meilleure performance globale. Le partage de puissance se fait en attribuant un état actif (*On*) ou bien désactivé (*Off*) à chaque source d'énergie (commutation tout ou rien). Comme il est indiqué sur la **Figure 1.20** c'est soit la batterie qui prend la totalité du profil demandé, soit les supercondensateurs qui délivrent la puissance demandée avec une commutation brusque entre les deux états [14].

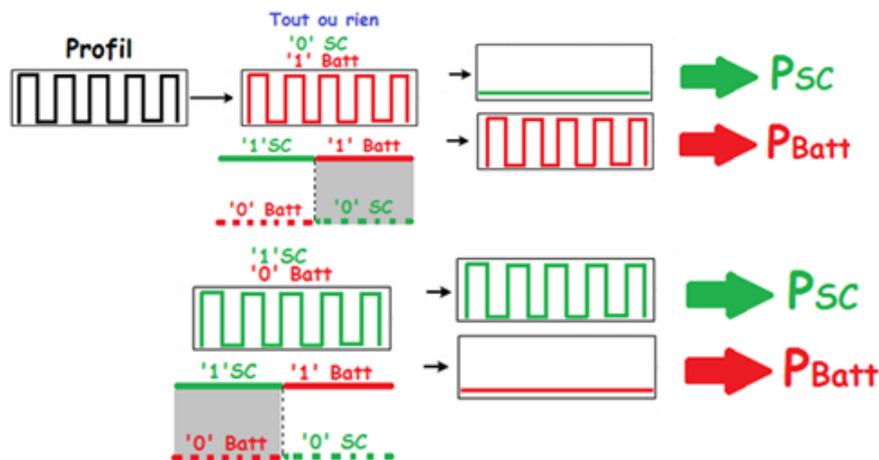


Figure 1.20 : Principe de la stratégie de gestion « Tout ou Rien »

Une version améliorée de cette stratégie consiste à effectuer une « *transition lissée* » entre les systèmes de stockage. Comme il est représenté sur la **Figure 1.21**, la commutation entre les supercondensateurs et la batterie se fait avec une phase de transition linéaire afin d'éviter les sollicitations supplémentaires de courant lors d'une commutation brusque [14].

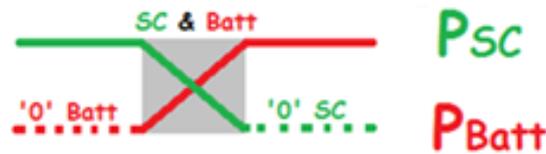


Figure 1.21 : Principe de la stratégie de gestion « transition lissée »

- **Stratégie « Saturation de puissance »**

Cette technique se base sur une limitation de la puissance de la batterie sur l'ensemble du profil de puissance demandé. Un seuil de puissance est défini par avance pour la batterie. Par conséquent, les supercondensateurs prennent en charge la différence entre la puissance du profil et le seuil défini (cf. **Figure 1.22**) [32], [58]. Cette politique permet de limiter les variations de courant dans une plage de puissance bien définie. Généralement, le choix du seuil de puissance se base sur les particularités et les caractéristiques des systèmes de stockage utilisés.

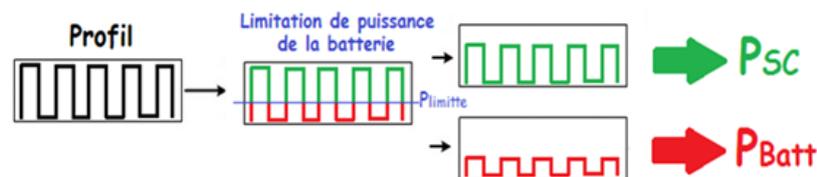


Figure 1.22 : Principe de la stratégie de gestion « saturation de puissance »

- **Stratégie « Saturation de puissance adaptative »**

Cette stratégie est une version évoluée de celle présentée précédemment. Le concept de répartition des flux est le même. Néanmoins, elle offre plus de flexibilité puisque le seuil limite de puissance côté batterie est variable en fonction de la quantité d'énergie dans les supercondensateurs. Cette stratégie offre plus de degrés de liberté au niveau de la manipulation des flux de puissance et par conséquent des meilleures performances [32].

- **Stratégie « Partage fréquentiel »**

Cette stratégie de partage fréquentiel de puissance se base sur la décomposition haute/basse fréquence du profil demandé (cf. **Figure 1.23**). Elle permet d'exploiter les particularités intrinsèques des sources de stockage utilisées. Ce type de partage impose aux supercondensateurs de prendre en charge les pics de puissance et affecte aux batteries les composantes basses fréquences [15], [59].

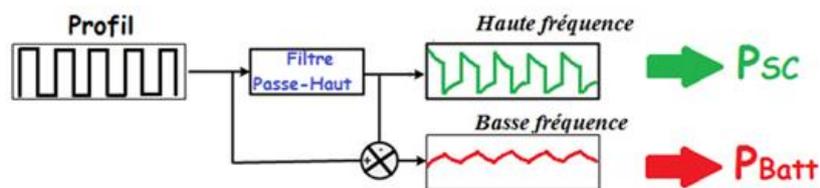


Figure 1.23 : Principe de la stratégie de gestion « partage fréquentiel »

Le **Tableau 1.10** évalue les différentes stratégies à base de règles présentées en termes de simplicité d’implémentation et de performances.

Tableau 1.10 : Comparaison des stratégies à base de règles déterministes

Stratégies	Simplicité d’implémentation	Performances		
Tout ou Rien	+	+	+	-
Saturation de puissance	+	-	+	--
Saturation de puissance adaptatif	+	-	+	+
Partage fréquentiel	-	+	+	+

+ Avantages - Inconvénients

1.3.2 Stratégie à base de méthodes d’optimisation déterministe

Ces méthodes d’optimisation ont pour objectif de trouver le contrôle optimal des flux de puissance d’un système multi-source. Suivant les méthodes de résolution, la classification de ces stratégies d’optimisation diffère. Dans ce contexte, on définit deux types de résolution hors ligne et en ligne (temps réel).

D. Stratégie d’optimisation hors ligne

Les stratégies d’optimisation hors ligne exigent la connaissance du cycle de conduite. La répartition optimale de puissance est déterminée suivant les objectifs ciblés et est implémentée au préalable. Par conséquent, l’implémentation de ce type de stratégie d’optimisation dans des systèmes temps réels est irréalisable. Cependant ces types d’optimisation hors ligne sont très pratiques dans les cas d’utilisation suivants :

- ✓ pour s’en servir comme référence pour évaluer d’autres stratégies temps réel [60],
- ✓ pour aider au dimensionnement des systèmes multi-sources [61],
- ✓ pour ajuster en amont d’autres stratégies de gestion à base de règles [62].

D’après la littérature, de nombreux chercheurs ont utilisé la technique de programmation dynamique pour résoudre des problèmes d’optimisation permettant de trouver la répartition

optimale de la puissance dans un système hybride de stockage associant une batterie et des supercondensateurs avec une fonction « *objectif* » basée sur la minimisation du courant efficace de la batterie [63-64].

E. Stratégie d'optimisation en ligne

Contrairement aux techniques d'optimisation hors ligne, les stratégies de commande en ligne permettent d'obtenir la répartition optimale des flux de puissance en temps réel. Cette méthode ne nécessite pas la connaissance du profil de conduite à l'avance. Donc, le défi de la réussite de cette approche concerne deux points essentiels : d'une part, le temps de calcul qui doit être limité afin de rendre la solution réalisable en temps réel, d'autre part, il faut découpler la solution optimale de la connaissance des conditions de conduite afin de rendre l'implémentation réellement possible. Ainsi il est possible d'obtenir la meilleure solution indépendamment des conditions de roulage du véhicule.

Plusieurs techniques d'optimisation temps réel ont été appliquées afin de résoudre le problème de gestion d'énergie dans les systèmes multi-source, à savoir la commande prédictive et la commande optimale basée sur la minimisation de consommation équivalente (ECMS) [67].

- **Commande prédictive**

La commande prédictive de type MPC « *Model-Predictive Control* » est basée sur l'estimation des conditions de conduite futures du véhicule. Cela se fait en utilisant un modèle du système prédéfini [65]. Une étude comparative a permis de positionner la commande MPC par rapport aux stratégies à base de règles. Le résultat de cette étude confirme que la commande MPC est moins performante en termes de temps de convergence et d'optimalité de la solution que les stratégies à base de règles. Cette commande prédictive est plutôt efficace dans les systèmes comportant plusieurs entrées et sorties [66].

- **Commande optimale**

La stratégie de commande optimale basée sur le « *Principe du Maximum de Pontriaguine* » (PMP) est une méthode de résolution hors ligne. Cette approche a été néanmoins adaptée pour le cas d'utilisation en temps réel. Les versions de stratégies issues du PMP offrent une optimalité instantanée de répartition des flux de puissance dans un système multi-source [67], [68], par exemple en utilisant la méthode de l'« *Equivalent Consumption Minimisation* » (ECMS) qui est dérivée du PMP. Le principe de cette dernière méthode est de minimiser une somme pondérée de puissances [69]. L'ECMS a été utilisée sur des véhicules multi-sources dans plusieurs travaux [70]. La méthode du λ -control permet d'adapter le paramètre caractérisant la méthode de résolution en intégrant une boucle d'asservissement [13].

1.3.3 Stratégie à base de méthodes d'optimisation stochastique (Machine Learning)

L'apprentissage automatique ou « *Machine Learning* » (ML) est un sous-domaine de l'intelligence artificielle. Il fait référence aux changements adaptatifs survenant dans un

système [71]. Par changements adaptatifs, nous désignons les changements permettant au système de faire la même tâche ou les mêmes tâches de la même population mais plus efficacement à l'avenir. C'est une discipline axée sur les algorithmes informatiques qui apprennent à effectuer des tâches « *intelligentes* » basées sur l'observation des données et l'expérience. Plus précisément, cette méthode apprend à faire mieux à l'avenir en fonction de ce qui a été observé ou vécu dans le passé [72]. On trouve par exemple les applications des sites Internet très connues comme « *Amazon* », « *Facebook* », et « *Google* » qui utilisent l'apprentissage automatique. A titre d'exemple, la recommandation des films de l'application « *Netflix* » est basée sur une de ces méthodes. L'apprentissage automatique croise la physique, les statistiques, l'informatique théorique, etc. Il est largement utilisé pour résoudre les problèmes liés à la reconnaissance optique des caractères, à la détection des visages, à la compréhension du langage parlé, aux prévisions météorologiques ou encore dans le domaine de la robotique [73].

L'efficacité des techniques (ML) a été aussi prouvée dans des algorithmes appliqués à la gestion d'énergie des systèmes de stockage à base de batterie. Dans ses travaux *M. Triki* [74] a utilisé un algorithme de gestion dynamique de puissance « *Dynamic Power Management* » basé sur l'apprentissage pour étendre la durée de vie d'une batterie d'un téléphone mobile. Dans les applications autour des véhicules, cette technique (ML) de contrôle peut permettre d'optimiser la distribution des flux de puissance tout en apprenant les décisions optimales en temps réel à partir des cycles d'entraînement historiques [75], [76]. Des travaux comme [77] confirment que la technique d'apprentissage automatique peut réduire la consommation de combustible d'un véhicule hybride. Dans d'autres travaux, il a été prouvé qu'une stratégie de contrôle basée sur cet algorithme (ML) offre un compromis entre la simplicité de la mise en œuvre en temps réel, le temps de calcul et l'optimalité de la solution [78].

1.3.4 Synthèse des stratégies de gestion

A. Evaluation des stratégies d'optimisation déterministe

Pour résoudre le problème de gestion d'énergie dans une source hybride, les stratégies à base d'optimisation permettent de converger vers un objectif bien déterminé [66]. Celles-ci se basent sur la minimisation (ou maximisation) d'un critère de performance. Néanmoins, l'application en temps réel de ces stratégies reste un problème majeur puisque même les algorithmes de résolution en ligne les plus performants exigent des temps de traitement importants [13], [68]. Par ailleurs les méthodes qui offrent le meilleur degré d'optimalité exigent la connaissance du profil de puissance à l'avance [30], [32].

B. Evaluation des stratégies à base de règles déterministes

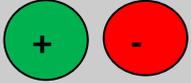
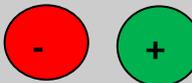
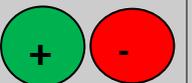
L'avantage des stratégies de gestion à base de règles déterministes est leur simplicité d'implémentation, ce qui rend aisé leur mise en œuvre sur un calculateur temps réel. De plus, ces stratégies n'exigent pas la connaissance a priori du trajet du véhicule [14]. Néanmoins, le degré de performance de ces méthodes dépend de la connaissance de l'expert qui paramètre

les règles suivant le potentiel intrinsèque du système multi-sources. Un changement radical des conditions de conduite avec lesquelles le système a été paramétré peut affecter l'optimalité de la solution [32].

C. Hybridation des stratégies

L'hybridation des stratégies représente une autre alternative de gestion d'énergie pour les systèmes multi-source. L'hybridation des stratégies permet d'exploiter les points forts de chaque type de stratégies (Tableau 1.11).

Tableau 1.11 : Evaluation des différentes stratégies

Stratégies	Implémentation temps-réel	Optimalité de la solution	Temps de calcul	Connaissances des conditions de conduite a priori
Stratégies à base de méthodes d'optimisation déterministe				
Stratégies à base de règles				
Stratégies à base de méthodes d'optimisation stochastique				

+ Avantages - Inconvénients

L'utilisation des stratégies hybrides combinant les stratégies à base de règles avec les stratégies d'optimisation devient de plus en plus fréquente. Plusieurs travaux ont introduit une intelligence supplémentaire aux règles déterministes existantes en utilisant les résultats d'optimisation hors ligne [43], [66], [70]. Dans ces approches le paramétrage des stratégies à base de règles se base sur les résultats des algorithmes d'optimisation hors ligne. Par exemple *A.L. Allègre* [40] a développé une stratégie à base de règles avec un coefficient qui caractérise la distribution en puissance entre deux sources. Ce coefficient est ensuite généré à partir d'une résolution hors ligne qui minimise les pertes dans la source de stockage principale (batterie). Dans les travaux de *J.P.F. Trovão* [79], [80], un algorithme d'optimisation hors ligne par « *essais particuliers* » (PSO) avec la stratégie à base de règles basée sur la saturation de puissance dans l'objectif de limiter l'intervalle de recherche de la solution optimale a été utilisé. L'hybridation (stratégies à base des règles et à base d'optimisation) permet d'améliorer le degré d'optimalité de la solution des approches à base de règles. En même temps, les approches par optimisation voient leur temps de calcul réduit suite à l'utilisation prédéfinie des règles.

1.4 Minimisation du courant de sollicitation de la batterie par optimisation de la gestion d'énergie

La structure du système multi-sources couplant une batterie à des supercondensateurs contient différentes couches physiques. 6 étapes (cf. **Figure 1.24**) ont été nécessaires pour construire le système multi-sources utilisé dans les travaux de recherche présentés dans ce document.

Etape 1 : dimensionnement et modélisation des sources d'énergie (batterie et supercondensateurs).

Etape 2 : modélisation de la couche d'électronique de puissance contenant les convertisseurs DC/DC nécessaires pour la circulation des flux de puissance.

Etape 3 : intégration de la couche de commande locale. Cette couche permet le contrôle et l'asservissement des courants et des tensions.

Etape 4 : implémentation des lois de gestion à base de règles contenant le partage de puissance entre les différentes sources d'énergie (batterie/supercondensateurs) en respectant leurs contraintes électriques. Ce choix est porté sur leur simplicité d'implémentation, ce qui rend aisé leur mise en œuvre sur un calculateur temps réel. De plus, ces stratégies n'exigent pas la connaissance a priori du trajet du véhicule.

Le courant de la batterie est un facteur majeur de son vieillissement. C'est dans ce contexte que notre objectif est la minimisation du courant efficace de la batterie. Vu la non connaissance des conditions de conduite de notre véhicule, nous nous sommes servis d'une couche d'optimisation en temps réel.

Etape 5 : développement de la commande globale (couche d'optimisation).

Cette étape est organisée comme suit :

- Définition du lien entre la commande locale et la commande globale (variables de commande),
- Fixation des objectifs d'optimisation (fonction objectif),
- Formulation du problème d'optimisation.

La température étant un facteur très influant sur la durée de vie de la batterie, nous avons intégré le modèle thermique de la batterie dans l'architecture globale.

Etape 6 : intégration du modèle électrothermique de la batterie.

Cette dernière étape nous permettra de suivre l'évolution de la température de la cellule de la batterie.

La synoptique représentée sur la **Figure 1.24** rappelle l'ensemble de notre démarche.

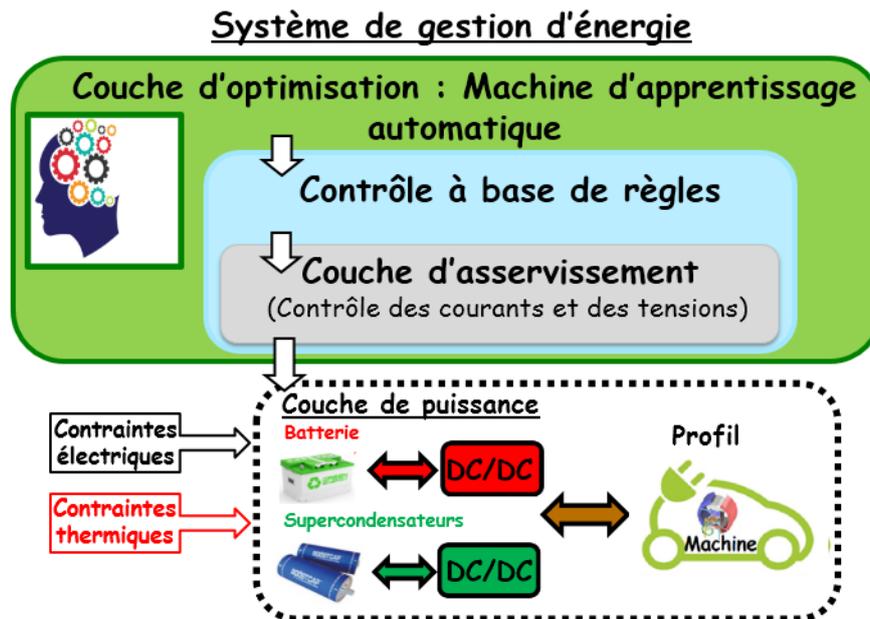


Figure 1.24 : Synoptique de gestion d'énergie

L'objectif désiré de cette thèse s'articule essentiellement sur les points suivants :

- L'autoadaptation en temps réel de la stratégie à bases de règles (stratégie de partage fréquentiel) grâce à l'association de l'apprentissage automatique avec la stratégie de contrôle fréquentiel, étant donné que la non connaissance des conditions de conduite a priori représente une problématique majeure dans l'intégration d'une stratégie de gestion.
- L'intégration du modèle électrothermique de la batterie, qui représente un point de liaison primordial pour coupler les lois de vieillissement de la batterie avec la gestion d'énergie adoptée.

1.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes focalisés tout d'abord sur les impacts environnementaux et l'intérêt d'utiliser les véhicules électriques comme alternative aux véhicules thermiques. Nous avons explicité les inconvénients des systèmes de stockage embarqués dans ces véhicules. Ensuite, nous avons décrit l'intérêt de l'hybridation entre batterie et supercondensateurs. Les supercondensateurs représentent une source de puissance capable de fournir des pics de puissance au moment opportun. Etant donné la complémentarité entre batterie et supercondensateurs, cette hybridation apporte des solutions réalistes à la problématique de limitation de performances des systèmes de stockage dans les véhicules électriques. Une étude comparative des avantages et des inconvénients liés à l'utilisation des différentes configurations architecturales de l'association de deux sources de stockage (batterie et supercondensateurs) est effectuée. Diverses techniques de gestion d'énergie ont été évaluées et comparées ce qui a permis de choisir la meilleure utilisable dans notre cas.

Une nouvelle approche combinant la stratégie de partage fréquentiel et le concept d'apprentissage automatique permet d'atteindre la meilleure optimalité de partage de puissance sans connaissance des conditions de conduite au préalable. Nous nous sommes enfin positionnés par rapport à l'existant pour proposer la démarche adoptée durant cette thèse.

Dans le chapitre suivant, le système multi-source est dimensionné suivant les spécifications d'un cahier de charges particulier. Nous proposons de modéliser une source hybride couplant modèle électrique et modèle thermique de la batterie. Cette modélisation multi-physique nous permettra de suivre l'évolution de la température qui représente un facteur très influant sur la durée de vie de la batterie. Cette modélisation sera utilisée avec les stratégies adéquates de contrôle afin d'obtenir un système de gestion de puissance complet.

Chapitre 2 : Structure de gestion de la source hybride

2.1 Introduction

Dans le cadre de notre étude des systèmes multi-sources, nous décrivons dans ce chapitre la structure du véhicule électrique étudié. Le dimensionnement des sources d'énergie utilisées est primordial afin de répondre aux contraintes fixées par le cahier des charges. L'étude a pour objectif d'élaborer la commande adaptée à cette configuration.

Dans ce chapitre, nous rappelons le principe de fonctionnement des convertisseurs DC/DC avec ses différents constituants. Ensuite, nous modélisons les différents éléments de la source hybride étudiée (supercondensateurs, batterie, convertisseurs DC/DC). Nous avons considéré une modélisation électrothermique pour la batterie afin de suivre l'évolution de son courant, de son niveau de tension et de sa température (facteurs de vieillissement). Ce modèle a été validé expérimentalement par un protocole d'identification. Une commande locale, contenant différentes boucles de régulation (tension / courant), est intégrée. Puis, nous expliquons le concept de partage fréquentiel de puissance pour lequel nous avons opté et nous montrons l'intérêt de son utilisation. Les résultats obtenus sont analysés et discutés à la fin de ce chapitre.

2.2 Cahier des charges du véhicule électrique étudié

Le véhicule électrifié étudié dans ce travail associe un système de propulsion électrique et un système de stockage d'énergie embarqué. L'objet de notre étude est la source hybride d'énergie qui associe des batteries et des supercondensateurs.

2.2.1 Spécifications du véhicule électrique étudié

Le véhicule électrique que nous nous proposons d'étudier possède les caractéristiques géométriques indiquées sur la **Figure 2.1**.

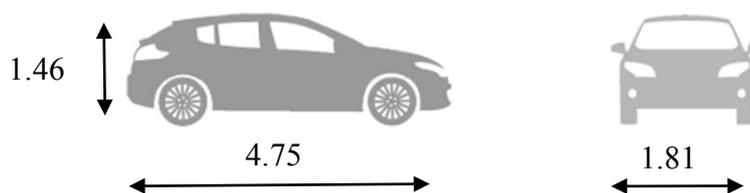


Figure 2.1 : Caractéristiques géométriques du véhicule électrique étudié

Les données utilisées dans cette thèse correspondent à un modèle de véhicule électrique dont les caractéristiques principales sont mentionnées dans le **Tableau 2.1**. Ces données sont issues des études menées par notre partenaire qui est l'*IFSTTAR (Institut Français des Sciences et Technologies des Transports, de l'Aménagement et des Réseaux)*. Le détail des calculs pour la batterie et le pack de supercondensateurs est présenté dans l'**Annexe A**.

Tableau 2.1 : Spécifications du système considéré

Eléments	Caractéristiques
Véhicule électrique	Puissance maximale $P_{max} = 40$ kW Energie totale consommée $E_{totale} = 24$ kWh Poids du véhicule : 1605 kg
Batterie	Cellule Lithium-ion (12.8 V; 30 Ah) 18 cellules en série et 4 branches parallèles Masse du pack = 308.7 kg
Supercondensateurs	Cellule (310F ; 2.7 V) 60 cellules en série et 2 branches parallèles Masse du pack = 7.2 kg

Dans le cadre de notre étude, nous avons conçu un banc de test associant les sources d'énergie et un banc de cyclage, permettant de simuler la consommation du véhicule, à travers les convertisseurs développés en interne. L'objectif est de pouvoir tester avec ces convertisseurs différents algorithmes de gestion de l'énergie entre les deux sources. Pour ce banc, un dimensionnement à l'échelle réduite a été considéré. Nous avons défini un rapport d'échelle avec pour objectif de garder la complémentarité de dimensionnement entre les deux sources d'énergie, d'où les spécifications du **Tableau 2.2** qui sont détaillées dans l'**Annexe A**.

Tableau 2.2 : Spécifications du système étudié à l'échelle réduite

Eléments	Caractéristiques
Banc de test (échelle réduite)	Rapport d'échelle : 1/80 Puissance maximale $P_{max} = 500$ W Energie totale consommée $E_{totale} = 300$ Wh
Batterie	Module lithium-ion (12 V; 30 Ah) de 4 cellules Masse de la batterie = 4.9 kg
Supercondensateurs	Cellule (310F ; 2.7 V) 3 cellules en série Masse du pack = 180 g

2.2.2 Caractéristiques de la batterie étudiée

Comme il est déjà évoqué dans le chapitre précédent, les batteries de technologie lithium-ion sont largement employées dans différentes applications (informatique, téléphonie mobile, véhicules électriques, etc.). Généralement, les critères de choix d'une technologie lithium-ion sont la masse, l'énergie, la sécurité, le coût et aussi la disponibilité sur le marché [81]. Des

fabricants comme *VARTA* et *SAFT* proposent des cellules à faible niveau de tension. D'autres comme *MASTERVOLT* et *HAWKER* ont mis en vente des modules complets de plusieurs cellules en série.

Dans notre étude, nous avons adopté une batterie *MASTERVOLT* qui représente un module de plusieurs cellules. D'une part, ce modèle s'adapte à notre cahier des charges et de plus, il est disponible sur le marché européen. D'autre part, la sécurité relative à l'utilisation de cette batterie est respectée grâce au système de contrôle intégré (BMS). Les caractéristiques de la batterie étudiée dans cette thèse sont indiquées dans le **Tableau 2.3 (Annexe B)**.

Tableau 2.3 : Spécifications techniques de la batterie étudiée

Batterie Lithium-ion	Modèle MLS 12/390
Fabricant	Mastervolt (Pays-Bas)
Composition chimique	LiFePO ₄ , lithium iron phosphate
Tension nominale	12.8 V
Capacité nominale	30 Ah
Courant max charge / décharge	30A/30A
Masse	4.9 kg
Coût	720 €
Cycle de vie théorique	> 2500 cycles
Protection de sécurité	Equipé d'un BMS (équilibrage passif)

2.2.3 Caractéristiques des supercondensateurs étudiés

L'apparition des supercondensateurs date des années 50 [82], [83]. Bien plus tard, de nombreux fabricants comme *BATSCAP*, *NESSCAP*, *KEMET* et *MAXWELL* ont lancé la production des supercondensateurs. Pour notre source hybride, nous optons pour les supercondensateurs *MAXWELL* qui s'adaptent à notre cahier des charges et qui sont les plus disponibles sur le marché. Les caractéristiques des supercondensateurs utilisés sont mentionnées dans le **Tableau 2.4 (Annexe C)**.

Tableau 2.4 : Spécifications techniques des supercondensateurs étudiés

Supercondensateur	BCAP0310
Fabricant	Maxwell
Tension nominale	2.7 V
Capacité nominale	310F
Résistance interne	2.2 mΩ
Courant maximal	250 A
Masse	60 g
Coût	60 €
Cycle de vie théorique	500 000 cycles

2.3 Structure de la source hybride

L'architecture retenue est celle à deux convertisseurs DC/DC en parallèle côté sources d'énergie (Chapitre 1). Comme il est indiqué sur la **Figure 2.2**, chaque convertisseur est lié à une source d'énergie. Les deux convertisseurs DC/DC sont bidirectionnels en courant. Ils ont

pour rôle d'adapter les niveaux de tension des éléments de stockage d'énergie à celui du bus de tension continue. De plus, ces convertisseurs permettent de gérer les flux de puissance entre les différents constituants (batterie, supercondensateurs, charge). Côté batterie, le niveau de tension varie entre 9V et 15.2V avec une tension nominale $V_{Batt} = 12.8V$ donc le convertisseur est élévateur dans le cas de la décharge de la batterie, puisque le niveau de tension du bus continu vaut $V_{Bus} = 16V$, et abaisseur dans l'autre sens. Du côté des supercondensateurs, la plage de tension est comprise entre 4.05V et 8.1V. Par conséquent, le deuxième convertisseur est aussi élévateur lors de la décharge des supercondensateurs.

Le système de propulsion du véhicule électrique est considéré comme une source de courant. Cette source de courant est capable d'assurer les deux phases de fonctionnement d'un véhicule électrique (phase de traction et phase de récupération d'énergie de freinage) [40].

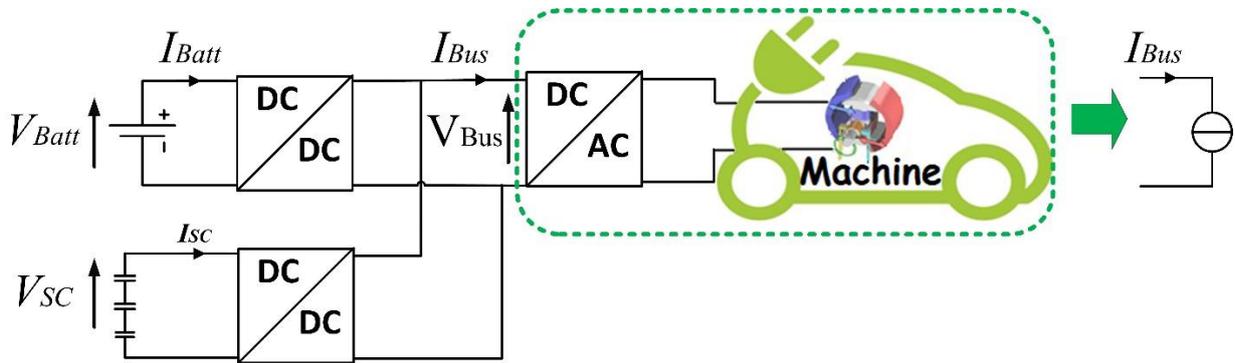


Figure 2.2 : Topologie des convertisseurs permettant l'association batterie/supercondensateurs

2.3.1 Architecture de la source hybride

La **Figure 2.3** montre les constituants des deux convertisseurs associés en parallèle. Chaque convertisseur DC/DC bidirectionnel contient quatre semi-conducteurs : deux MOSFETs et deux diodes. Les deux MOSFETs T_{1_Batt} et T_{1_SC} commutent entre l'état passant et bloqué. L'ensemble des MOSFETs T_{1_Batt} et T_{1_SC} et des diodes de roue libre D_{2_Batt} et D_{2_SC} assurent le transfert du flux de puissance de chaque source dans le mode survolteur. Les MOSFETs T_{2_SC} et T_{2_Batt} permettent avec les diodes D_{1_Batt} et D_{1_SC} l'utilisation des convertisseurs en mode dévolteur [2].

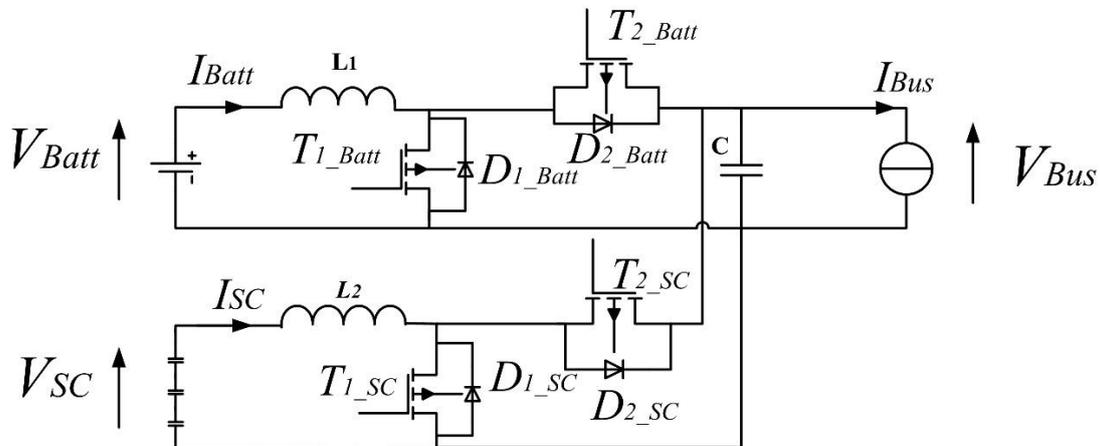


Figure 2.3 : Association des convertisseurs DC/DC

2.3.2 Modélisation des convertisseurs DC/DC

Afin de modéliser le fonctionnement des convertisseurs DC/DC décrits dans le paragraphe précédent, nous devons analyser les différentes séquences de fonctionnement de chaque composant [2], [85]. Les commutations entre les interrupteurs sont visibles sur les schémas de la **Figure 2.4** et de la **Figure 2.5**.

A. Principe de fonctionnement

En supposant que la conduction est continue, l'analyse des modes de fonctionnement nous permet d'obtenir les modèles mathématiques des convertisseurs [2]. Puisque les deux convertisseurs sont identiques, nous focalisons cette étude sur un seul convertisseur bidirectionnel (celui du côté batterie) représenté sur la **Figure 2.3**. Selon l'état des deux interrupteurs T_{1_Batt} et D_{2_Batt} , nous pouvons distinguer les deux phases de fonctionnement décrites ci-dessous :

- La phase active

L'interrupteur T_{1_Batt} est fermé et la diode D_{2_Batt} est bloquée. Durant cette séquence, le courant I_{Batt} traversant l'inductance L_1 augmente linéairement et une énergie W_L est stockée dans L_1 (2.1) (cf. **Figure 2.4**).

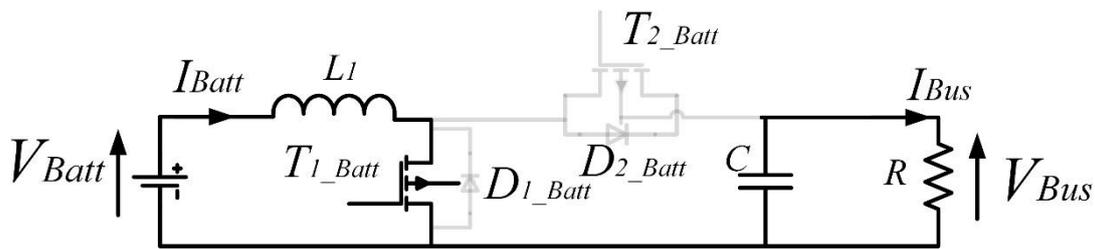


Figure 2.4 : Phase active

Pour l'intervalle de temps considéré : (état passant de T_1)

$$\left\{ \begin{array}{l} L_1 \frac{dI_{Batt}}{dt} = V_{Batt} \\ C \frac{dV_{Bus}}{dt} = -I_{Bus} \end{array} \right. \quad (2.1)$$

Avec :

- ✓ L_1 l'inductance de lissage,
- ✓ C le condensateur de filtrage,
- ✓ R la résistance de la charge,
- ✓ V_{Bus} la tension du bus continu,
- ✓ I_{Batt} le courant d'entrée du convertisseur,
- ✓ I_{Bus} le courant de sortie du convertisseur,

✓ V_{Batt} la tension de la batterie.

- La phase de roue libre

Lorsque l'interrupteur T_{1_Batt} est ouvert et la diode D_{2_Batt} est passante. Durant cette séquence, l'énergie emmagasinée dans l'inductance L_1 est restituée au condensateur et à la charge R (2.2) (cf. **Figure 2.5**).

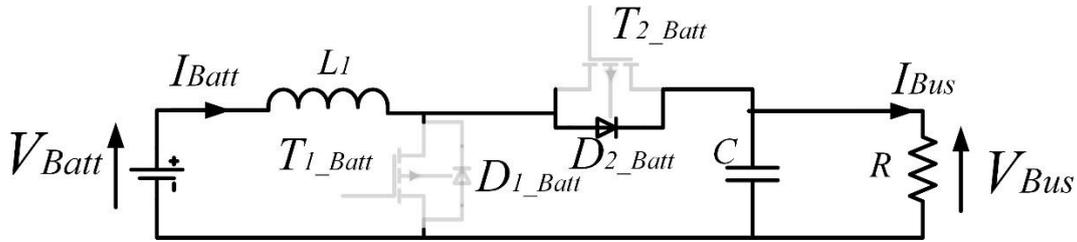


Figure 2.5 : Phase de roue libre

Pour l'intervalle de temps considéré : (état bloqué)

$$\begin{cases} L_1 \frac{dI_{Batt}}{dt} = V_{Batt} - V_{Bus} \\ C \frac{dV_{Bus}}{dt} = I_{Batt} - I_{Bus} \end{cases} \quad (2.2)$$

B. Modèle moyen du convertisseur DC/DC

La représentation d'état du modèle moyen d'un convertisseur survolteur est exprimée par les équations (2.3) et (2.4). En associant les deux expressions, nous obtenons le système d'équation (2.5).

$$\begin{cases} L \frac{dI_{Batt}}{dt} = \alpha V_{Batt} + (1 - \alpha_{Batt}) V_{Batt} - (1 - \alpha_{Batt}) V_{Bus} \\ L \frac{dI_{Batt}}{dt} = \alpha V_{Batt} + V_{Batt} - \alpha_{Batt} V_{Batt} - (1 - \alpha_{Batt}) V_{Bus} \\ L \frac{dI_{Batt}}{dt} = V_{Batt} - (1 - \alpha_{Batt}) V_{Bus} \end{cases} \quad (2.3)$$

$$\begin{cases} C \frac{dV_{Bus}}{dt} = \alpha_{Batt} (-I_{Bus}) + (1 - \alpha_{Batt}) (I_{Batt} - I_{Bus}) \\ C \frac{dV_{Bus}}{dt} = \alpha_{Batt} (-I_{Bus}) + (1 - \alpha_{Batt}) I_{Batt} - I_{Bus} + \alpha_{Batt} I_{Bus} \\ C \frac{dV_{Bus}}{dt} = (1 - \alpha_{Batt}) I_{Batt} - I_{Bus} = (1 - \alpha_{Batt}) I_{Batt} - \frac{V_{Bus}}{R} \end{cases} \quad (2.4)$$

$$\begin{cases} L_1 \frac{dI_{Batt}}{dt} = V_{Batt} - (1 - \alpha_{Batt})V_{Bus} \\ C \frac{dV_{Bus}}{dt} = (1 - \alpha_{Batt})I_{Batt} - \frac{V_{Bus}}{R} \end{cases} \quad (2.5)$$

avec :

- ✓ R la résistance de la charge,
- ✓ L_1 l'inductance de lissage,
- ✓ V_{Bus} la tension du bus continu,
- ✓ I_{Batt} le courant d'entrée,
- ✓ V_{Batt} la tension de la batterie,
- ✓ α_{Batt} le rapport cyclique.

C. Dimensionnement des convertisseurs DC/DC

Le fonctionnement des convertisseurs est conditionné par les grandeurs suivantes :

- ✓ L_1, L_2 les inductances de lissage,
- ✓ C le condensateur de filtrage,
- ✓ f la fréquence de commutation.

Les inductances de lissage L_1 et L_2 sont utilisées pour limiter l'ondulation du courant ΔI_{Batt} à l'entrée du convertisseur. Le condensateur de filtrage limite les ondulations de tension du bus continu. Puisque les deux convertisseurs sont identiques, les valeurs des inductances L_1 et L_2 sont les mêmes, comme mentionné dans l'expression (2.6)[85] (cf. **Annexe D**).

$$L_1 = L_2 \geq \frac{V_{Bus}}{4.f.\Delta I_{Batt}} \quad (2.6)$$

avec:

- ✓ V_{Bus} la tension du bus continu,
- ✓ I_{Batt} le courant maximal d'entrée.
- ✓ ΔI_{Batt} l'ondulation du courant d'entrée.

Le condensateur de capacité C est dimensionné par la relation (2.7) [87] (cf. **Annexe D**) :

$$C \geq \frac{I_{Batt}}{4.f.\Delta V_{Bus}} \quad (2.7)$$

avec:

- ✓ ΔV_{Bus} l'ondulation de la tension bus.

Le **Tableau 2.5** contient les résultats des calculs retenus pour les paramètres du convertisseur.

Tableau 2.5 : Paramètres du convertisseur DC/DC.

Paramètres du convertisseur	Valeurs
V_{Bus}	16 V
$L_1=L_2$	6.9 μ H
C	277 μ F
f	36 kHz
ΔI_{Batt}	12.5 A
ΔV_{Bus}	0.8 V

2.4 Modélisation des éléments de la source hybride

Dans cette partie, nous modélisons les différents constituants de notre source hybride. Cette modélisation est nécessaire et nous permet de reproduire théoriquement le fonctionnement réel de chaque élément. Nous expliquons dans ce paragraphe, la linéarisation des modèles des convertisseurs DC/DC, la modélisation électrique des supercondensateurs ainsi que la modélisation électrothermique de la batterie.

2.4.1 Linéarisation du modèle

Suite à la modélisation des convertisseurs, la représentation d'état obtenue est non linéaire. Cette non linéarité est due à la variation de structure des équations d'état au cours de la période de découpage [88]. La transformation vers des systèmes invariants est nécessaire afin de linéariser le modèle obtenu autour d'un point de fonctionnement [7].

Suite à une linéarisation autour d'un point de fonctionnement, le modèle linéaire d'un convertisseur survolteur (Boost) s'exprime par la relation (2.8). Toutes les démonstrations des expressions analytiques mentionnées sont détaillées en **Annexe E**.

$$F(p) = \frac{V_{Bus}(p)}{\alpha_{Batt}(p)} = \frac{V_{Bus}}{(1 - \alpha_{Batt})} \frac{1 - \frac{L}{R(1 - \alpha_{Batt})^2} p}{1 + \frac{L}{R(1 - \alpha_{Batt})^2} p + \frac{L_1 \cdot C}{(1 - \alpha_{Batt})^2} p^2} \quad (2.8)$$

2.4.2 Modélisation électrique des supercondensateurs

La modélisation d'un supercondensateur permet de décrire son comportement afin de représenter l'évolution de ses paramètres électriques (courant et tension). Dans ce contexte, deux approches de modélisation peuvent être cités [89].

- **Modèle électrochimique** : ce modèle permet de décrire les phénomènes électrochimiques à l'intérieur des cellules. Son inconvénient est la complexité d'implémentation puisqu'il exige un grand nombre de paramètres [90].
- **Modèle de type circuits électriques équivalents** : ce modèle se caractérise par la simplicité d'implémentation. Cette approche basée sur l'analyse comportementale est souvent utilisée dans la littérature [91]. Quelques exemples de modèles existants sont cités ci-dessous :
 - **Modèle « constructeur »** : le modèle constructeur du supercondensateur est constitué d'une capacité C en série avec une résistance équivalente série ESR [92].
 - **Modèle à deux branches** : ce modèle permet d'améliorer le précédent en prenant en considération la non linéarité de la capacité du supercondensateur mais aussi d'autres phénomènes telle que la redistribution des charges [93].
 - **Modèle simple pore** : ce modèle prend en considération la distribution volumique de la capacité. On considère que l'électrode en charbon actif du supercondensateur comprend des pores identiques, cylindriques, de diamètre bien plus faible que leur longueur et disposés parallèlement les uns par rapport aux autres. Cette modélisation se base sur la représentation de l'impédance de l'électrode [94].

Dans cette étude, nous adoptons le modèle nommé « constructeur » qui appartient à la catégorie des circuits équivalents. Il associe une capacité C_{SC} en série avec une résistance interne ESR (*Equivalent Series Resistance*) (cf. **Figure 2.6**). L'avantage de ce modèle est sa simplicité, il permet facilement de simuler le stockage de l'énergie et la dissipation engendrée [32], [92].

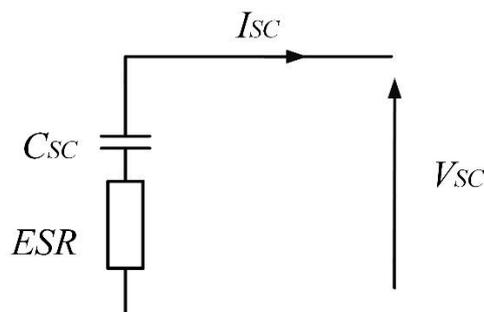


Figure 2.6 : Modèle « constructeur » de type circuit équivalent du supercondensateur

Dans cette étude, les cellules de supercondensateurs étudiées sont des Maxwell 2.7V et 310F. Les paramètres du circuit équivalent (C_{SC} , ESR) peuvent être extraits de la fiche technique donnée par le fabricant Maxwell (**Annexe C**). Ce modèle a été validé dans plusieurs travaux [5], [7], [93].

2.4.3 Modélisation électrothermique de la batterie

La modélisation des éléments de stockage permet de reproduire leur fonctionnement en simulation. Dans ce cas, nous allons coupler les modèles électrique et thermique pour

construire un modèle électrothermique de la batterie (cf. **Figure 2.7**). Le modèle électrothermique permet de suivre l'évolution des états de la batterie (tension, courant, température interne) tout au long de son utilisation. Le modèle électrique permet de représenter via le courant de sollicitation de la batterie l'évolution de sa tension. Le modèle thermique prend en compte la température ambiante et les pertes de puissance internes pouvant être déduites du modèle électrique pour permettre l'accès à la température interne de la batterie. L'interaction entre les modèles électrique et thermique de la batterie est décrite sur la **Figure 2.7**.

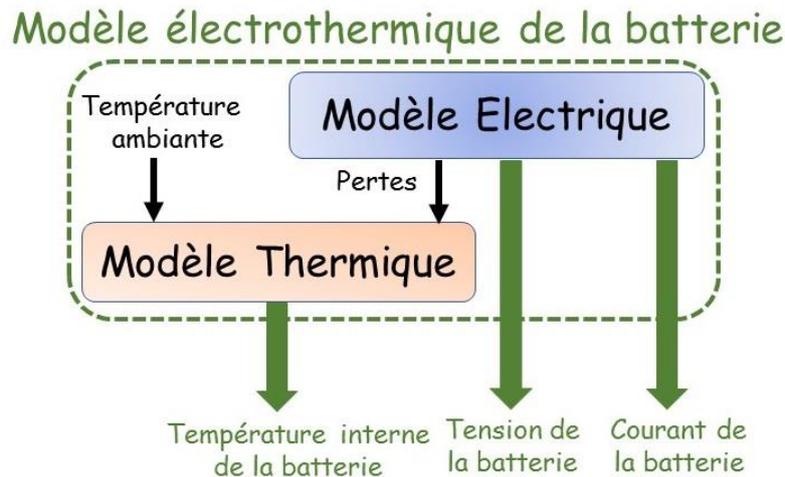


Figure 2.7 : Modèle électrothermique de la batterie

A. Modélisation électrique de la batterie

La modélisation d'une batterie revient à décrire les phénomènes physico-chimiques afin de représenter l'évolution des paramètres électriques (courant et tension). Plusieurs modèles existent dans la littérature et varient suivant l'approche de modélisation [89].

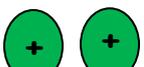
- Modèles électrochimiques : ce type de modèle prend en compte les espèces physicochimiques pour simuler le fonctionnement de la batterie. L'inconvénient de ce type de modélisation est le grand nombre de paramètres à renseigner et le temps de calcul. Cette approche est adaptée à l'analyse des phénomènes physiques et chimiques. C'est pour cette raison qu'on le trouve souvent dans les études nécessaires pour analyser les phénomènes électrochimiques des batteries [91].
- Modèles empiriques : ce type de modèle se base sur des mesures expérimentales pour développer des modèles de suivi des grandeurs électriques. D'un point de vue complexité, ce modèle est le plus simple à implémenter car il se base sur des données expérimentales et le nombre des paramètres à renseigner est limité. Par contre, la représentativité et l'adaptabilité de ce type de modèle restent limitées [82].
- Modèles heuristiques : ce type de modélisation considère que le processus de la batterie est inconnu (boîte noire). Dans ce cas, des outils tel que les réseaux de neurones interviennent pour prendre en compte les données d'entrée et les observations afin d'élaborer le modèle mathématique. Cette approche ne s'est pas

encore imposée pour la modélisation des systèmes de stockage parce qu'elle nécessite un grand nombre de données d'entrées / sorties sur un intervalle de temps important [90].

- Modèles circuits équivalents : cette méthode se base sur l'analogie entre les paramètres électriques et électrochimiques. De ce fait, les réactions chimiques peuvent être représentées à l'aide de source de tension ou d'impédances. Le modèle global décrivant la batterie est alors un circuit électrique équivalent. L'avantage de cette approche de modélisation est sa simplicité en termes de nombre de paramètres et de méthode d'identification. Pour des applications qui n'exigent pas de détail sur les phénomènes électrochimiques ce modèle est très pratique [94].

Le **Tableau 2.6** évalue les différentes approches possibles pour la modélisation électriques des batteries [32].

Tableau 2.6 : Evaluation des approches de modélisation électrique des batteries

Catégories de modélisation	Description des phénomènes physiques	Nombre de paramètres	Procédure d'identification	Temps de calcul
Electrochimique				
Empirique				
Mathématique				
Circuit équivalent				

Dans notre étude, nous optons pour le modèle basé sur les circuits électriques équivalents en s'appuyant sur le circuit proposé par Tremblay et Dessaint [39] (cf. **Figure 2.8**). Ce modèle électrique de la batterie s'adapte bien à notre application puisqu'il ne nécessite pas la connaissance des phénomènes électrochimiques. De plus, en termes de simplicité d'identification et d'implémentation, ce modèle est disponible dans la bibliothèque *MATLAB/SIMULINK* et possède une concordance suffisante pour notre étude avec le comportement de la batterie pendant le cycle de charge et de décharge [1].

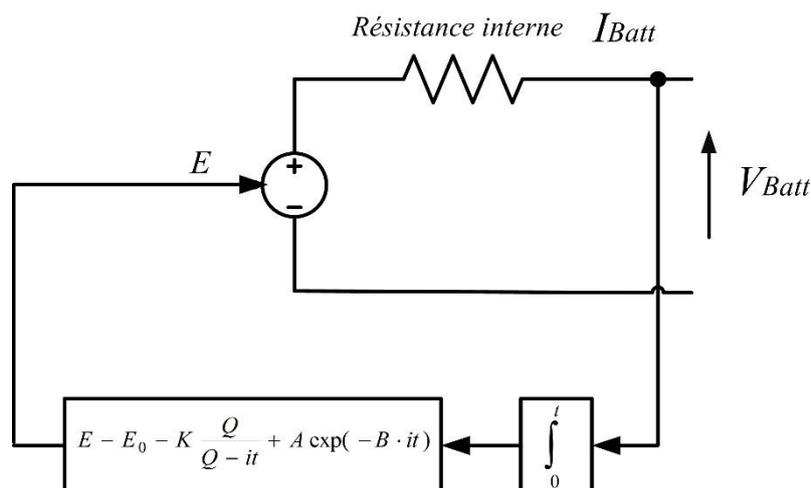


Figure 2.8 : Modèle électrique de la batterie utilisée

avec :

- ✓ K la constante de polarisation exprimée en V,
- ✓ Q la capacité de la batterie exprimée en Ah,
- ✓ A l'amplitude de la zone exponentielle exprimée en V,
- ✓ B une constante exprimée en $A^{-1}h^{-1}$,
- ✓ it la charge actuelle de la batterie,
- ✓ E_0 la tension constante de la batterie,
- ✓ E la tension de la batterie en circuit ouvert.

La **Figure 2.9** montre les résultats de simulation du modèle de batterie par rapport aux courbes de décharge du document constructeur pour différents courants, $I_{Batt} = 5$ A, $I_{Batt} = 20$ A et $I_{Batt} = 30$ A (**Annexe B**) fournies par le fabricant. Ces résultats montrent que la précision du modèle électrique utilisé par rapport aux données issues du document technique du fabricant est acceptable.

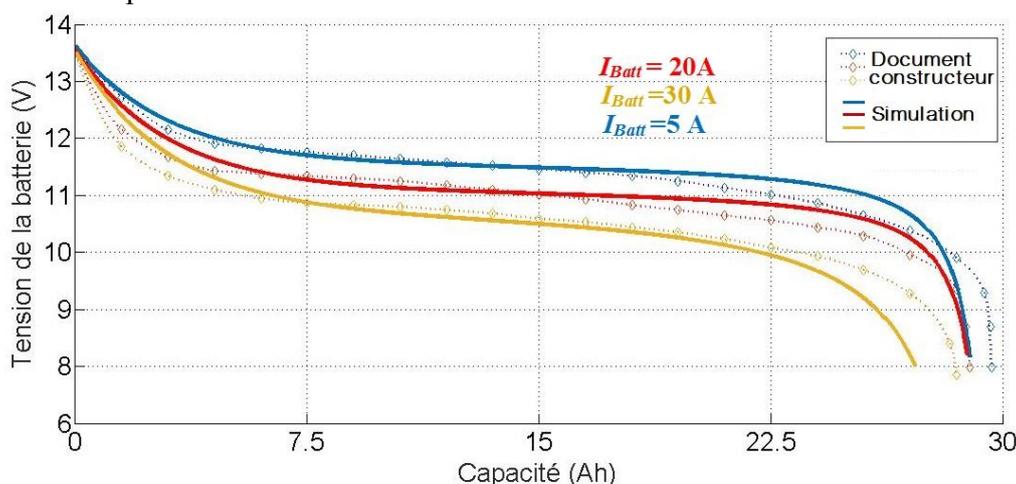


Figure 2.9 : Comparaison des courbes de décharge de la batterie : simulation et document constructeur

B. Modélisation thermique de la batterie

Le modèle thermique permet d'avoir la température de la cellule, qui dépend des paramètres électriques et des conditions de fonctionnement (courant, méthode de refroidissement et température ambiante). Celui présenté dans ce document, est basé sur le bilan énergétique, en fonction des caractéristiques de la batterie. La source de chaleur est principalement dérivée de trois phénomènes principaux [95] :

- La chaleur réversible correspondant à la réaction chimique manifestée par la variation d'entropie.
- La chaleur irréversible incluant les pertes par effet Joule et de polarisation.
- La chaleur générée par les réactions secondaires comme par exemple celle liée aux phénomènes de corrosion, de surcharge, ...

Ce dernier point est généralement négligé. La chaleur irréversible est calculée à partir des paramètres électriques (résistances internes et de polarisation). Quant à la chaleur réversible, elle peut être calculée à partir du coefficient d'entropie, basé sur le changement de la tension OCV en fonction de la température de la cellule [96].

Concernant la modélisation électrothermique, notre objectif est de modéliser un pack batterie contenant plusieurs cellules associées. De plus, le modèle thermique développé doit être couplé avec le modèle électrique de la batterie. Pour ces raisons, nous optons dans le cadre de notre étude pour une modélisation basée sur une représentation de la distribution de la température par un circuit équivalent simple utilisant l'analogie thermique/électrique [7].

Le modèle thermique adopté représenté sur la **Figure 2.10** est un circuit équivalent qui décrit le comportement thermique de la batterie. Ce modèle se base sur les deux hypothèses suivantes :

- les phénomènes de rayonnement sont négligés,
- l'effet des sources de chaleur réversibles est négligé.

T_{borne} est la température d'une borne de la batterie considérée proche de celle au cœur de la batterie compte tenu de la bonne conductivité thermique de l'électrode métallique. T_{surf} est la température à la surface du boîtier. La résistance thermique de conduction est notée R_{cond} et la résistance thermique de convection est R_{conv} . T_{amb} est la température de l'air ambiant. C_{borne} est la capacité thermique de la batterie [97]–[99] et les pertes de la batterie sont représentées par la source de chaleur P_{heat} comme le montre la **Figure 2.10** (R_{int} est la résistance interne de la batterie). Pour implémenter ce modèle thermique, il faut au préalable identifier les paramètres précités [100].

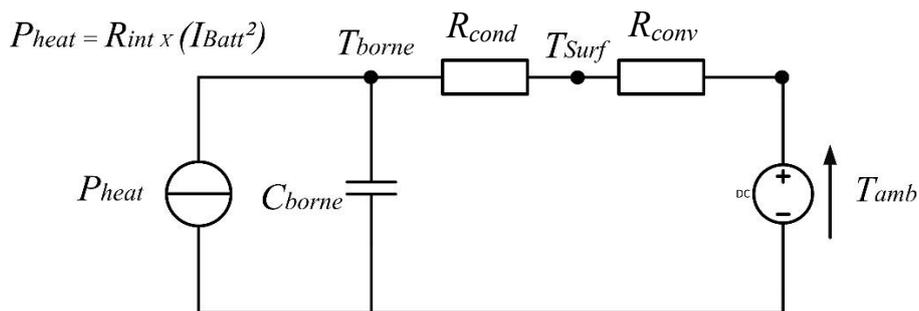


Figure 2.10 : Modèle thermique équivalent de la batterie

Les grandeurs permettant l’analogie thermique/électrique sur laquelle se base notre modèle sont indiquées dans le **Tableau 2.7** [7].

Tableau 2.7 : Analogie thermique / électrique des paramètres

Phénomène physique	Paramètres électriques	Paramètres thermiques
Effort	Tension (V)	Température (°K)
Flux	Courant (A)	Puissance (W)
Dissipation	Résistance électrique (Ω)	Résistance thermique (K/W)
Stockage d’énergie	Capacité électrique (C/V ou F)	Capacité thermique (J/°K)

- Validation expérimentale

L’identification expérimentale a permis de déterminer les paramètres thermiques de la batterie utilisée [100]. La méthode adoptée utilise une source de courant et quatre thermocouples placés à différents endroits pour mesurer les températures $T_{borne(+)}$, $T_{borne(-)}$, T_{amb} et T_{Surf} (cf. **Figure 2.11**).

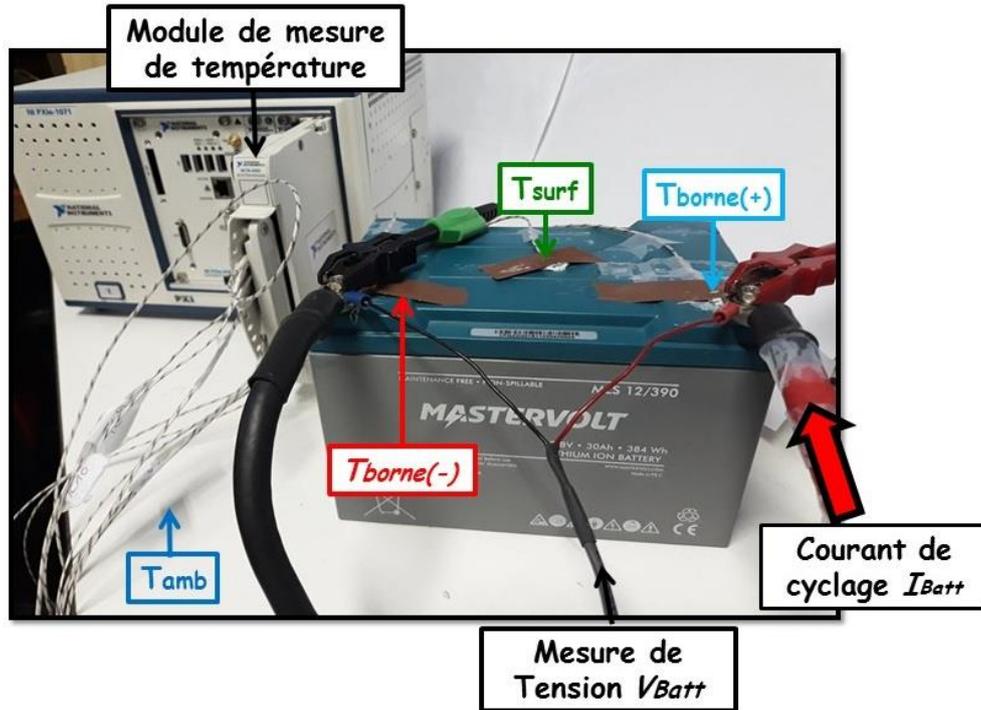


Figure 2.11 : Caractérisation des paramètres thermiques de la batterie

En utilisant une source de courant, un protocole thermique est appliqué. Celui-ci comprend une série de charge-décharge (± 30 A) et une phase de repos (cf. **Figure 2.12**). Comme évoqué ci-dessus, nous avons effectué l'hypothèse que la température de la borne de la batterie est proche de sa température interne [97]. Durant cette expérimentation, la valeur la plus élevée entre $T_{borne(+)}$ et $T_{borne(-)}$ est considérée comme la température de borne de la batterie T_{borne} . Les températures de la borne et du boîtier de la batterie (T_{borne} , T_{surf}) augmentent jusqu'à un état stationnaire, comme le montre la **Figure 2.13**.

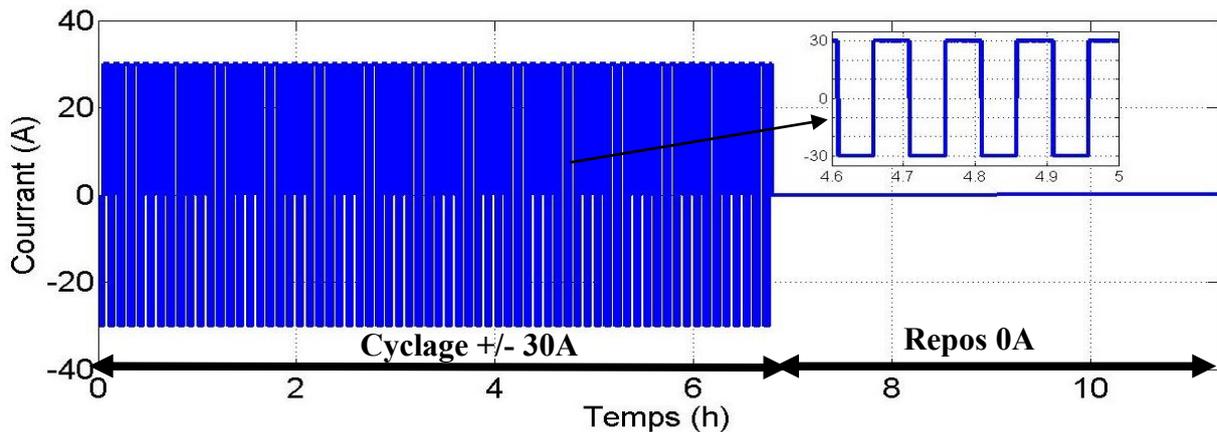


Figure 2.12 Profil de cyclage en courant de la batterie

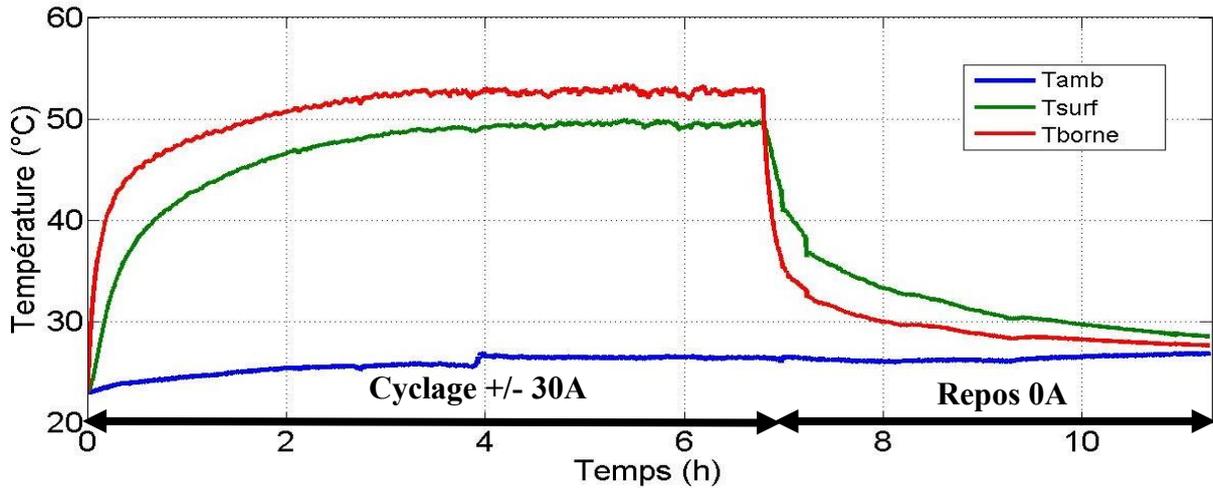


Figure 2.13 : Evolution de la température lors du cyclage

D'après la figure 2.11, les résistances thermiques R_{cond} et R_{conv} sont déterminées en utilisant les équations (2.9) et (2.10).

$$R_{cond} = \frac{T_{borne} - T_{surf}}{P_{heat}} \quad (2.9)$$

$$R_{conv} = \frac{T_{surf} - T_{amb}}{P_{heat}} \quad (2.10)$$

Comme il est déjà mentionné dans le paragraphe précédent, la valeur de la source de chaleur (P_{heat}) correspond à la valeur des pertes par effet Joule lors du cyclage de la batterie. Pour déterminer ces pertes nous nous sommes basés sur la quantité d'énergie échangée entre la batterie et le banc de cyclage (soit la source de courant). Le banc utilisé dans notre expérimentation est capable de mesurer l'énergie échangée (cf. **Figure 2.14**).

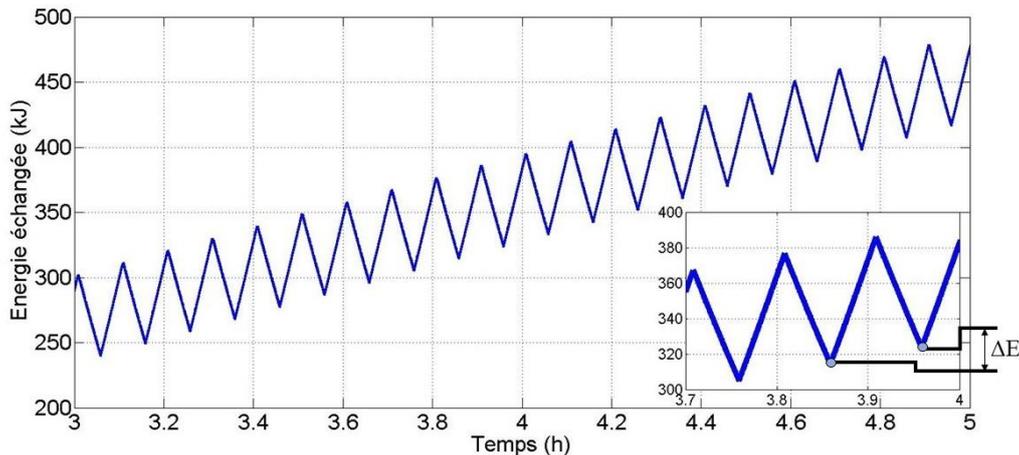


Figure 2.14 : Energie échangée en régime permanent

Durant la phase de repos, la température de la batterie diminue. A partir de cette allure (cf. **Figure 2.15**), nous identifions la constante de temps du circuit RC équivalent. C'est pendant cette phase ($I_{Batt} = 0A$) que la capacité C_{borne} est calculée selon l'expression (2.11).

$$C_{borne} = \frac{\tau_{Therm}}{(R_{conv} + R_{cond})} \quad (2.11)$$

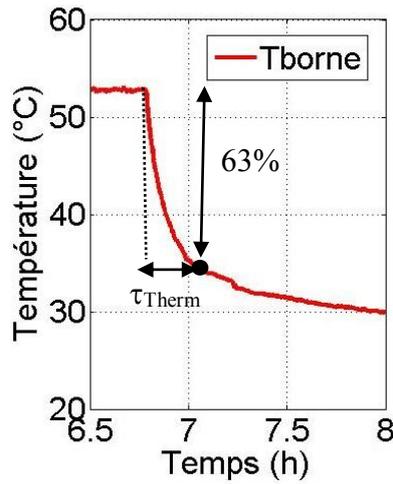


Figure 2.15 : Calcul de la constante de temps thermique τ_{Therm} .

Les valeurs des paramètres thermiques sont données dans le **Tableau 2.8**.

Tableau 2.8 : Résultats d'identification suite à la caractérisation thermique

R_{cond} (K/W)	0.125
R_{conv} (K/W)	0.922
C_{borne} (J/°K)	1380
$\tau_{Therm}(s)$	1444.8

Le modèle thermique de la batterie peut ensuite être validé en mettant en œuvre le protocole de charge et de décharge. La comparaison entre la simulation et les résultats expérimentaux représentée sur la **Figure 2.16** montre relativement une bonne correspondance du modèle avec les mesures expérimentales.

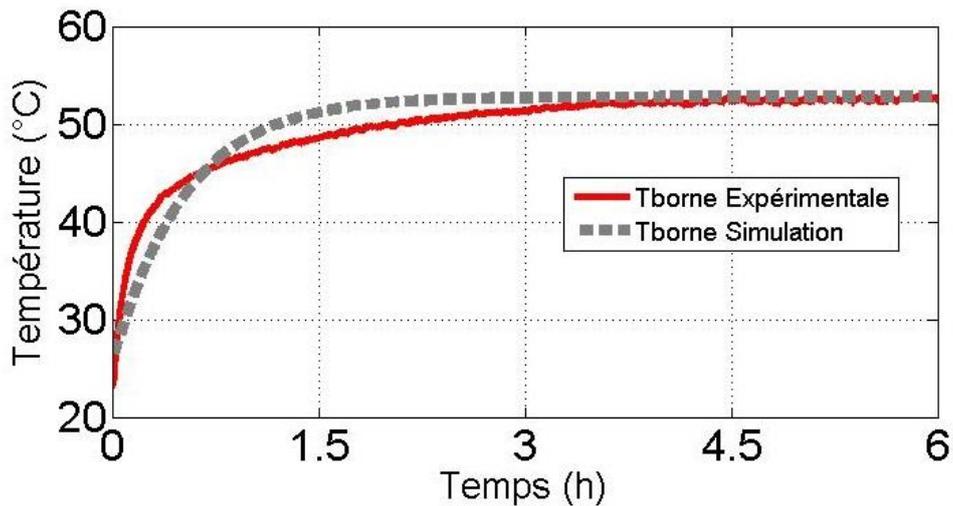


Figure 2.16 : Validation du modèle thermique simulé par l'expérimentation

2.5 Structure de la commande locale pour la gestion d'énergie

L'intérêt de la couche de contrôle locale est d'asservir l'évolution des valeurs de courants et de tensions suivant le besoin. Cette commande locale manipule les grandeurs physiques des convertisseurs à partir d'une ou plusieurs variables de contrôle [10]. Elle est conçue pour satisfaire les exigences suivantes :

- maintenir la tension commune du bus continu à un niveau de tension constant,
- définir la contribution (en termes de courant) pour chaque source d'énergie (batterie / supercondensateurs),
- respecter les contraintes électriques des dispositifs de stockage.

L'architecture de contrôle est divisée en deux niveaux (haut et bas) [79] comme indiqué sur la **Figure 2.17**. La couche de contrôle bas niveau commande les convertisseurs DC/DC pour assurer une tension de sortie (bus DC) régulée et des valeurs de courant adéquates en fonction de la contribution de chaque source (batterie / supercondensateurs). Une technique de partage de puissance est mise en œuvre pour répondre aux demandes du profil de conduite [101]. Le principe d'asservissement sera décrit dans le paragraphe qui suit (cf. §2.5.1 Couche d'asservissement). Au niveau du contrôle intermédiaire, nous intégrons les règles de restriction. Ces règles sont implémentées en fonction des contraintes électriques des sources utilisées. En effet, les contraintes d'utilisation des sources concernent leurs niveaux de tension et les valeurs de courant admissibles donnés par le constructeur (cf. **Annexe B** et **Annexe C**).

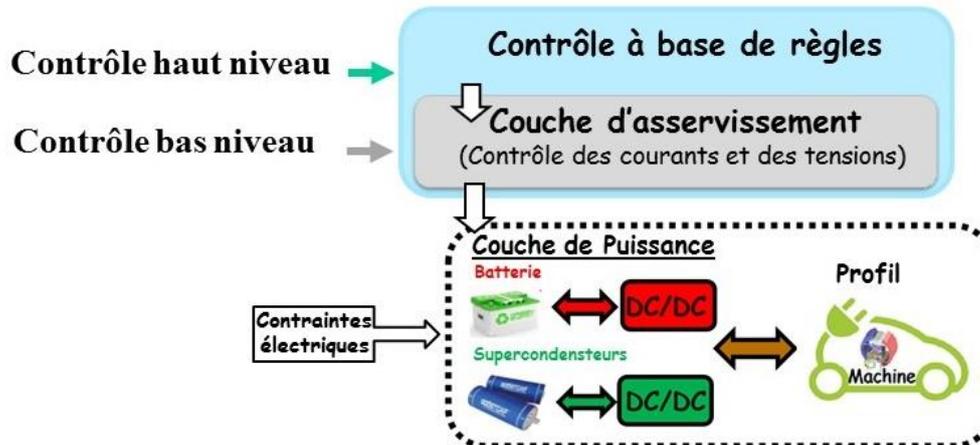


Figure 2.17 : Structure de la commande locale

2.5.1 Couche d'asservissement (contrôle bas niveau)

La couche d'asservissement est dédiée au contrôle des convertisseurs statiques DC/DC. L'objectif de cette couche d'asservissement est d'avoir de meilleures performances en termes de stabilité, de rapidité et de précision [102]. Dans la littérature, plusieurs chercheurs ont focalisé leurs travaux sur la conception de divers circuits de contrôle performant. En fait, la diversité des schémas de commande dépend du choix des variables de régulation, du nombre de mesures, et des objectifs à atteindre. Etant donné que le cycle de vie de la batterie dépend de son courant de sollicitation, nous optons pour le choix de l'asservissement du courant de la

batterie (I_{Batt}) [13], [68], [79], [103]. Dans ce contexte, différentes lois de commande existent comme par exemple le mode glissant qui considère les convertisseurs DC/DC comme étant un système non-linéaire [104]. Les lois de commande par correcteur PI se basent quant à eux sur l'approche linéaire [105]. Grâce à leur simplicité d'implémentation et de paramétrage, cette commande par régulateur PI est la plus utilisée dans l'industrie et dans l'asservissement des sources hybrides [106]. Dans ce mémoire, nous choisissons la structure de contrôle PI indiquée dans l'Annexe E.

A. Asservissement de tension

Une architecture de régulation en cascade est présentée sur la **Figure 2.18** pour le convertisseur DC/DC de la batterie pris comme exemple. Cette structure est intéressante pour l'amélioration des performances dynamiques et la robustesse du contrôleur. Elle est capable aussi de s'adapter au contrôle du convertisseur survolteur avec sa fonction de transfert spécifique, puisque la régulation de tension simple n'est pas adaptable pour une fonction de transfert qui contient un zéro instable (à minimum de phase) [88].

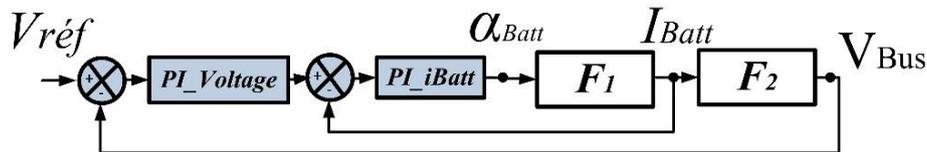


Figure 2.18 : Boucle de régulation de tension en cascade

L'objectif de notre schéma de contrôle est l'asservissement de la tension V_{Bus} . L'intérêt de la régulation à deux boucles en cascade est d'anticiper la régulation du courant pour faciliter le contrôle de la tension. En effet, la boucle interne est utilisée pour exploiter l'information issue du courant I_{Batt} et la corriger. Ensuite, c'est la boucle externe qui dirige le contrôle de tension suivant la référence [107].

Les notations utilisées dans le schéma de la figure 2.19 sont les suivantes :

- ✓ $V_{réf}$: tension de référence,
- ✓ V_{Bus} : tension du bus continu,
- ✓ I_{Batt} : courant d'entrée du convertisseur DC/DC (donc celui de la batterie),
- ✓ α_{Batt} : rapport cyclique,
- ✓ F_1 : fonction qui exprime I_{Batt} en fonction de α_{Batt} ,
- ✓ F_2 : fonction qui exprime V_{Bus} en fonction de I_{Batt} ,
- ✓ PI_{iBatt} : régulateur de la boucle interne de courant,
- ✓ $PI_{Voltage}$: régulateur de la boucle externe de tension.

B. Asservissement de courant

L'asservissement de courant permet d'ajuster la valeur du courant à une valeur désirée [7]. Comme il est indiqué sur la **Figure 2.19**, le principe est de mesurer la valeur de courant à régler pour la comparer à une référence de courant. Le correcteur PI réagit de façon à stabiliser le courant asservi à la valeur désirée [108].

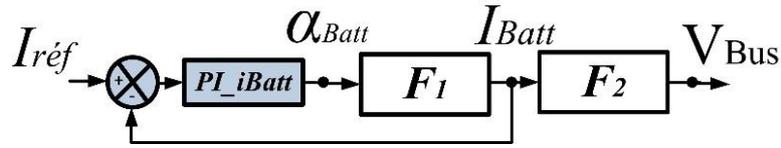


Figure 2.19 : Boucle de régulation de courant

- ✓ $I_{réf}$ est le courant de référence,
- ✓ I_{Batt} le courant d'entrée,
- ✓ α_{Batt} le rapport cyclique,
- ✓ F_1 la fonction qui exprime I_{Batt} en fonction de α_{Batt} ,
- ✓ PI_iBatt le régulateur de la boucle interne de courant.

Dans notre étude, nous avons appliqué ce type d'asservissement de courant différemment sur les deux sources (batterie et supercondensateurs) suivant les modes de fonctionnement de notre source hybride.

- Mode production d'énergie : dans ce cas, le véhicule est en mode traction. L'asservissement de courant est appliqué à celui des supercondensateurs pour définir la contribution en courant de cette source [103]. Cette boucle de régulation de courant côté supercondensateurs est bien détaillée lors de la description de la commande locale (cf. §2.5.1 Couche d'asservissement)
- Mode récupération d'énergie : notre véhicule est en mode de récupération de l'énergie de freinage. L'asservissement de courant est appliqué à celui de la batterie et des supercondensateurs car la recharge des sources utilisées exige le contrôle de l'intensité [107].

C. Synthèse des paramètres des correcteurs

Afin d'obtenir les paramètres de nos correcteurs, nous avons besoin des expressions qui définissent les variables de contrôle agissant sur le fonctionnement de notre système [10]. Pour aboutir à l'implémentation de notre schéma de contrôle, nous devons définir les expressions (2.12) et (2.13) de $F_1(p)$ et $F_2(p)$ (cf. **Annexe E**). Ces expressions sont obtenues suite à une linéarisation du fonctionnement des convertisseurs DC/DC (système à contrôler) expliquée dans l'**Annexe E**.

$$F_1(p) = \frac{I_{Batt}}{\alpha_{Batt}} = \frac{2.V_{Bus}(p)}{R.(1-\alpha_{Batt})^2} \frac{1 + \frac{R.C}{2} p}{1 + \frac{L_1}{R.(1-\alpha_{Batt})^2} p + \frac{L_1.C}{(1-\alpha_{Batt})^2} p^2} \quad (2.12)$$

$$F_2(p) = \frac{V_{Bus}}{I_{Batt}} = \frac{R.(1-\alpha_{Batt})}{2} \frac{(1 - \frac{L_1}{R.(1-\alpha_{Batt})^2} p)}{1 + \frac{R.C}{2} p} \quad (2.13)$$

avec :

- ✓ R la résistance de la charge,
- ✓ L_l l'inductance de lissage,
- ✓ C la capacité du condensateur de filtrage,
- ✓ V_{Bus} la tension du bus continu,
- ✓ I_{Batt} le courant d'entrée,
- ✓ V_{Batt} la tension de la batterie,
- ✓ α_{Batt} le rapport cyclique.

Pour synthétiser les paramètres du correcteur, il faut choisir un point de référence. Nous choisissons pour celui-ci le point le plus critique pour la stabilité qui correspond au zéro le plus faible et au pôle proche de l'axe des imaginaires. En fait, plus le zéro instable est faible plus son effet est néfaste sur le système [88]. En plus l'axe des imaginaires représente la limite de stabilité, donc, plus on en est proche plus on tend vers l'instabilité. L'idée est donc de dimensionner les régulateurs en se positionnant dans le pire des cas côté stabilité pour qu'ils fonctionnent convenablement dans les autres cas. Ce point correspond pour notre convertisseur à la tension d'entrée minimale et au courant de charge maximal (**Annexe E**). Pour la détermination des correcteurs, nous avons utilisé l'outil graphique « *Sisotool* » de Matlab. La méthode consiste à introduire les fonctions obtenues suite à la linéarisation et trouver un compromis entre stabilité, précision et rapidité (**Annexe E**). Les expressions des correcteurs PI obtenues sont données par les relations (2.14) (2.15) (2.16).

$$PI_iSC(p) = 2.33 \frac{(1 + 0.03p)}{p} \quad (2.14)$$

$$PI_iBatt(p) = 2.33 \frac{(1 + 0.03p)}{p} \quad (2.15)$$

$$PI_Voltage(p) = 2242 \frac{(1 + 0.0097)}{p} \quad (2.16)$$

Avec :

- ✓ PI_iSC le régulateur de la boucle de courant côté supercondensateurs,
- ✓ PI_iBatt le régulateur de la boucle interne de courant côté batterie,
- ✓ $PI_Voltage$ le régulateur de la boucle externe de tension.

D. Schéma d'asservissement intégrant le partage fréquentiel de puissance

L'objet de cette commande locale est d'utiliser la batterie pour fournir la puissance en régime permanent et les supercondensateurs pour fournir les demandes de puissance transitoires. Pour ce faire, nous avons opté pour un schéma de contrôle qui rassemble des boucles d'asservissement de courant et de tension intégrées avec la couche d'électronique de puissance. Cette architecture de contrôle est valable pour les phases de production d'énergie et de récupération d'énergie.

- Phase de production d'énergie

Pour ce mode de fonctionnement, le schéma de contrôle indiqué sur les **Figure 2.20** et **Figure 2.21** décrit le principe utilisé. Une boucle de régulation de tension en cascade du côté batterie est conçue afin de contrôler le niveau de tension du bus de tension continu (cf. **Figure 2.20**).

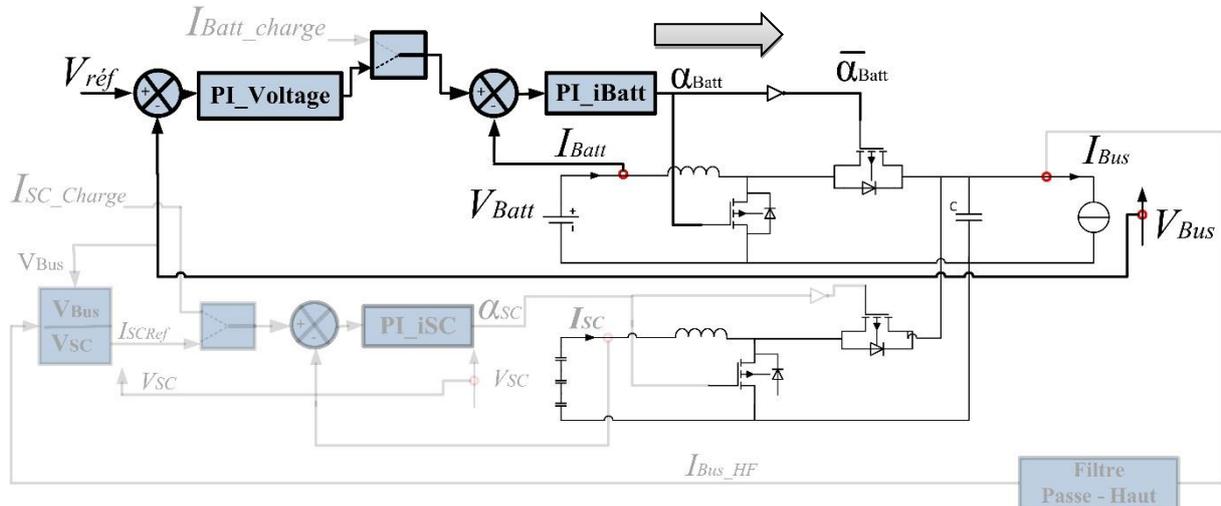


Figure 2.20 : Schéma d'asservissement de tension en phase de production d'énergie

Une boucle de régulation de courant est implémentée côté supercondensateur pour contrôler le partage de puissance. Dans les faits, cette boucle de courant permet d'imposer aux supercondensateurs la valeur de courant souhaitée (cf. **Figure 2.21**). Par conséquent, et d'après la loi des nœuds, la batterie prend en charge le reste du courant. L'image du courant de bus (I_{Bus}) est le paramètre d'entrée du filtre passe-haut contrôlant la régulation du supercondensateur. Étant donné que le filtre utilisé est un filtre passe-haut, nous récupérons à sa sortie la composante haute fréquence du courant. Nous utilisons cette valeur (I_{Bus_HF}) comme référence pour solliciter les supercondensateurs pour les fortes variations de courant. Puisque cette composante haute fréquence (I_{Bus_HF}) représente un courant référencé côté bus continu, nous devons adapter cette valeur à un courant référencé côté supercondensateur (I_{SCRef}). Pour calculer la valeur du courant de référence I_{SCRef} à partir de la valeur I_{Bus_HF} , nous appliquons un gain basé sur l'équilibre des puissances au niveau du convertisseur. L'image du courant du supercondensateur (I_{SC}) est relevée pour la comparer à la valeur de référence (I_{SCRef}) qui est déterminée. La valeur (I_{SCRef}) peut avoir les trois états suivants [109]:

- ✓ $I_{SCRef} < 0$ signifie que les supercondensateurs sont en mode recharge,
- ✓ $I_{SCRef} > 0$ signifie que les supercondensateurs sont en mode décharge,
- ✓ $I_{SCRef} = 0$ signifie que les supercondensateurs sont en mode repos (pas de circulation de courant).

Finalement, le contrôleur « PI_iSC » se préoccupe de la génération des signaux de commande adéquats via le rapport cyclique du convertisseur (α_{sc}) ce qui permet le suivi du courant de référence (I_{SCRef}).

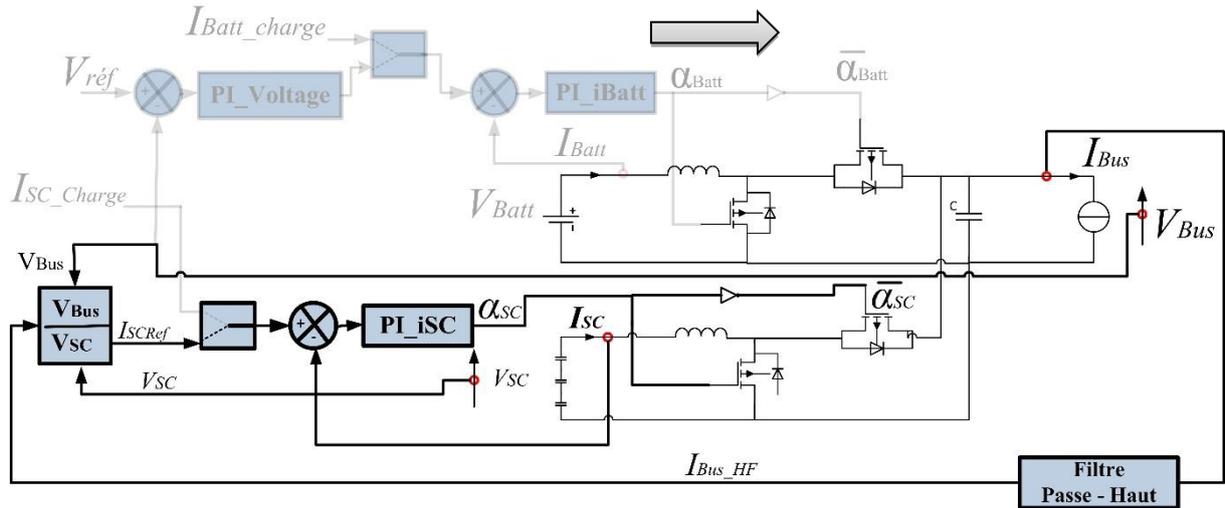


Figure 2.21 : Schéma d'asservissement en courant durant la phase de production d'énergie

Comme le filtre passe-haut utilisé dans le schéma permet d'extraire la composante haute fréquence du signal d'entrée, le courant de charge peut être décomposé en une partie haute fréquence (I_{Bus_HF}) supportée par des supercondensateurs comme décrit par l'équation (2.17) et en une composante basse fréquence destinée à être fournie par la batterie.

$$I_{Bus_HF}(p) = T_{High-Pass Filter}(p) I_{Bus}(p) \quad (2.17)$$

avec :

$T_{High-Pass Filter}$ la fonction de transfert du filtre passe-haut.

Cette fonction de transfert peut donc s'écrire par (2.18) :

$$T_{High-Pass Filter}(p) = \frac{\tau p}{1 + \tau p} \quad (2.18)$$

avec :

τ la constante de temps du filtre.

En fonction de l'équilibre de puissance (entrée/sortie) du convertisseur DC/DC, la puissance fournie par les supercondensateurs SC est donnée par (2.19) :

$$P_{SC} = I_{SC} \times V_{SC} = I_{Bus_HF} \times V_{Bus} \quad (2.19)$$

avec :

P_{SC} la puissance dans les supercondensateurs,

I_{SC} le courant fourni par les supercondensateurs,

V_{Bus} la tension du bus continu DC,

I_{Bus_HF} la composante haute-fréquence du courant de charge.

La puissance de charge est exprimée par (2.20) :

$$P_{Bus} = I_{Bus} \times V_{Bus} \quad (2.20)$$

I_{Bus} étant le courant de la charge.

Puisque le niveau de tension sur le bus continu est maintenu constant ($V_{Bus} = 16$ V), et selon les expressions (2.17), (2.19) et (2.20), les supercondensateurs prennent la partie filtrée haute-fréquence décrite en (2.21) :

$$P_{SC}(p) = T_{High-Pass Filter}(p) P_{Bus}(p) \quad (2.21)$$

La puissance restante est fournie par la batterie, ainsi l'expression analytique de la puissance de la batterie est mentionnée par (2.22). Cette expression représente la composante basse fréquence de la puissance.

$$P_{Batt} = P_{Bus} - P_{SC} \quad (2.22)$$

avec :

P_{SC} la puissance fournie par les supercondensateurs,

P_{Batt} la puissance fournie par la batterie,

P_{Bus} la puissance demandée par la charge.

- Phase de récupération d'énergie (freinage) :

Pour ce mode de fonctionnement, la priorité est de recharger d'abord les supercondensateurs. Une boucle de régulation de courant côté supercondensateurs est nécessaire pour définir la valeur du courant pour les recharger (cf. **Figure 2.22**). Le choix de la valeur de référence (I_{SC_Charge}) se base sur la limitation en courant indiquée dans le document constructeur et la limitation imposée par le dimensionnement du convertisseur DC/DC. Cette valeur (I_{SC_Charge}) représente la valeur de courant de charge des supercondensateurs.

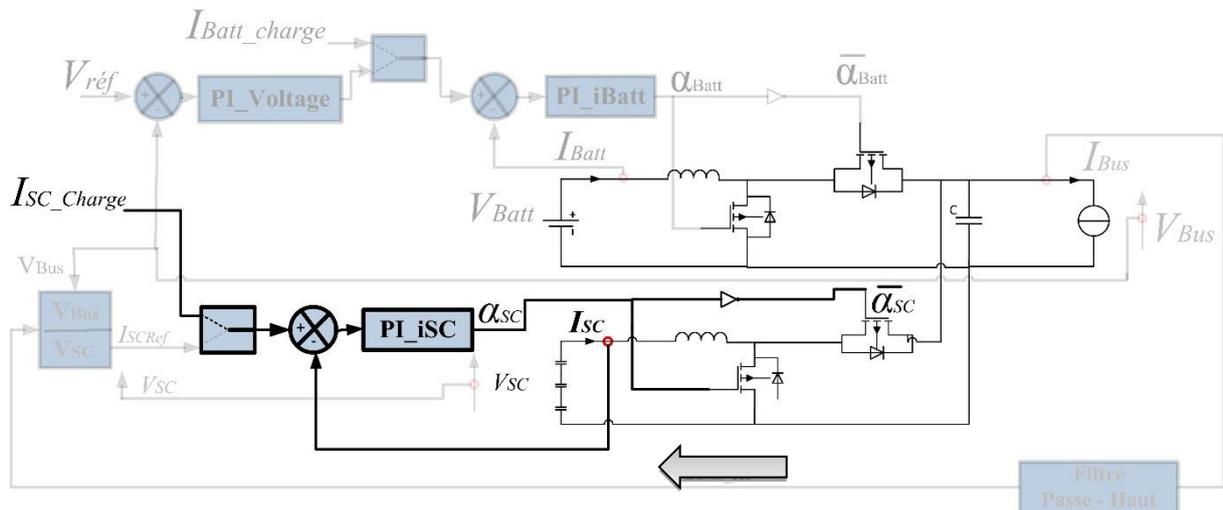


Figure 2.22 : Schéma d'asservissement en courant coté SC en phase de récupération d'énergie

Une autre boucle de régulation de courant du côté batterie est utilisée afin de contrôler le courant de recharge de la batterie (cf. **Figure 2.23**). La valeur du courant de référence (I_{Batt_Charge}) correspond à la valeur maximale supportée par la batterie lors de sa recharge indiquée par le document constructeur (**Annexe B**) et le dimensionnement du convertisseur DC/DC.

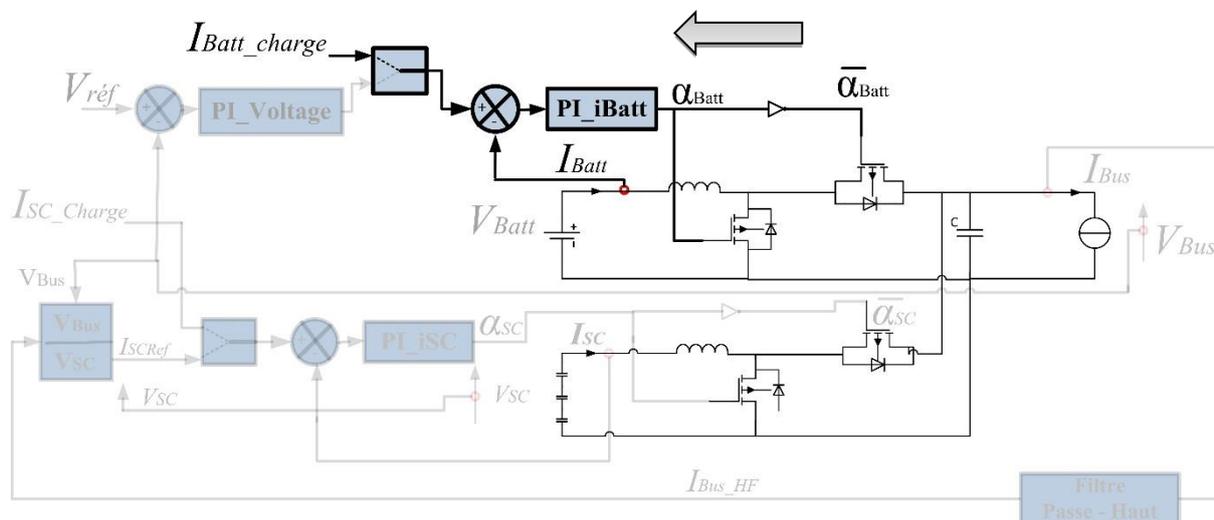


Figure 2.23 : Schéma d'asservissement en courant coté batterie en phase de récupération d'énergie

2.5.2 Contraintes électriques à base de règles (contrôle haut niveau)

Dans ce paragraphe, nous décrivons le deuxième niveau (haut) de contrôle. Cette couche contient les règles qui sont implémentées en fonction des contraintes électriques sur les sources utilisées qui concernent leurs niveaux de tension et les valeurs de courant admissibles, donnés par le constructeur. La plage de tension, à laquelle nous avons maintenu nos supercondensateurs, est dans l'intervalle [4.05V ; 8.1V]. Le choix de cet intervalle de tension permet la possibilité de récupérer 75% de l'énergie stockée dans les supercondensateurs. La plage de tension autorisée pour l'utilisation de la batterie est de [9.2V ; 15.2V] suivant la documentation du constructeur (**Annexe B**). Pendant la phase de récupération d'énergie, la priorité de la recharge est affectée aux supercondensateurs afin d'augmenter leur disponibilité. Les différents scénarii envisageables sont décrits dans l'organigramme de la **Figure 2.24**.

- Phase de traction :

Il s'agit de la phase pendant laquelle le véhicule est en mode traction où le système de stockage doit fournir de l'énergie. Lors de cette phase il y a deux cas possibles.

- ✓ Condition 1 ($P_{Bus} > P_{Batt}$) : lorsque la puissance de charge demandée est supérieure à celle de la batterie. Nous devons vérifier si l'état des supercondensateurs (niveau de tension) permet de produire de l'énergie. Dans ce cas, la batterie et les supercondensateurs génèrent l'énergie demandée. Par contre, si les supercondensateurs ne sont pas disponibles (niveau de tension :

$V_{SC} < 4,05 \text{ V}$), nous arrêtons la décharge des supercondensateurs et la batterie fournit toute la puissance requise.

- ✓ Condition 2 ($P_{Bus} < P_{Batt}$) : lorsque la puissance absorbée par la charge est inférieure à celle disponible aux bornes de la batterie (P_{Batt}), la différence de valeur de puissance est utilisée pour charger les supercondensateurs ($P_{SC} < 0$). Dans ce cas, la batterie alimente la charge et les supercondensateurs. Ces derniers se chargent à moins que la condition d'arrêt de charge ($V_{SC} > 8,1 \text{ V}$) soit atteinte.

- Phase de freinage :

Il s'agit de la phase de freinage du véhicule durant laquelle le système de stockage doit récupérer de l'énergie pour se recharger. Dans cette phase, il y a également deux cas possibles. Puisque les supercondensateurs se rechargent en priorité, le système vérifie d'abord leur disponibilité. S'ils sont disponibles ($V_{SC} \leq 8.1\text{V}$) alors, on autorise leur recharge. Sinon si ($V_{SC} \geq 8.1\text{V}$), on autorise la recharge de la batterie. Dans le cas où, ni la batterie ni les supercondensateurs ne sont disponibles pour le recharge, c'est le freinage rhéostatique qui intervient pour dissiper l'énergie de freinage [110].

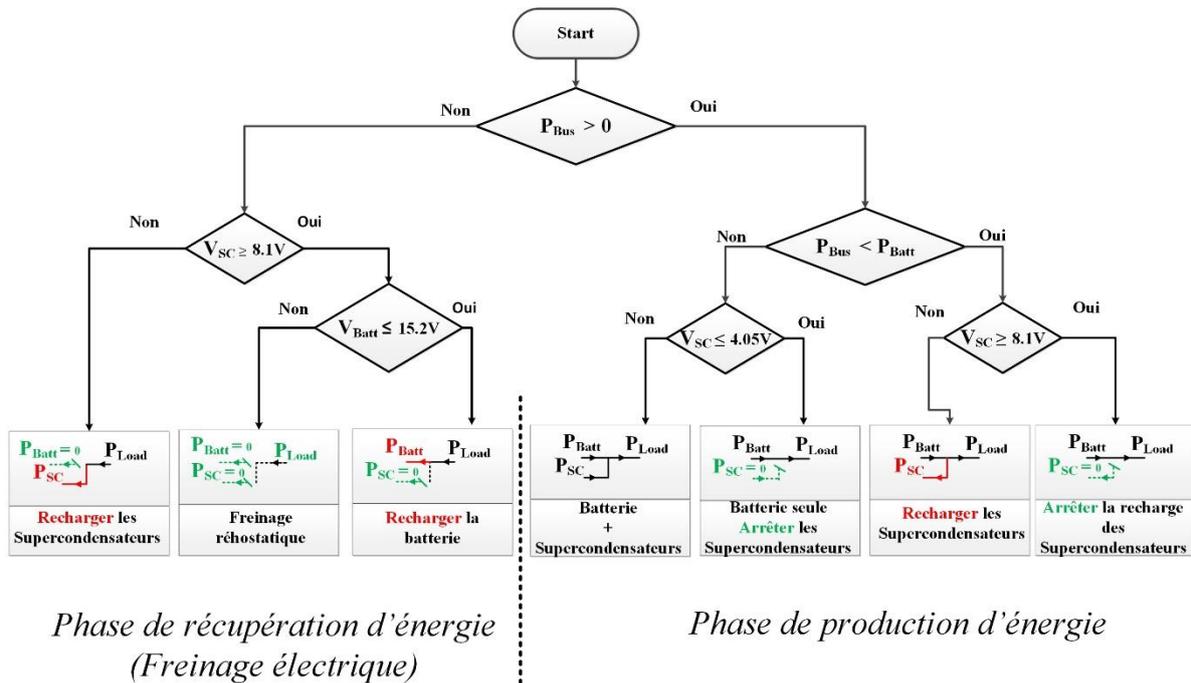


Figure 2.24 : organigramme des règles de gestion d'énergie

2.5.3 Résultats de la commande locale obtenus par simulation

La structure de la source hybride et sa commande locale ont été intégrées dans une plateforme de simulation (*MATLAB/SIMULINK*). Les résultats présentés par la suite sont obtenus avec la configuration suivante :

- ✓ Tension initiale coté batterie $V_{Batt_init} = 12.8 \text{ V}$,
- ✓ Tension initiale coté supercondensateurs $V_{SC_init} = 8.1 \text{ V}$,
- ✓ Tension bus DC de référence $V_{Réf} = 16 \text{ V}$,
- ✓ Constante de temps du filtre $\tau = 35 \text{ s}$,
- ✓ Courant de recharge des supercondensateurs $I_{SC_Charge} = 30 \text{ A}$,
- ✓ Courant de recharge de la batterie $I_{Batt_Charge} = 30 \text{ A}$,
- ✓ Priorité de recharge (phase de freinage) = priorité donnée aux supercondensateurs.

La constante de temps τ du filtre décrit la dynamique du filtre, dans notre cas, elle caractérise le partage de puissance entre les deux sources. La tension de référence $V_{Réf}$ correspond à la valeur désirée au niveau de la tension de bus continu d'après le cahier des charges. I_{SC_Charge} et I_{Batt_Charge} sont les valeurs de référence courant pour recharger respectivement les supercondensateurs et la batterie. Nous simulons un partage fréquentiel entre batterie et supercondensateurs avec la configuration $\tau = 35\text{s}$ du filtre et nous interprétons les résultats obtenus. Le choix de cette valeur est fait pour faire apparaître différentes situations de comportement de la source hybride telle que l'indisponibilité des supercondensateurs ($V_{SC} < 4,05\text{V}$).

A. Résultat de partage fréquentiel en puissance

L'objectif de cette simulation est de valider le concept théorique du partage fréquentiel de puissance discuté lors de la conception de la commande locale (cf. §2.5.1 Couche d'asservissement). Nous considérons pour cela une portion du nouveau cycle européen de conduite NEDC (cf. **Figure 2.25**). Ce trajet de 170 s correspond à la partie urbaine du cycle NEDC qui se répète 4 fois pour ce dernier (cf. **Annexe A**). Celui-ci est intégré dans la simulation grâce à une source de courant bidirectionnelle représentative des besoins en courant du véhicule (génération / récupération d'énergie).

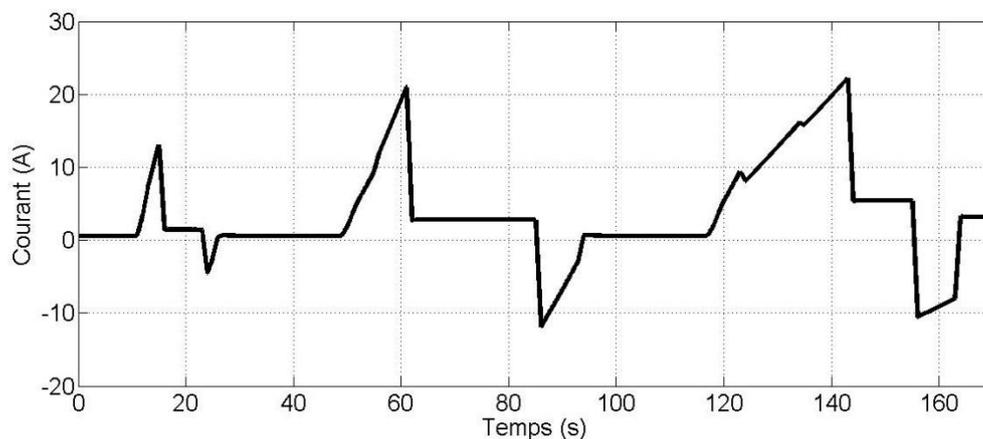


Figure 2.25 : Profil de conduite en courant

Les résultats présentés par la suite concernent les profils de tensions, de courants et de puissances de la source hybride (batterie + supercondensateurs + commande locale).

- **Profils de tensions**

Les formes d'onde des tensions de la batterie (V_{Batt}), des supercondensateurs (V_{SC}) et du bus de tension continue DC (V_{BUS}) sont représentées sur la **Figure 2.26**. Nous remarquons que la tension du bus DC est maintenue constante à la valeur désirée durant le trajet considéré. La tension de la batterie V_{Batt} diminue légèrement en fonction de l'augmentation de la demande d'énergie. Les supercondensateurs sont parfois chargés parfois déchargés, mais toujours maintenus à une tension comprise entre 4,05V et 8,1 V.

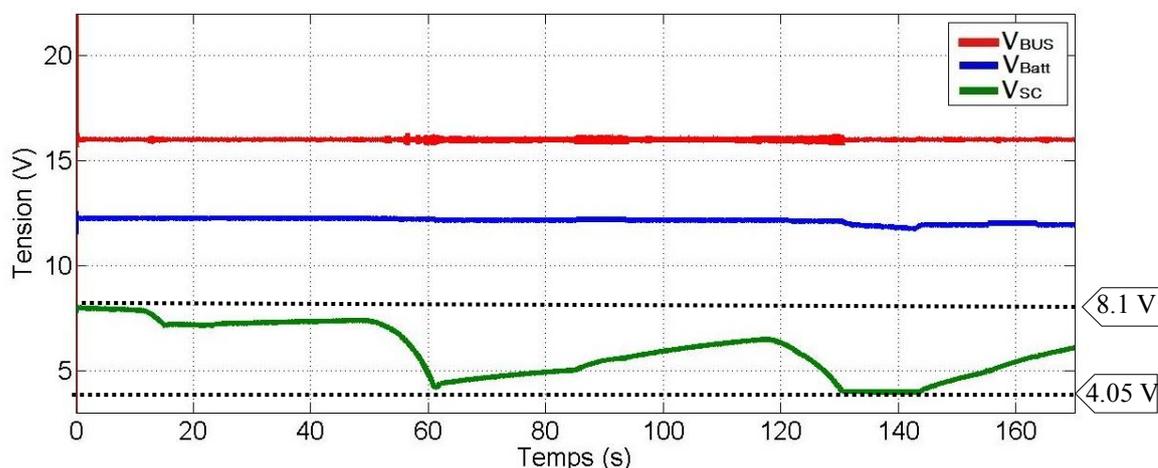


Figure 2.26 : Evolution des tensions V_{Batt} , V_{SC} , V_{Bus}

- **Profils de puissances**

Les chronogrammes relatifs aux transferts de puissances sont présentés sur la **Figure 2.27** ce qui permet d'interpréter le comportement des sources d'énergie et de vérifier le bilan de puissance de notre système hybride. Notons qu'une valeur positive de puissance implique que la source d'énergie est en phase de décharge et qu'une valeur négative représente la recharge de l'élément de stockage. Nous remarquons bien que l'équilibre de la puissance exprimé par l'équation (2.23) est toujours conservé pour les différents cas d'utilisation.

$$P_{Bus} = P_{Batt} + P_{SC} \quad (2.23)$$

P_{Batt} est la puissance côté batterie,

P_{SC} la puissance côté supercondensateurs,

P_{Bus} la puissance côté bus continu.

Comme prévu lors de la conception de l'algorithme de gestion sur le partage fréquentiel de puissance, la batterie délivre les demandes permanentes de puissance. Les supercondensateurs prennent en charge les transitoires de puissance tant qu'ils ont suffisamment d'énergie disponible ($V_{SC} > 4.05$ V) (cf. **Figure 2.27 (mode 1)**). Dans le cas contraire, c'est la batterie qui fournit toute la puissance demandée par la charge (cf. **Figure 2.27 (mode 2)**). Lorsque la puissance absorbée par la charge est plus faible que la puissance fournie par les batteries (P_{Batt}), la différence de puissance est acheminée vers les supercondensateurs pour les

recharger (cf. **Figure 2.27 (mode 3)**). Pendant les phases de freinage, la priorité est de recharger les supercondensateurs, si leur état l'autorise (cf. **Figure 2.27 (mode 4)**).

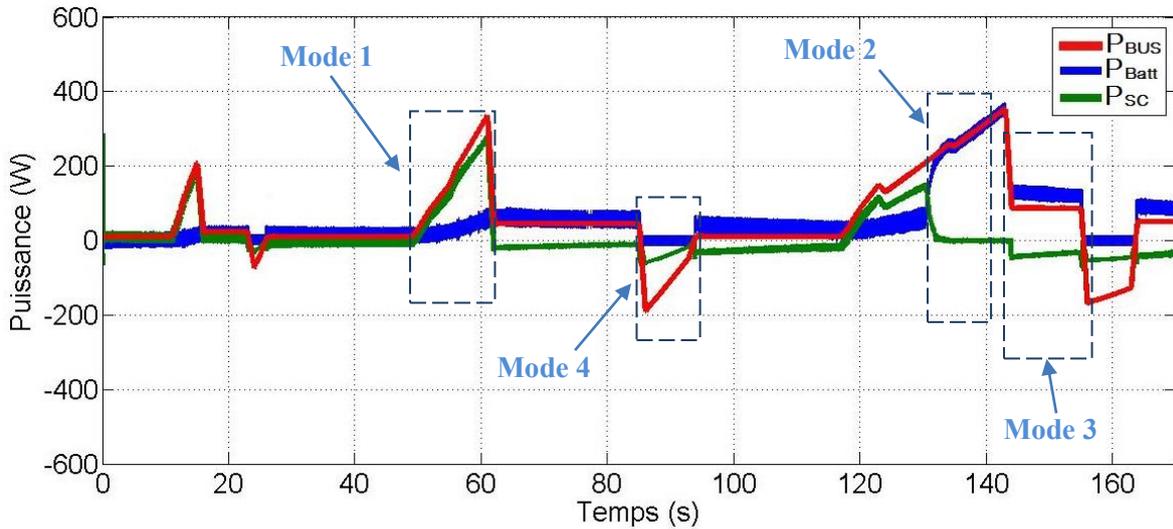


Figure 2.27 : Evolution des puissances P_{Batt} , P_{SC} , P_{Bus} sur une portion de cycle NEDC

- **Profils de courants**

Les formes d'onde de courant représentées sur la **Figure 2.28** confirment encore que la batterie fournit un courant quasi-constant et que les supercondensateurs supportent les transitoires de puissance tant qu'ils sont disponibles.

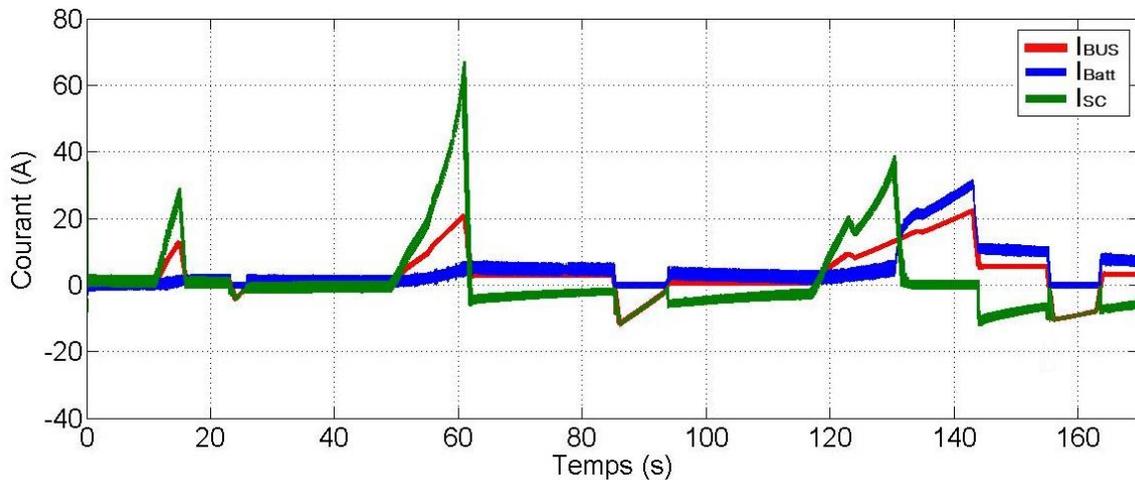


Figure 2.28 : Evolution des courants I_{Batt} , I_{SC} , I_{Bus} sur une portion de cycle

B. Influence du changement des paramètres de l'algorithme de partage fréquentiel de puissance sur les performances du système

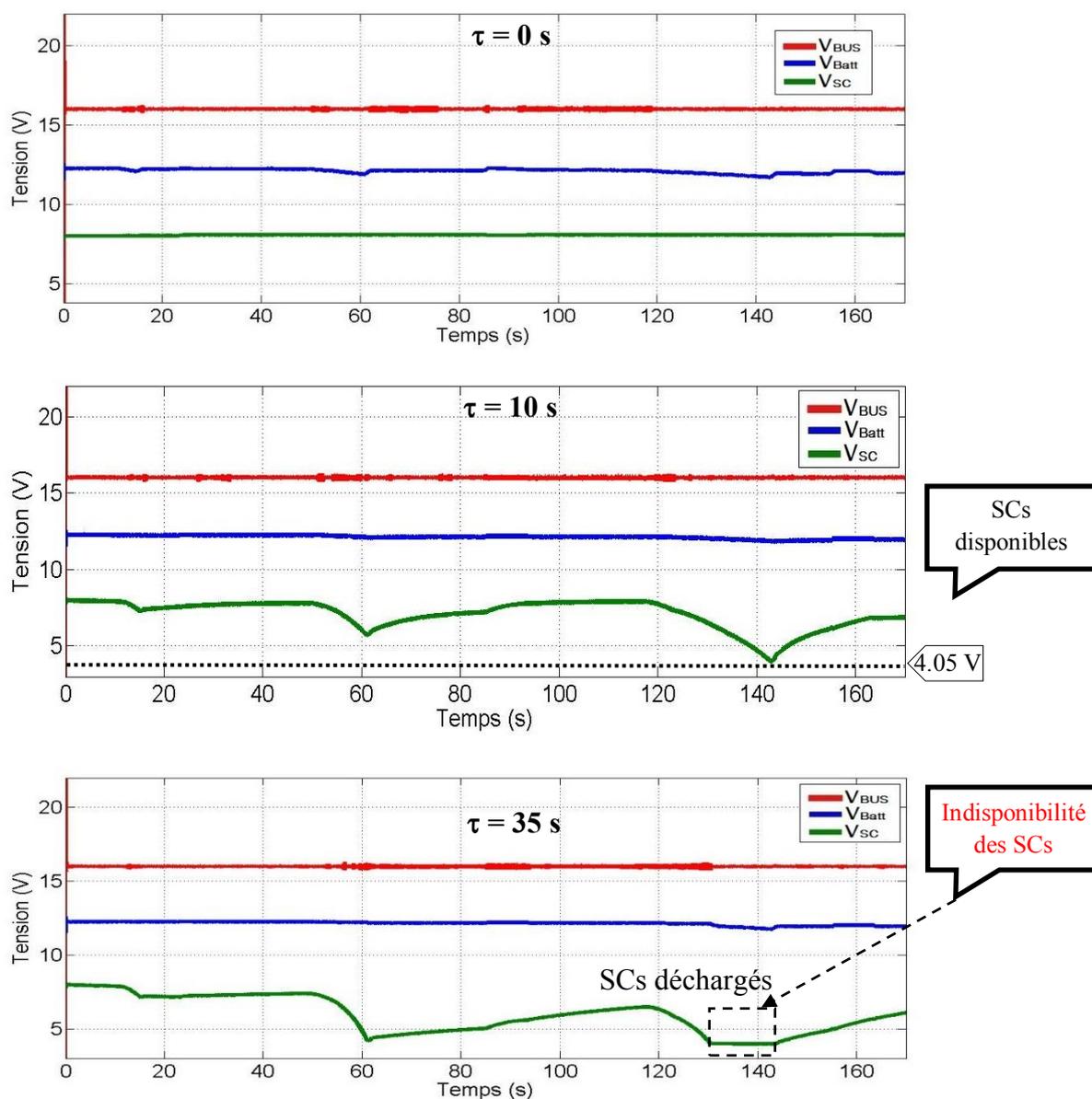
La constante de temps τ du filtre caractérise le partage fréquentiel de puissance. Typiquement, un changement de cette valeur (τ) influe sur le comportement des sources, et

par conséquent sur leurs performances. Dans cette partie, nous avons varié cette valeur pour voir l'impact de sa variation sur l'évolution des tensions, des courants et des puissances.

L'augmentation de τ améliore le lissage du courant de la batterie, mais puisque cette augmentation sollicite trop les supercondensateurs, alors leur décharge est plus fréquente. Dans ce cas, les supercondensateurs restent donc plus souvent non disponibles ($V_{SC} \leq 4,05$ V) et donc les batteries sont sollicitées plus longtemps pour fournir seules les demandes de puissance de la charge. Dans ce qui suit, nous décrivons plus en détail l'influence de la variation de τ sur les paramètres de la source hybride en termes de tensions, courants, et puissances.

- **Profils de tensions**

Pour différentes valeurs de la constante de temps τ , l'évolution des tensions (V_{SC} , V_{Bus} , V_{Batt}) est indiquée sur la **Figure 2.29**.



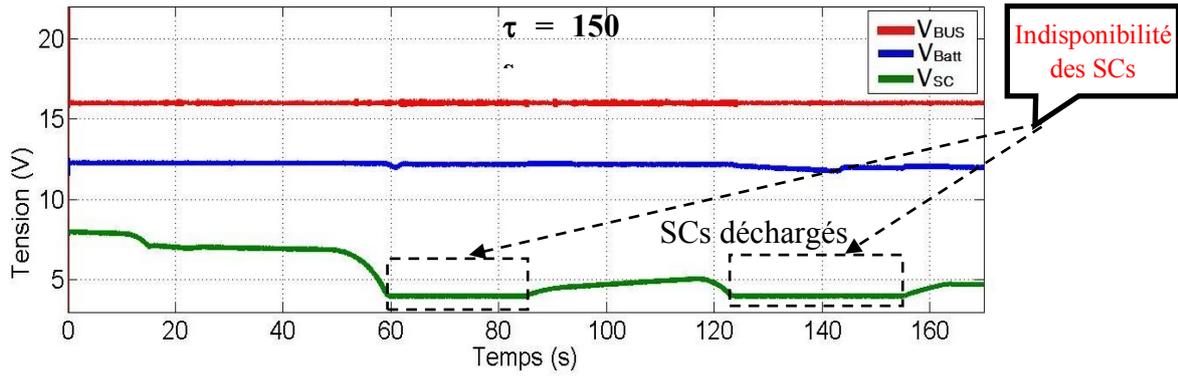
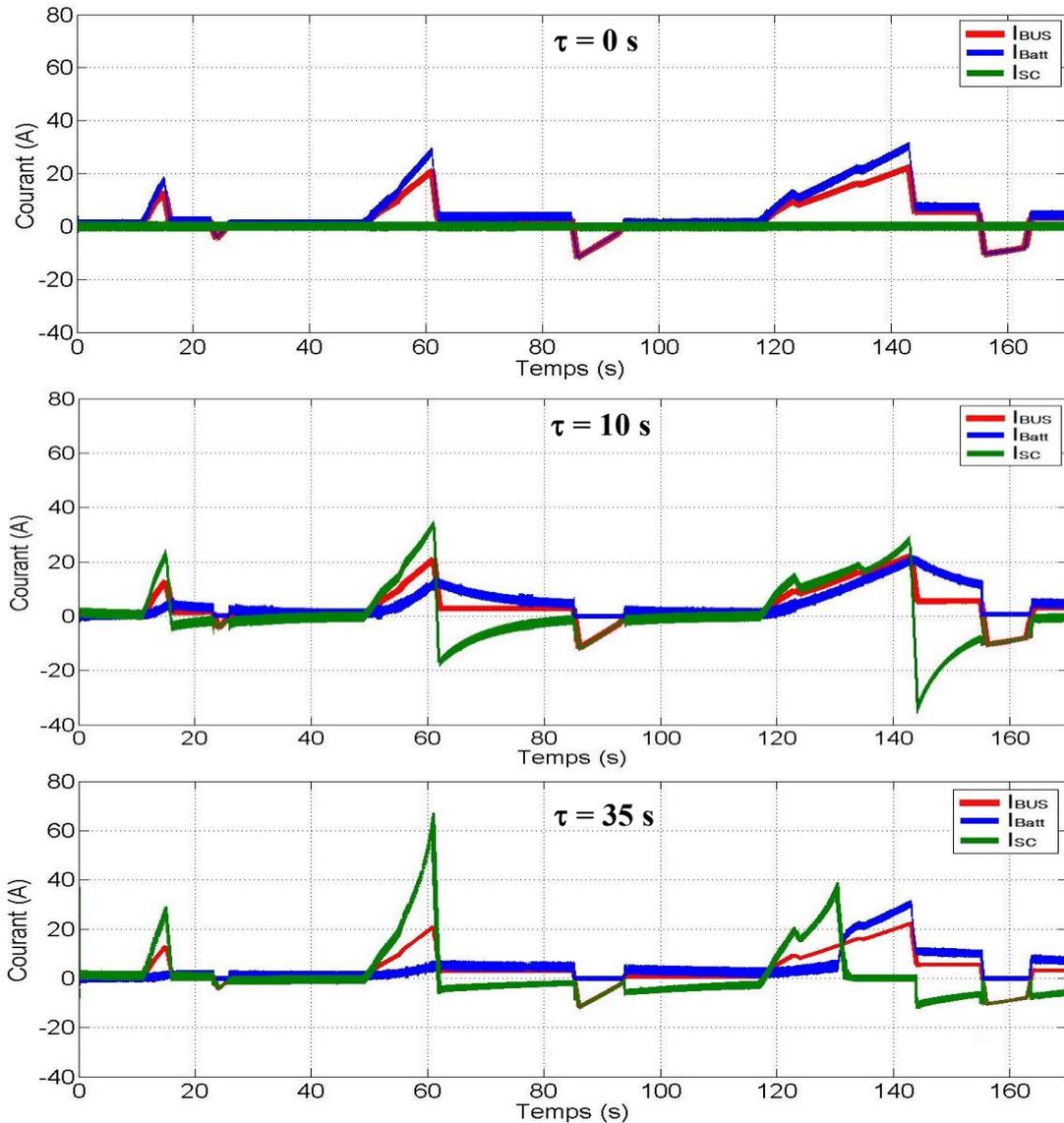


Figure 2.29 : Evolution des tensions avec différentes valeurs de τ

- Profils de courants

Pour différentes valeurs de la constante de temps τ , l'évolution des courants (I_{SC} , I_{BUS} , I_{Batt}) est indiquée sur la Figure 2.30.



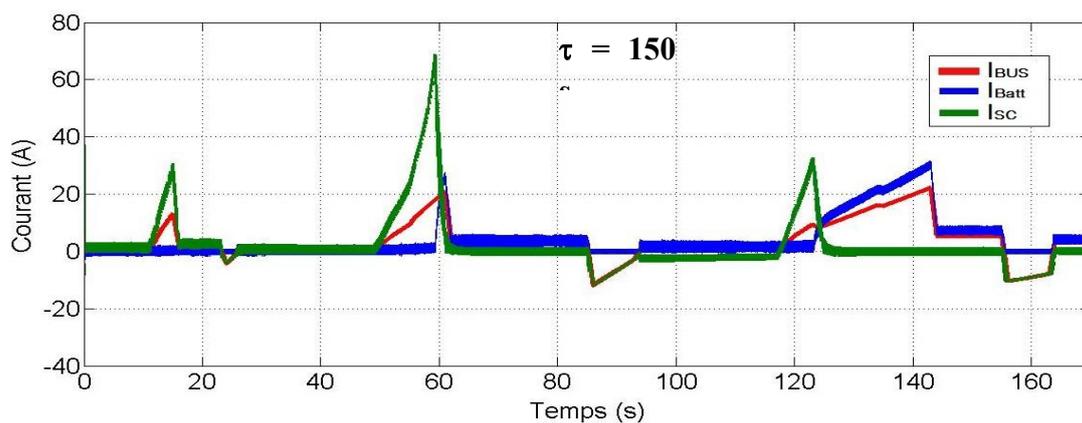
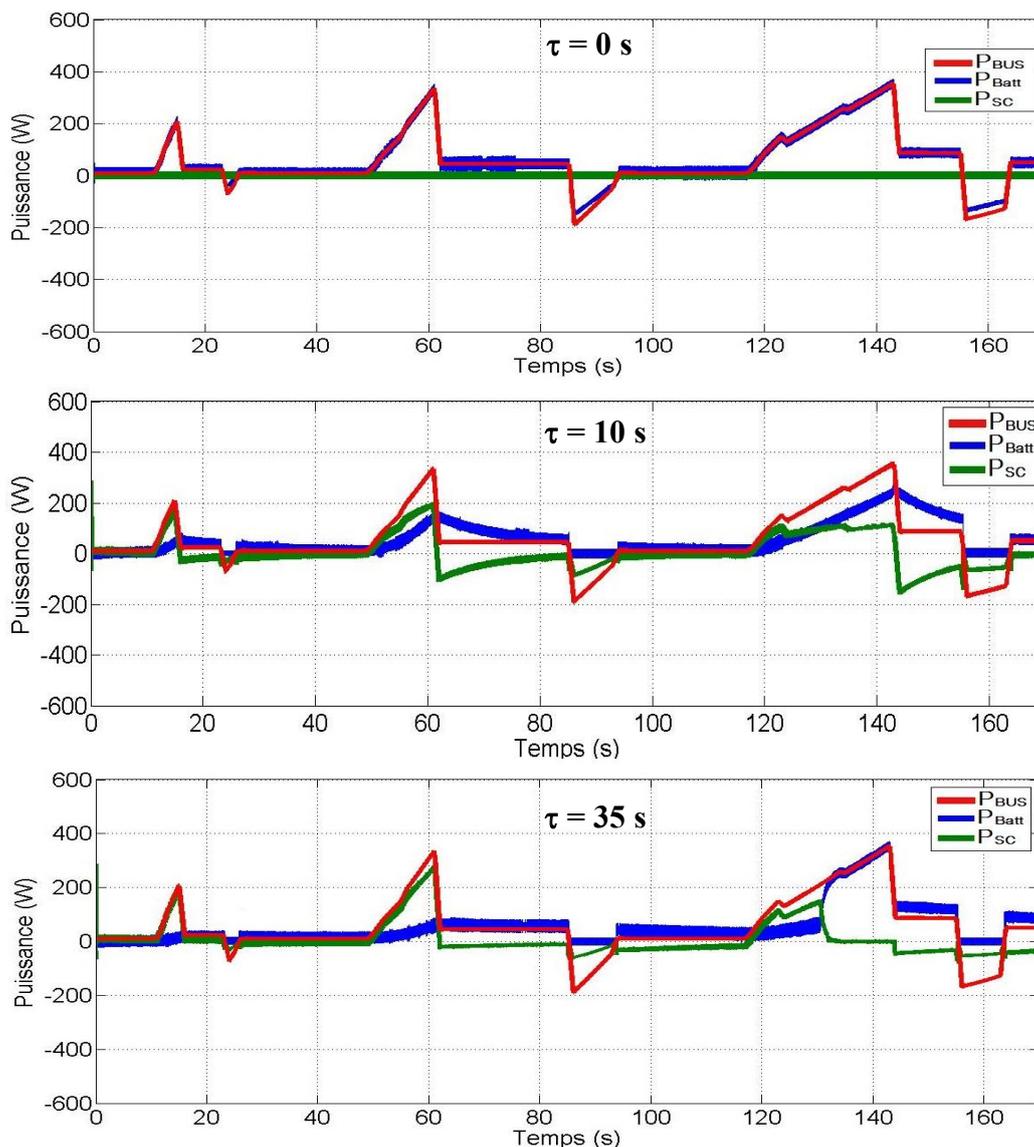


Figure 2.30 : Evolution des courants avec différentes valeurs de τ

- Profils de puissances

Pour différentes valeurs de la constante de temps τ , l'évolution des puissance (P_{SC} , P_{BUS} , P_{Batt}) est indiquée sur la Figure 2.31.



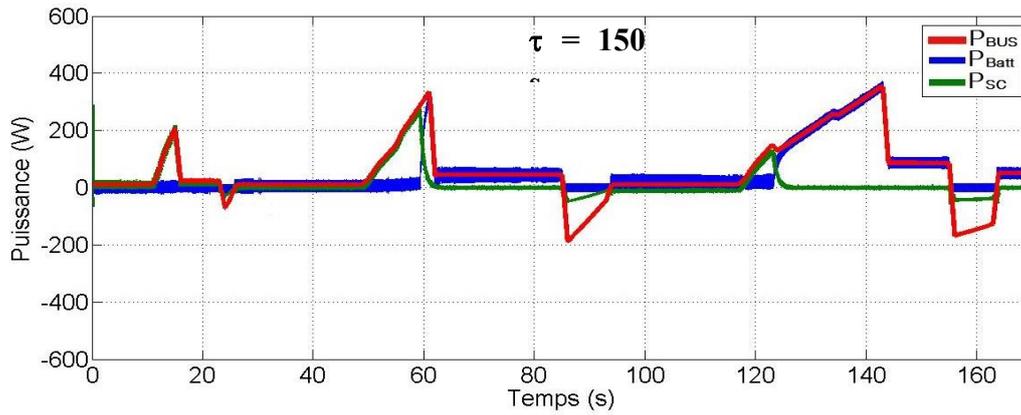


Figure 2.31 : Evolution des puissances avec différentes valeurs de τ

Les résultats des simulations représentés sur les **Figure 2.29**, **Figure 2.30** et **Figure 2.31** confirment qu'avec des valeurs de constante de temps (τ) élevées, les courants de la batterie sont plus lissés lorsque la batterie et les supercondensateurs répondent ensemble à la puissance demandée par la charge. Cependant, l'augmentation de τ présente l'inconvénient de limiter la disponibilité des supercondensateurs. A un certain moment, cela influe significativement sur l'augmentation des sollicitations en courant de la batterie puisqu'elle passe plus de temps à fournir seule la demande en puissance de la charge.

La meilleure valeur de constante de temps du filtre (τ) correspond à un compromis entre le taux de lissage du courant de la batterie et les temps d'indisponibilités des supercondensateurs. La valeur efficace du courant de la batterie est liée à la sollicitation thermique appliquée et représente donc un facteur majeur de leur vieillissement. Afin de choisir la constante de temps optimale, nous faisons varier la valeur τ et déterminons à chaque fois la valeur efficace du courant côté batterie. La variable $IRMS_{Batt}$ est la valeur efficace du courant exprimé par (2.24) :

$$IRMS_{Batt} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{k=1}^{k=N} I_{Battk}^2} \quad (2.24)$$

avec :

N le nombre d'échantillons,
 k l'indice d'un échantillon.

Pour chaque valeur de τ , nous enregistrons une valeur efficace $IRMS_{Batt}$. Les résultats obtenus sont mentionnés dans le **tableau 2.9** ci-dessous et présentés sur la **Figure 2.32**.

Tableau 2.9 : Courant efficace $IRMS_{Batt}$ pour différentes valeurs de τ

τ (s)	0	5	8	10	15	20	25	35	80	150
$IRMS_{Batt}$ (A)	10	8.72	7.92	7.56	7.83	7.9	8.03	8.17	8.4	8.6

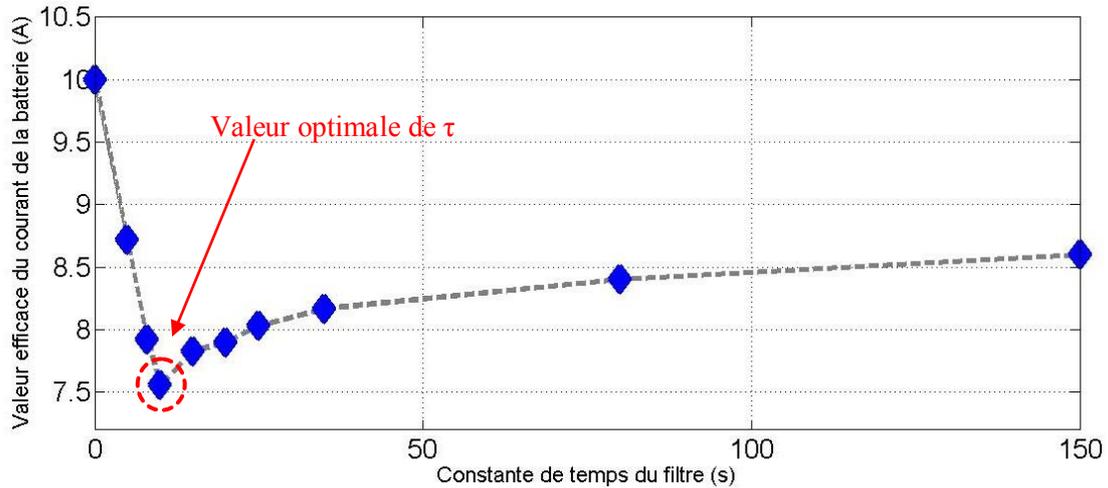


Figure 2.32 : Valeur du courant efficace $IRMS_{Batt}$ pour différentes valeurs de τ

2.5.4 Limitation de la stratégie de commande locale

La stratégie de partage fréquentiel développée auparavant amène à la source hybride étudiée des améliorations très intéressantes en termes de minimisation du courant de batterie. Un choix optimal de la valeur de la constante de temps (τ) permet d’avoir la configuration idéale pour cette structure. Comme déjà discuté sur les résultats de simulation obtenus, la courbe qui représente le courant efficace de la batterie ($IRMS_{Batt}$) en fonction de τ possède un minimum unique. Ce minimum de valeur efficace ($IRMS_{Batt}$) correspond à la valeur optimale de τ noté τ^* (cf. Figure 2.33).

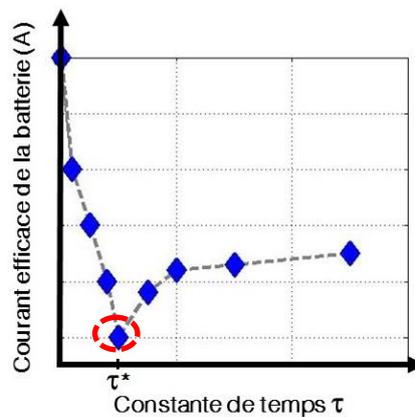


Figure 2.33 : Allure du courant efficace $IRMS_{Batt}$ en fonction de τ

Cette valeur optimale est obtenue pour les conditions suivantes [101] :

- ✓ dimensionnement fixe des supercondensateurs,
- ✓ profil de conduite donné et connu au préalable.

En fait, si on change l’un de ces paramètres, la valeur optimale τ^* ne sera plus la même. Dans notre étude nous considérons un dimensionnement fixe des supercondensateurs. Par contre, le profil de conduite peut être fortement variable. Ainsi, pour trois profils de conduite

différents (cas 1, cas 2 et cas 3), nous pouvons obtenir à chaque cas un nouvel optimum unique τ^* (cf. **Figure 2.34**).

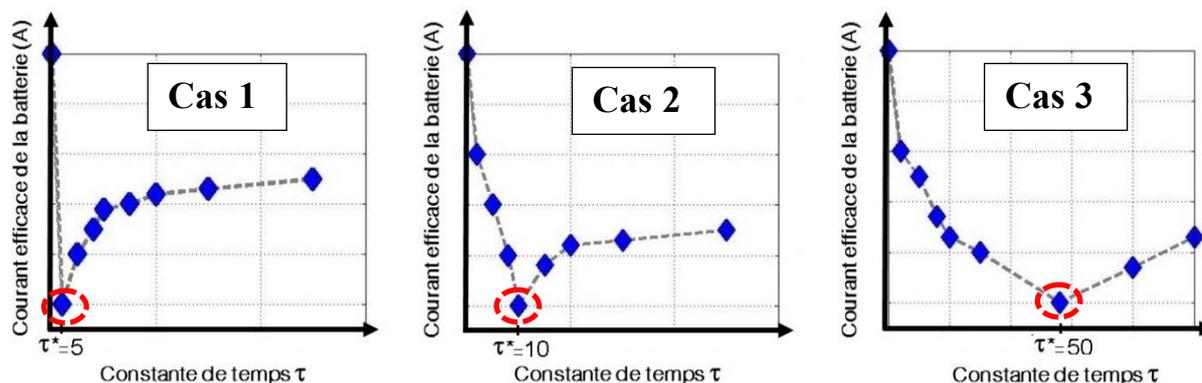


Figure 2.34 : Différents cas d'allures du courant efficace $IRMS_{Batt}$ en fonction de τ

L'objectif du prochain chapitre est d'ajouter une intelligence supplémentaire à notre commande pour qu'elle s'auto-adapte à n'importe quel profil de conduite (sans connaissance au préalable). Cette approche nous permettra de pallier les limitations concernant la non connaissance du profil de conduite a priori. Une couche d'optimisation supplémentaire sera intégrée dans notre architecture de commande afin d'adapter la valeur optimale τ^* .

2.6 Conclusion

Les performances d'un système hybride d'énergie dépendent forcément de la commande des sources d'énergie. Notre choix a consisté à opter pour une architecture complexe au niveau de la conception mais offrant une flexibilité et des performances optimales. Le fonctionnement de chaque convertisseur d'énergie a été décrit et modélisé. Nous avons considéré une modélisation électrothermique pour la batterie afin de suivre son évolution thermique car cette dernière est liée au vieillissement des batteries. Ce modèle a été validé expérimentalement par un protocole d'identification utilisé souvent dans la littérature. Une commande locale a été mise en œuvre pour manipuler le comportement de notre source hybride dans différentes situations. La couche d'asservissement a permis de contrôler les paramètres influents de notre système (courants et tensions). Elle a permis aussi de partager les puissances entre les deux sources d'énergie et tout en respectant leurs contraintes électriques respectives. Grâce au partage fréquentiel de la puissance implémentée, les batteries peuvent gérer les demandes permanentes de puissance et les supercondensateurs prennent en charge les fortes fluctuations. Ce partage fréquentiel des flux de puissances est caractérisé par le paramètre τ . Celui-ci doit être choisi au moment de la conception de la stratégie en se basant sur la connaissance a priori des conditions de conduite. Une intelligence supplémentaire est nécessaire pour améliorer la méthode du choix de cette valeur avec des profils de conduite quelconques.

Le chapitre 3 propose une couche d'optimisation supérieure qui permet d'améliorer les performances de notre système. Cette dernière communique avec la commande locale pour élaborer une décision en temps réel dans le but de minimiser les sollicitations en courant de la batterie.

Chapitre 3 : Nouvelle stratégie de gestion d'énergie

3.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons la couche d'optimisation qui a pour objectif de minimiser les sollicitations en courant de la batterie. Les nouvelles stratégies proposées se basent sur l'apprentissage automatique. L'utilisation de ce concept d'intelligence artificielle permet d'auto-adapter la commande locale présentée dans le chapitre précédent. La commande locale assure le partage fréquentiel de puissance entre les sources d'énergie en respectant leurs contraintes d'utilisation. Ce chapitre propose une commande globale qui communique en temps réel avec la commande locale pour aboutir à un partage fréquentiel dynamique sans connaissance préalable des conditions de conduite du véhicule. Le concept d'apprentissage automatique choisi est développé selon diverses variantes (en temps réel et hors ligne). Pour ce faire, nous détaillons les techniques de commande utilisées, leurs objectifs ainsi que les résultats de simulation obtenus. Nous finirons par une étude comparative des résultats afin d'évaluer le gain apporté par chaque stratégie.

3.2 Présentation de la machine d'apprentissage

L'apprentissage automatique est un sous-domaine de l'intelligence artificielle (IA) qui permet aux systèmes d'apprendre et d'améliorer automatiquement l'expérience sans être explicitement programmés. L'apprentissage automatique se base sur le développement de programmes informatiques capables d'accéder aux données et de les exploiter pour apprendre par eux-mêmes [71].

3.2.1 Généralité sur la machine d'apprentissage

Le processus d'apprentissage commence par des observations afin de rechercher des modèles à partir des données et de prendre les meilleures décisions à l'avenir sur la base des exemples fournis. L'objectif principal est de permettre aux agents de décision d'apprendre automatiquement sans intervention ou assistance humaine et d'ajuster les actions en conséquence.

L'apprentissage automatique peut permettre l'analyse de quantités massives de données. Il peut fournir généralement des résultats rapides et précis afin d'identifier les opportunités rentables. Dans certains cas, il peut également exiger des ressources supplémentaires pour s'ajuster correctement. Combiner l'approche de machine d'apprentissage avec d'autres approches peut le rendre encore plus efficace pour le traitement de gros volumes d'informations [48]. La machine d'apprentissage est portée principalement par les quatre axes décrits ci-dessous.

A. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé se base sur la disponibilité des données d'apprentissage marquées. Son objectif est d'induire des modèles à partir de données apprises dans le passé. Grâce à l'analyse de l'ensemble des données d'apprentissage connues, l'algorithme d'apprentissage produit une fonction déduite pour effectuer des prédictions sur les valeurs de sortie. Il se réfère à l'apprentissage à partir d'exemples étiquetés et se base sur l'idée d'un « *superviseur* », qui enseigne le système d'apprentissage sur les étiquettes à associer à partir d'exemples de formation [115]. Plus précisément, les étiquettes correspondent aux étiquettes de classe dans les problèmes de classification. Diverses implémentations d'algorithmes d'apprentissage supervisé sont possibles et diffèrent les uns des autres par leur approche de classification, comme par exemple les méthodes de classification « *linéaire* », les méthodes de classification « *des plus proches voisins* »,... [116]. L'algorithme d'apprentissage peut également comparer sa sortie avec la sortie correcte prévue et déterminer les erreurs afin de modifier le modèle en conséquence [117].

B. Apprentissage non supervisé

Les algorithmes d'apprentissage non supervisé sont employés lorsque l'information utilisée pour les former n'est ni classée ni marquée. L'apprentissage non supervisé étudie comment les systèmes peuvent déduire une fonction pour décrire une structure cachée à partir de données non étiquetées. Le système ne trouve pas la bonne sortie, mais il explore les données et peut tirer des inférences à partir des ensembles de données pour décrire les structures cachées à partir de données non étiquetées. Il apprend à identifier les motifs cachés dans les données d'entrée non marquées [47]. Ce concept non supervisé se réfère à la capacité d'apprendre et d'organiser l'information sans fournir un signal d'erreur pour évaluer la solution potentielle. Le manque de direction donnée à l'algorithme d'apprentissage peut parfois être avantageux, car l'apprentissage non supervisé permet à l'algorithme de revenir sur des modèles qui n'ont pas été pris en compte auparavant [96].

C. Apprentissage semi-supervisé

Les algorithmes d'apprentissage semi-supervisé se situent entre les apprentissages supervisé et non supervisé, car ils utilisent à la fois des données marquées et non marquées pour l'apprentissage. Il est utilisé dans le cas de données incomplètes avec une petite quantité de données marquées et une grande quantité de données non marquées. Les systèmes qui utilisent cette méthode sont capables d'améliorer considérablement la précision de l'apprentissage. Souvent, l'apprentissage semi-supervisé est choisi lorsque les données marquées acquises nécessitent des ressources qualifiées et pertinentes afin de les traiter ou de les exploiter [49].

D. Apprentissage automatique

Les algorithmes d'apprentissage automatique interagissent avec l'environnement en produisant des actions et en déterminant des pénalités ou des récompenses. Cette méthode permet aux machines et aux agents logiciels de déterminer automatiquement le comportement

idéal dans un contexte spécifique afin de maximiser des performances. En fait, l'apprentissage se fait automatiquement à travers l'accumulation d'expérience. Le retour d'expérience est exigé pour que l'agent évalue l'action prise et apprenne la meilleure décision [47].

3.2.2 Technique d'apprentissage automatique (reinforcement learning)

De nombreux travaux de recherche ont proposé différents algorithmes pour résoudre les problèmes de la machine d'apprentissage [47]. D'après la littérature, les techniques les plus utilisées sont les méthodes des « *différences temporelles (TD)* » tels que l'algorithmes de TD « λ », « *Q-learning* », « *Sarsa* », « *Dyna* »,... [51]. L'approche d'apprentissage des « *différences temporelles (TD)* » ne nécessitent pas de modèle préalable du système. En effet, il utilise l'expérience pour résoudre le problème d'optimisation. Dans cette approche, l'agent de décision peut mettre à jour des décisions basées en partie sur d'autres décisions apprises sans connaître le résultat final. En ce sens, les méthodes d'apprentissage de la différence temporelle sont des techniques d'apprentissage intéressantes pour l'apprentissage automatique [118] et [119]. L'avantage des techniques d'apprentissage (TD) est qu'elles consomment peu de mémoire, que leur temps de calcul est assez réduit et surtout qu'elles sont applicables à la fois en temps réel (en ligne) et hors ligne.

L'évaluation de ces algorithmes se base essentiellement sur la vitesse d'apprentissage et la complexité d'implémentation [121]. Par exemple, une étude comparative entre l'algorithme « *Dyna* » et « *Q-learning* » pour une application de véhicule hybride a confirmé que l'algorithme « *Dyna* » réduit mieux la consommation de carburant d'un véhicule [120], tandis que l'algorithme « *Q-learning* » possède un temps de calcul plus réduit [53]. Dans notre étude, nous avons opté pour l'algorithme « *Q-learning* » compte tenu de sa simplicité d'implémentation.

3.2.3 Formalisation du problème d'optimisation

La phase de conception de la couche d'optimisation commence par la formulation du problème d'optimisation. Cette formulation de commande globale exige la spécification d'une fonction « *objectif* ». Nous considérons le courant efficace de la batterie $IRMS_{Batt}$ comme critère de performance à minimiser durant des portions du trajet du véhicule. En effet, les sollicitations en courant représentent un facteur majeur de vieillissement des batteries. L'expression (3.1) représente la fonction « *objectif* » du problème d'optimisation. Les contraintes mentionnées sont déduites des lois électriques et documents constructeurs qui définissent les conditions de fonctionnement (niveaux de courant et de tension) des dispositifs de stockage utilisés [13], [14].

$$\text{Fonction « objectif » : } \min \left\{ \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T I_{Batt}^2(t) dt} \right\} \quad (3.1)$$

Sous contraintes :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{BattMin} \leq V_{Batt} \leq V_{BattMax} \\ V_{SCMin} \leq V_{SC} \leq V_{SCMax} \\ I_{BattMin} \leq I_{Batt} \leq I_{BattMax} \\ I_{SCMin} \leq I_{SC} \leq I_{SCMax} \end{array} \right.$$

avec :

T le temps correspondant à la portion du trajet sur lequel l'optimisation est appliquée,

V_{SC} la tension des supercondensateurs,

V_{Batt} la tension de la batterie,

I_{Batt} le courant de la batterie,

I_{SC} le courant des supercondensateurs,

$V_{BattMax}$ la tension maximale de la batterie,

V_{SCMax} la tension maximale des supercondensateurs,

$V_{BattMin}$ la tension minimale de la batterie,

V_{SCMin} la tension minimale des supercondensateurs,

$I_{BattMax}$ le courant maximal de la batterie,

I_{SCMax} le courant maximal des supercondensateurs,

$I_{BattMin}$ le courant minimal de la batterie,

I_{SCMin} le courant minimal des supercondensateurs.

Pour adapter la formulation proposée à une optimisation en ligne discrète [14], la fonction objectif est discrétisée comme il est indiqué dans (3.2).

$$\text{Fonction « objectif » : } \min \left\{ \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{K=1}^{K=N} I_{Batt_k}^2} \right\} \quad (3.2)$$

Sous contrainte :

$$\left\{ \begin{array}{l} V_{BattMin} \leq V_{Batt} \leq V_{BattMax} \\ V_{SCMin} \leq V_{SC} \leq V_{SCMax} \\ I_{BattMin} \leq I_{Batt} \leq I_{BattMax} \\ I_{SCMin} \leq I_{SC} \leq I_{SCMax} \end{array} \right.$$

avec :

N le nombre d'intervalles de temps durant la portion du trajet, sachant que l'intervalle de temps est celui qui définit les cadences de l'algorithme d'optimisation.

3.2.4 Application de l'apprentissage automatique au système multi-sources

Dans notre étude, nous proposons une commande globale basée sur l'apprentissage automatique pour optimiser la distribution du flux de puissance entre la batterie et les supercondensateurs. La décision optimale est prise en temps réel sans connaissance préalable de la demande en puissance du véhicule. L'approche d'apprentissage automatique (*Reinforcement Learning*) nécessite uniquement le suivi de l'état de l'environnement du système contrôlé (valeur efficace du courant de la batterie) pour qu'il puisse atteindre les objectifs d'optimisation.

La structure d'intégration de la commande globale avec la source hybride étudiée est indiquée sur la **Figure 3.1**. Au niveau de la couche de puissance, la batterie et les supercondensateurs sont associés en parallèle. Les convertisseurs DC/DC sont utilisés pour connecter les systèmes de stockage au bus DC. La stratégie de partage fréquentielle de puissance représente la commande locale et elle est utilisée pour distribuer l'énergie entre la batterie et les supercondensateurs. La composante haute fréquence de la puissance est délivrée par les supercondensateurs et la composante basse fréquence est prise en charge par la batterie. La communication avec la couche d'optimisation se fait à travers les variables suivantes :

- La variable de commande :

La constante de temps du filtre est considérée comme variable de commande puisqu'elle agit sur la répartition du flux d'énergie entre la batterie et les supercondensateurs.

- La variable d'état :

Elle représente la grandeur physique qui caractérise l'évolution du système lors de la transition d'un état à un autre. Dans notre cas, le courant de la batterie (I_{Batt}) sert à superviser l'état de la source hybride et aide à la décision de la commande globale.

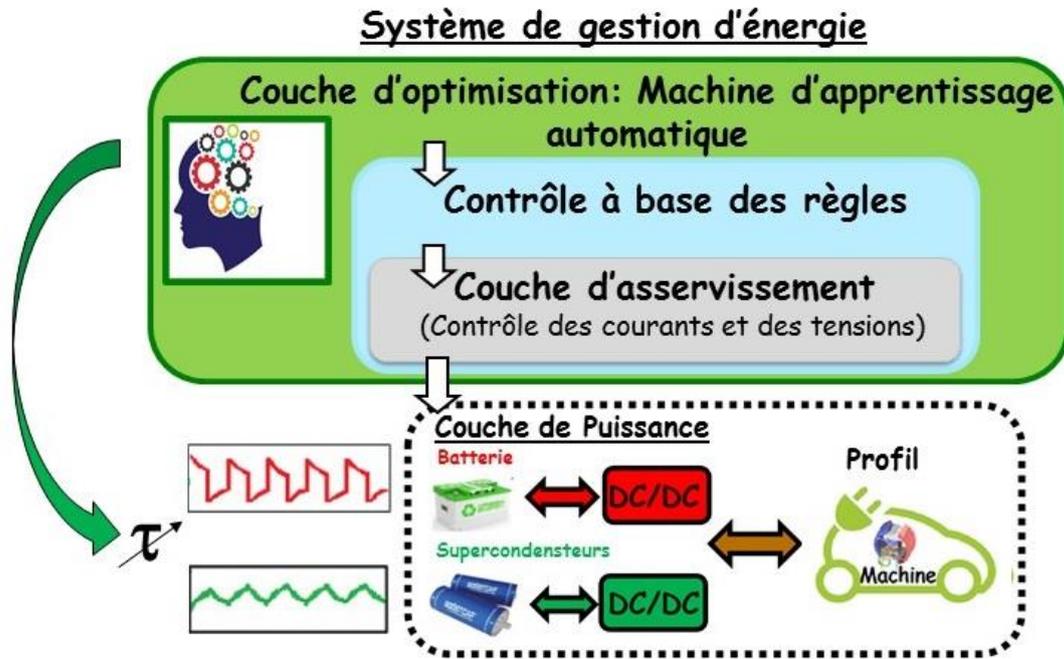


Figure 3.1 : Structure du système de gestion d'énergie

A. Contexte théorique

Théoriquement, le système de commande à base d'apprentissage automatique est modélisé par le modèle d'interaction agent-environnement [105]. Pour notre cas, l'environnement est représenté par la source hybride. L'agent d'apprentissage est le décideur puisque c'est lui qui génère une action pour la source hybride (entrée). Alors, la source hybride évolue vers un autre état (évolution des courants). Une réponse immédiate (récompense) est calculée sur la base d'un retour d'observation de la source d'énergie (sortie). Les observations sont utilisées par l'agent pour la prise de décision (action). Cette interaction est décrite sur la **Figure 3.2** et s'exécute en temps réel tant que le système fonctionne. L'agent ajuste sa politique d'une façon continue afin de maximiser le total des récompenses cumulées [122].

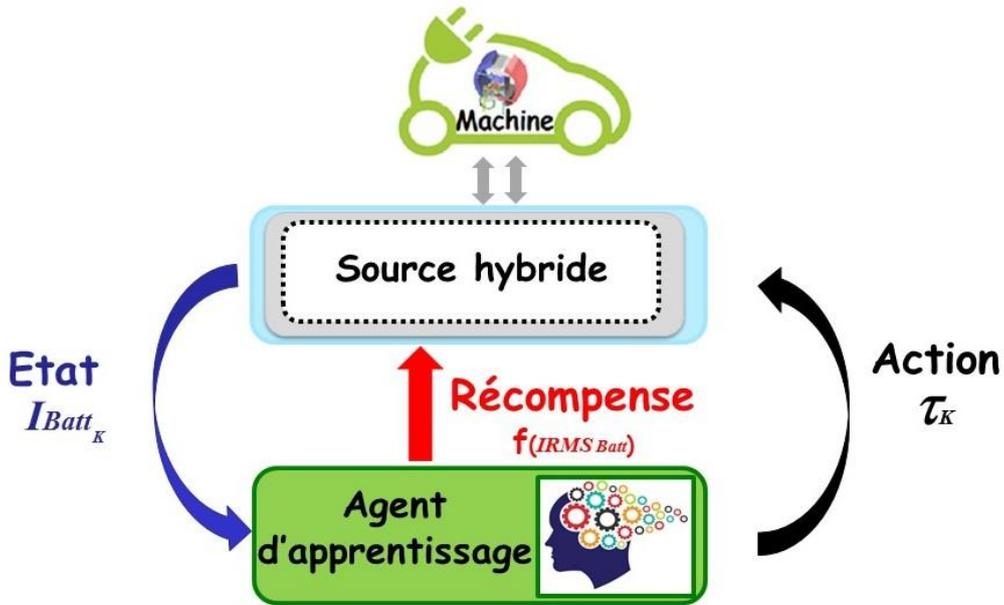


Figure 3.2 : Protocole de communication entre la source hybride et l'agent de décision

La fonction de récompense « R_k » représente l'objectif à maximiser pour notre problème d'optimisation. Sa formulation est indiquée par l'expression (3.3). La valeur de récompense maximale correspond à la valeur minimale du courant efficace de la batterie ($IRMS_{Batt}$).

$$\text{Récompense : } R_k = \frac{1}{IRMS_{Batt}} \quad (3.3)$$

A chaque intervalle de temps, l'agent d'apprentissage cumule les récompenses pour optimiser son comportement durant le parcours du véhicule. Dans notre cas, la constante de temps du filtre (τ) est la seule action qui peut être prise par l'agent d'apprentissage. Ce paramètre possède un impact direct sur la répartition du flux d'énergie entre la batterie et les supercondensateurs (3.4).

$$\text{Action : } A_k = \{\tau_k\} \quad (3.4)$$

L'état de l'environnement décrit l'évolution du système. La valeur de cette variable d'état influe sur la prochaine décision qui sera prise par l'agent. Le courant de la batterie représente l'expression d'état notée par (S_k) (3.5).

$$\text{Etat : } S_k = \{I_{BattK}\} \quad (3.5)$$

3.3 Stratégie de gestion d'optimisation par apprentissage automatique

L'objectif de l'optimisation est de réduire les sollicitations de courant et l'échauffement de la cellule de batterie afin d'améliorer sa durée de vie. En effet, la température et donc l'échauffement de la batterie reliés à son courant représentent les facteurs majeurs de son vieillissement. Le suivi de ces paramètres (courant, température) peut se faire grâce au modèle électrothermique de la batterie validé dans le chapitre précédent. Le principe d'apprentissage automatique développé a trois variantes. Dans ce contexte, nous présentons dans cette partie trois nouvelles stratégies basées sur l'apprentissage automatique dans l'objectif de soulager la batterie. Nous évaluerons le gain apporté par ces stratégies grâce au suivi des valeurs des courants et des températures de la batterie. La « *stratégie I* » est une optimisation temps réel (en ligne) basée sur l'apprentissage automatique. La « *stratégie II* » est une optimisation hors ligne (avec connaissance du profil de conduite) basée sur l'apprentissage automatique. Afin d'étendre ce concept d'apprentissage automatique, nous proposons une version améliorée de la « *stratégie I* » nommée « *stratégie III* ». Cette « *stratégie III* » utilise le processus de la « *stratégie I* » et l'historique de la « *stratégie II* ». Initialement, elle démarre donc avec l'historique des cycles d'apprentissage effectué hors ligne et elle les améliore en temps réel par apprentissage des nouveaux cycles. Pour les trois stratégies, nous gardons toujours la même architecture d'interaction entre les différentes couches de commande (cf. **Figure 3.2**).

3.3.1 Stratégie d'optimisation en temps réel (Stratégie I)

La modification de la distribution du flux d'énergie entre la batterie et les supercondensateurs affecte la valeur efficace du courant de la batterie ($IRMS_{Batt}$). L'approche d'apprentissage automatique est appliquée pour trouver la valeur optimale de la constante de temps τ caractérisant la stratégie fréquentielle de partage de puissance (commande locale).

A. Apprentissage de la valeur de la constante de temps τ

L'agent d'apprentissage génère l'action optimale (τ). Pour ce faire, on définit une fonction de valeur notée « Q_π » qui représente la récompense accumulée. Cette fonction « Q_π » évalue le bénéfice d'effectuer une action donnée pour un état donné. L'expression de la valeur de la fonction est donnée par l'équation (3.6).

$$Q_\pi(S_K, A_K) = Q(S_K, A_K) + \alpha \{ R_{K+1} + \gamma \max \{ Q(S_{K+1}, A_{K+1}) \} - Q(S_K, A_K) \} \quad (3.6)$$

avec :

K l'indice des échantillons,

S_K l'état à un échantillon donné,

A_K l'action à un échantillon donné,

α le taux d'apprentissage,

R_{K+1} la récompense de l'échantillon $K+1$,

γ le facteur d'actualisation.

Pendant le processus d'apprentissage, l'expression « Q_π » est mise à jour en fonction de l'action prise et de la récompense reçue à chaque intervalle de temps. La politique de contrôle optimale (meilleure action) sélectionnée correspond à la valeur Q la plus élevée (récompense maximale) obtenue. Les détails de l'algorithme adopté dans ce travail sont donnés ci-dessous :

Algorithme 1 : Algorithme *Q-Learning* pour le contrôle de la constante de temps (τ).

Entrée : Courant de la batterie I_{Batt}

- 1: Initialisation des solutions de sorties $\tau = 0s$ (batterie seule)
- 2: Répéter tout au long du trajet (à chaque intervalle de temps i de 80s)
 - 3: Démarrage de la source hybride avec la valeur à jour de τ_i
 - 4: Acquisition de la valeur du courant de la batterie (I_{Batt})
 - 5: Calcul de la valeur efficace du courant de la batterie ($I_{RMSBatt}$)
 - 6: Calcul de la récompense R_i (cf. l'équation (3.3))
 - 7: Sauvegarde de R_i (Actualiser la fonction Q) (cf. équation (3.6))
 - 8: Choix du meilleur contrôle τ_{i+1}
 - 9: Génération de l'action (τ_{i+1})
- 10: Fin

Sortie : Constante de temps (τ).

Dans un premier temps, le démarrage de la source hybride se fait avec une répartition de puissance initiale ($\tau = 0s$). Ensuite nous parcourons l'espace d'action (τ) afin de converger vers la meilleure valeur. Cet espace d'action est défini comme suit (3.7) :

$$\tau = [0 \ 5 \ 15 \ 30 \ 60 \ 110 \ 150 \ 200] \quad (3.7)$$

Le choix des valeurs de l'espace d'action avec un pas variable est fait afin d'accélérer la détection de la zone de solution pseudo-optimale. Une fois la zone de la valeur pseudo-optimale localisée, nous basculons vers un espace d'action dynamique. Dans ce cas, le processus de recherche des valeurs (τ) est généré suite à un calcul par dichotomie. Le principe

de dichotomie permet d'obtenir une convergence affinée et plus rapide. Une valeur (τ) est considérée optimale si elle minimise la fonction coût indiquée dans l'équation (3.2).

B. Principe de dichotomie pour la recherche de τ

Le processus de recherche de la valeur optimale de τ se définit par deux phases. Le principe de dichotomie n'est appliqué que pendant la deuxième phase de recherche de la valeur optimale. La première phase de recherche, nommée également « *phase d'exploration* », correspond à parcourir les valeurs de l'espace d'action défini par l'expression (3.7). Dans notre démarche d'optimisation, la valeur efficace du courant de la batterie ($I_{RMS_{Batt}}$) est considérée comme le critère définissant la fonction objective. Comme montré sur la **Figure 3.3**, les valeurs (τ) indiquées dans l'espace d'action sont parcourues et à chaque fois la valeur ($I_{RMS_{Batt}}$) est calculée. On commence par la valeur initiale ($\tau = 0s$) et on continue de parcourir les valeurs jusqu'à la détection d'une augmentation au niveau de la valeur ($I_{RMS_{Batt}}$). A ce stade, la première phase de recherche est terminée et nous basculons alors vers la génération dynamique des valeurs (τ). Etant donné que le système possède un seul minimum, alors la zone de la valeur optimale est localisée grâce à cette première phase de recherche.

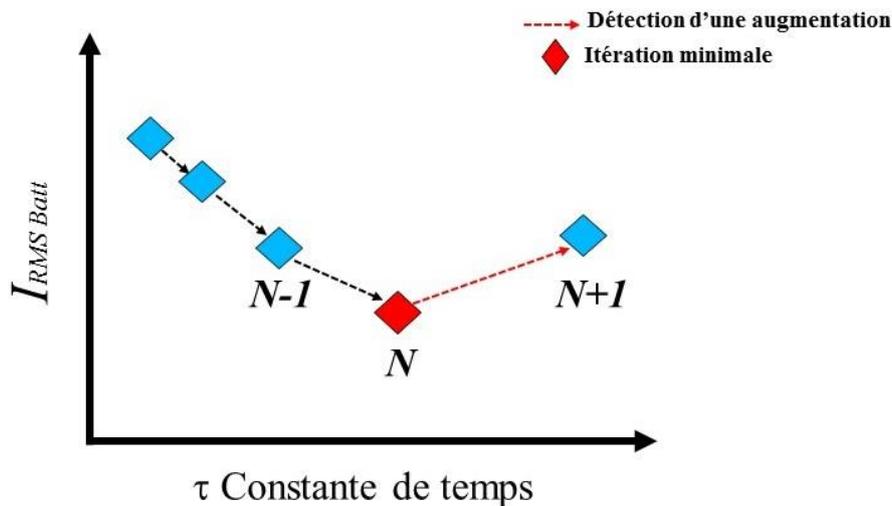


Figure 3.3 : Première phase du processus d'optimisation

La deuxième phase de recherche porte sur le principe de dichotomie. A ce stade, on ne connaît pas les futures valeurs (τ) à parcourir. Ces valeurs sont déterminées dynamiquement à travers le calcul par dichotomie. Comme il est indiqué sur la **Figure 3.3**, la valeur de (τ) qui offre le minimum ($I_{RMS_{Batt}}$) correspond à la valeur (N). L'idée est d'approfondir la recherche aux alentours de cette valeur (N) par dichotomie en utilisant les expressions (3.8) et (3.9) (cf. **Figure 3.4**), cette phase est également nommée « *phase d'exploitation* ». L'équation (3.8) concerne la recherche vers le point ($N-1$) qui nous permet d'obtenir le point (N_1). L'équation (3.9) cherche (N_2), le nouveau point vers le point ($N+1$). Sachant que les N se sont des valeurs de (τ)

$$N_1 = \frac{(N-1) + (N)}{2} \quad (3.8)$$

$$N_2 = \frac{(N) + (N+1)}{2} \quad (3.9)$$

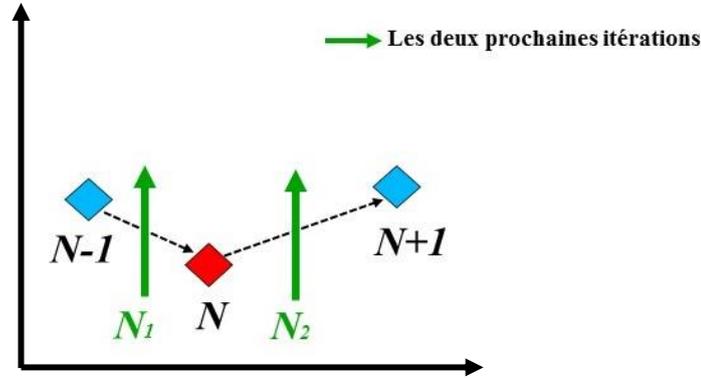


Figure 3.4 : Deuxième phase du processus d'optimisation

La recherche dynamique au voisinage du point (N) nous conduit alors à l'un des trois cas possibles décrits ci-dessous.

- Cas 1 : Ce cas est présenté sur la **Figure 3.5**. Les deux valeurs trouvées suite au calcul par dichotomie n'offrent pas une valeur ($IRMS_{Batt}$) meilleure que (N). Dans ce cas, la prochaine itération sera (N_1) puis si nécessaire (N_2).

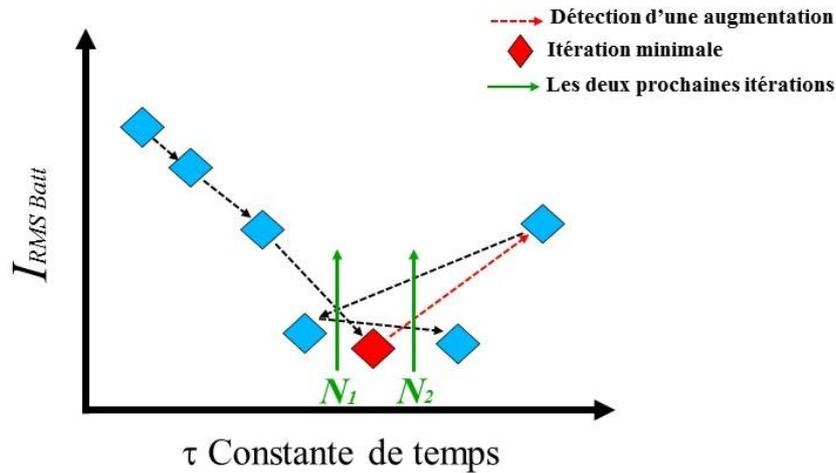


Figure 3.5 : Recherche par dichotomie, cas 1

- Cas 2 : Ce cas, est décrit sur la **Figure 3.6**. La valeur gauche trouvée suite au calcul par dichotomie offre une valeur ($IRMS_{Batt}$) meilleure que (N). Dans ce cas, ce n'est pas la peine de traiter le point à droite et les deux prochaines itérations seront (N_1) et (N_2).

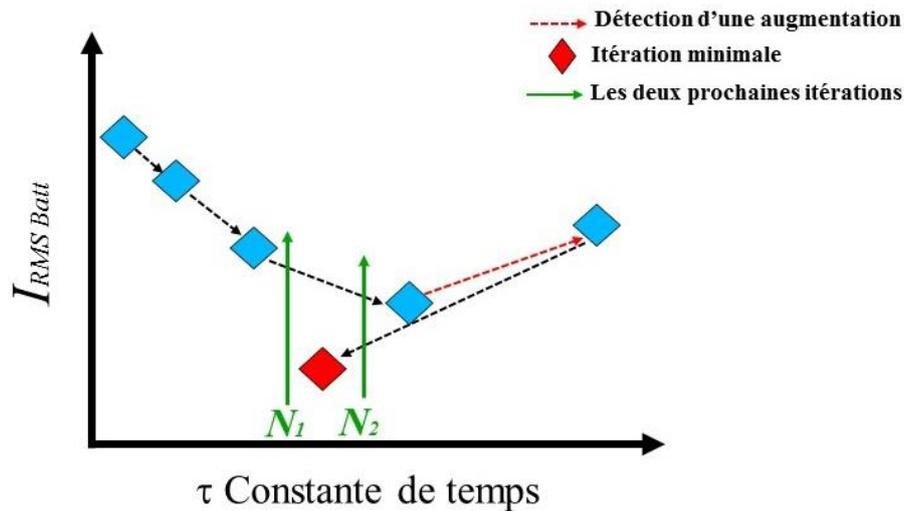


Figure 3.6 : Recherche par dichotomie, cas 2

- Cas 3 : Ce cas, est présenté sur la **Figure 3.7**. La valeur droite trouvée suite au calcul par dichotomie offre une valeur ($I_{RMS\ Batt}$) meilleure que (N). Dans ce cas, les prochaines itérations seront (N_1) et (N_2).

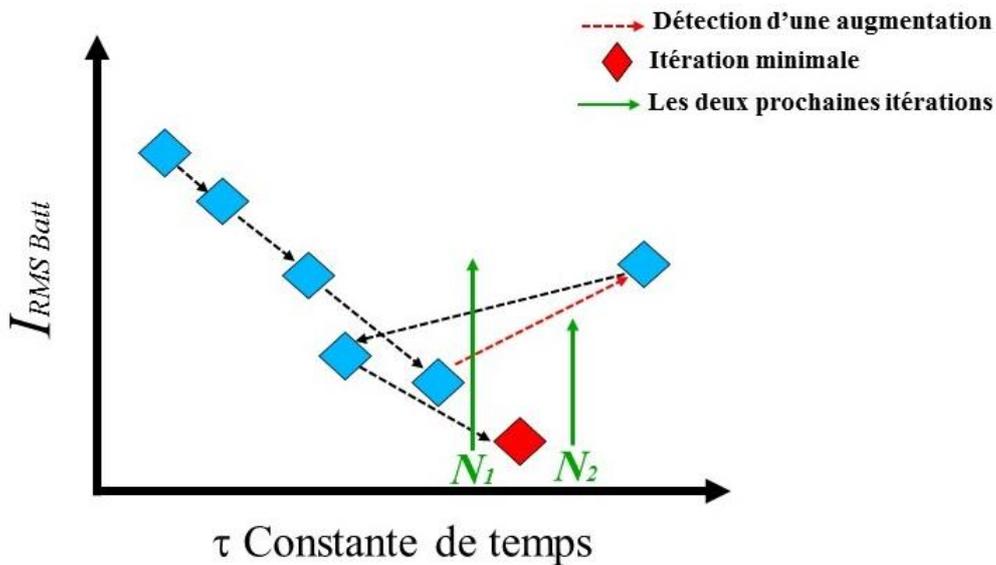


Figure 3.7 : Recherche par dichotomie, cas 3

3.3.2 Stratégie d'optimisation hors ligne (Stratégie II)

L'avantage du concept d'apprentissage automatique est qu'il peut être aussi utilisé pour une optimisation hors ligne. En connaissant le profil de conduite, le processus d'optimisation peut être fait hors ligne afin de déterminer la valeur optimale de (τ^*). Cette valeur optimale (τ^*) peut être alors injectée dans la stratégie de partage fréquentiel de puissance à l'avance. La stratégie hors ligne par apprentissage automatique est basée sur la même approche que la précédente « *Stratégie I* » sauf que les phases d'apprentissage sont réalisées à l'avance (hors ligne). Par conséquent, au lieu d'avoir une valeur dynamique τ , nous obtenons une valeur

constante avec une configuration optimale durant tout le parcours du véhicule. L'intérêt d'une telle stratégie hors ligne c'est qu'elle permet d'évaluer les autres stratégies « *temps réel* ». Puisque cette méthode de contrôle « *Stratégie II* » est appliquée hors ligne, elle permet d'obtenir la valeur optimale qui est considérée comme référence pour un parcours donné.

3.3.1 Stratégie d'optimisation améliorée (Stratégie III)

La « *Stratégie III* » est une version améliorée de la « *Stratégie I* » et permet d'étendre la méthode d'optimisation à des conditions de conduite plus critiques. L'idée est d'utiliser le concept des « *Stratégies* » *I* et *II* avec une intelligence supplémentaire. L'amélioration consiste à détecter le changement des conditions de conduite (rythme, conditions climatiques...) et à converger vers la nouvelle solution optimale. En effet, il est évident qu'un changement important au niveau des conditions de conduite engendre le changement de la valeur optimale (τ). Nous proposons donc d'utiliser un algorithme qui s'adapte automatiquement aux différents changements des phases routières.

L'idée est de construire une base de données grâce à des essais d'apprentissage correspondant à des phases routières variantes. Le suivi des variations du profil de conduite se fait en mesurant la valeur efficace du courant du bus continu ($IRMS_{Bus}$) (cf. **Figure 3.16**). Nous obtenons alors une base de données contenant plusieurs valeurs ($IRMS_{Bus}$) sachant qu'à chaque valeur correspond une constante de temps (τ) optimale. La classification des valeurs ($IRMS_{Bus}$) se fait grâce à l'hypothèse suivante :

- Si ($\Delta IRMS_{Bus} \leq 20\%$) : la variation est acceptable, les deux valeurs ($IRMS_{Bus}$) mesurées sont considérées appartenir à la même classe.
- Si ($\Delta IRMS_{Bus} > 20\%$) : compte tenu de cette forte variation, alors les deux valeurs ($IRMS_{Bus}$) sont considérées appartenir à des classes différentes.

Le **Tableau 3.1** illustre la structure de la base de données des variables classifiées.

Tableau 3.1 : Base de données des valeurs optimales de τ

Classe	Valeur du courant ($IRMS_{Bus}$)	Valeur optimale τ
Classe 1	$IRMS_{BUS1}$	τ^*_{1}
Classe 2	$IRMS_{BUS2} = IRMS_{BUS1} + 20\%$	τ^*_{2}
Classe 3	$IRMS_{BUS3} = IRMS_{BUS2} + 20\%$	τ^*_{3}
Classe

Concernant l'architecture de cette stratégie, nous avons ajouté le suivi du courant bus (I_{Bus}) par rapport aux autres stratégies déjà développées (« *Stratégie I* » et « *Stratégie II* »). Par conséquent, un autre retour d'état est intégré avec le retour existant (I_{Batt}) et l'équation d'état (3.4) est modifiée comme suit :

$$S_K = \{I_{Batt}, I_{Bus}\} \quad (3.10)$$

Lors du processus d'optimisation, la première variable d'état (I_{Batt}) est utilisée pour déterminer la valeur de la récompense R_K (3.3) comme dans le cas des autres stratégies. La deuxième composante d'état (I_{Bus}) sert au suivi du cycle de conduite afin de pointer sur la classe adéquate.

L'algorithme de cette « *Stratégie III* » est détaillé ci-dessous :

Algorithme 2 : Algorithme amélioré pour le contrôle de la constante de temps (τ).

Entrée : Courant du bus continu I_{Bus}

- 1: Répéter tout au long du trajet (à chaque intervalle i de temps de 80s)
 - 2: Acquisition du courant du bus continu (I_{Bus})
 - 3 : Mesure de la valeur efficace ($IRMS_{Bus}$)
 - 4: Si la variation ($\Delta IRMS_{Bus}$) est acceptable, alors
 - 5: Continuation du processus d'optimisation suivant l'*Algorithme 1*
 - 6: Si non (forte variation)
 - 7: Pointage sur la nouvelle valeur τ^*_i
 - 8: Lancement de l'*Algorithme 1*
 - 9: Fin Si.
 - 10: Fin
-

3.4 Evaluation des stratégies par simulation

La simulation présentée dans le chapitre précédent sous l'environnement *MATLAB / SIMULINK* contient la source hybride associée avec la commande locale. Dans cette partie, nous intégrons à la version existante la couche d'optimisation afin d'évaluer le gain des stratégies développées (« *Stratégie I* », « *Stratégie II* » et « *Stratégie III* »). Pour ce faire, une seule configuration de la source hybride a été retenue et développée sous l'environnement *SIMULINK* comme bloc de fichier exécutant. Les algorithmes discutés dans la partie précédente sont implémentés en tant que couche d'optimisation au niveau d'un « *Script Matlab* » (cf. **Annexe F**). Le « *Script Matlab* » communique avec le bloc *SIMULINK* suivant l'architecture informatique implémentée et qui est définie sur la **Figure 3.8**.

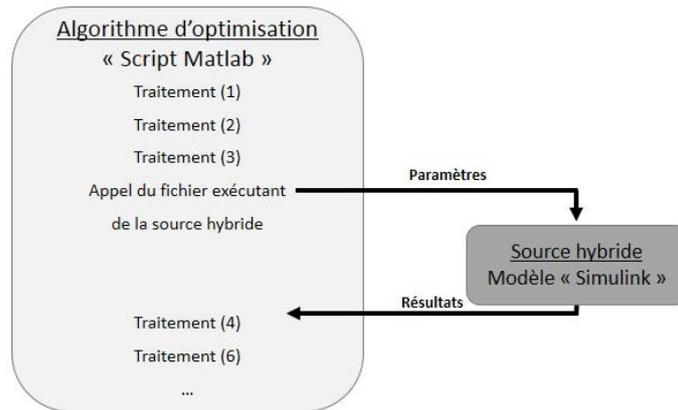


Figure 3.8 : Architecture de la plateforme de simulation sous MATLAB/SIMULINK

Ces algorithmes se basant sur l'approche d'apprentissage automatique génèrent dynamiquement les valeurs de la constante de temps (τ). Ces valeurs (τ) sont prises en compte par la commande locale pour affecter la distribution fréquentielle de puissance entre batterie et supercondensateurs.

L'évaluation du gain apporté par chacune de ces stratégies est faite grâce au suivi du courant appliqué à la batterie.

3.4.1 Analyse des résultats de la stratégie I

Nous rappelons que le principe d'apprentissage automatique en temps réel est utilisé dans cette stratégie de contrôle « *Stratégie I* ». Le modèle est testé avec un profil de conduite qui représente une portion du nouveau cycle européen de conduite NEDC (New European Driving Cycle) d'une durée de 800s. Ce choix de profil permet de tester les performances de nos stratégies avec des conditions de conduite normalisées. L'évolution du profil de courant est indiquée sur la **Figure 3.9**.

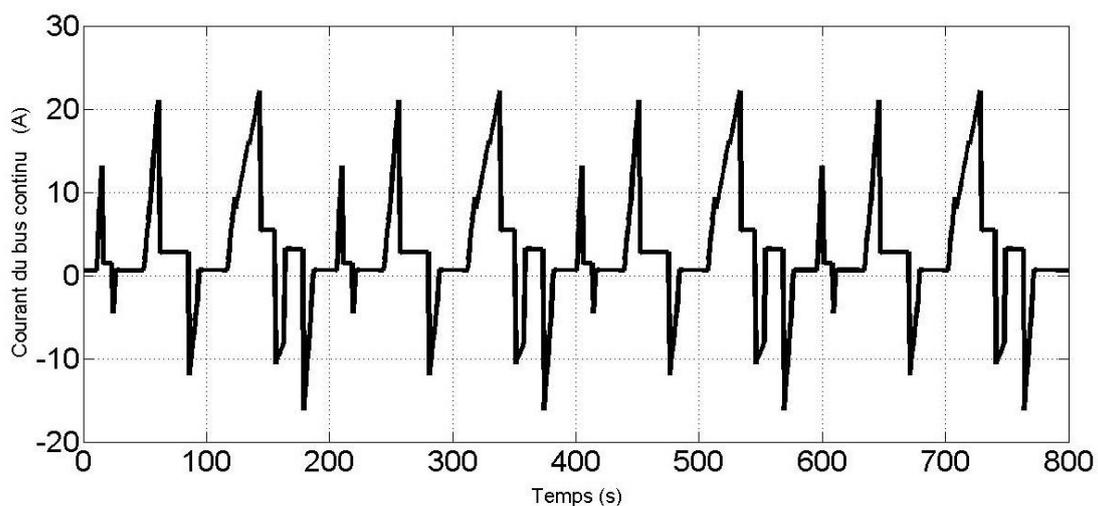


Figure 3.9 : Profil du courant appliqué

La méthode d'optimisation de la « *Stratégie I* » est activée au niveau de la commande globale tant que le système fonctionne. Comme déjà expliqué auparavant, l'action appropriée

(τ) est considérée d'une façon dynamique. Nous présentons sur la **Figure 3.10** l'évolution des valeurs de la constante de temps (τ) du filtre en fonction des mesures du courant efficace de la batterie $IRMS_{Batt}$ au cours du processus d'optimisation. Durant le fonctionnement de la source hybride, la couche d'optimisation effectue sa recherche afin de trouver la valeur optimale (τ) offrant un courant dans la batterie minimum. Les valeurs d'action ($\tau_1, \tau_2, \tau_3, \tau_4$) correspondent à la première phase de recherche (cf. **Figure 3.10**). Ces valeurs sont définies au préalable dans l'algorithme par l'espace d'action initial. D'après le principe de la « *Stratégie I* », le passage à la deuxième phase de recherche signifie que la zone de la valeur optimale est localisée. Selon l'approche implémentée, la deuxième phase de recherche se caractérise par les valeurs ($\tau_5, \tau_6, \tau_7, \tau_8, \tau_9, \tau_{10}$). Ces valeurs sont générées dynamiquement en fonction des résultats de la recherche par dichotomie (cf. **Figure 3.10**).

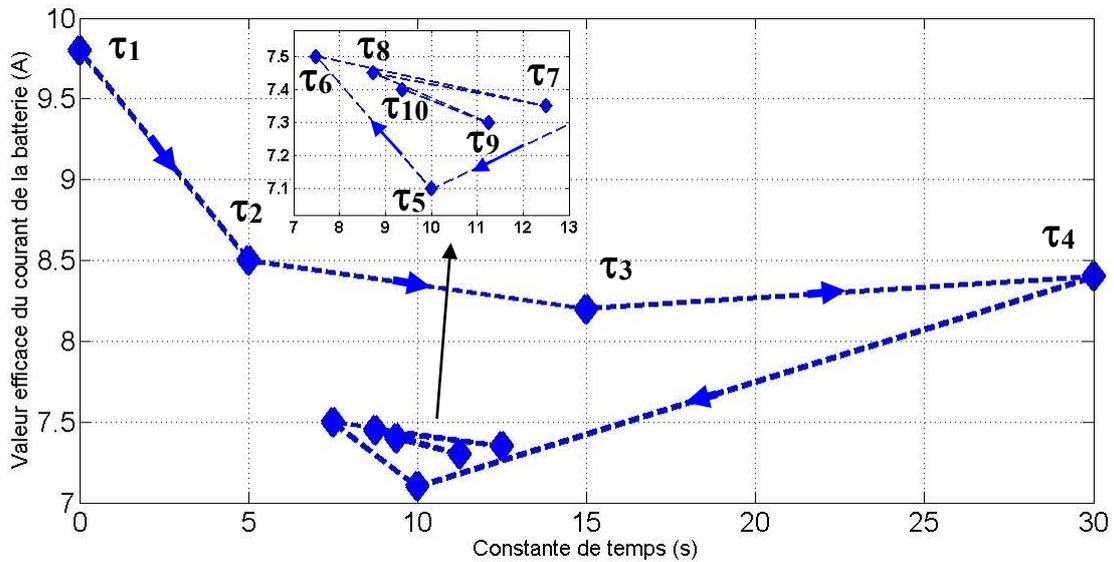


Figure 3.10 : Evolution de la valeur τ lors du processus d'optimisation (Stratégie I)

Les résultats de la recherche par dichotomie est résumé par le **Tableau 3.2**.

Tableau 3.2 : Valeurs de τ générées par l'algorithme d'optimisation (Stratégie I)

Temps	Valeur efficace du courant de la batterie $IRMS_{Batt}$	Constante de temps τ
[0 s-80 s]	9.8 A	0 s
[81 s-160 s]	8.5 A	5 s
[161 s- 240s]	8.2 A	15 s
[241 s- 320s]	8.4 A	30 s
[321 s- 400 s]	7.1 A	10 s
[401 s-480 s]	7.5 A	7.5 s
[481 s- 560s]	7.35 A	12.5 s
[561 s- 640s]	7.45 A	8.75 s
[641 s- 720s]	7.3 A	11.25 s
[721 s- 800s]	7.4 A	9.37 s

Pour le même processus d'optimisation (« *Stratégie I* »), nous présentons sur la **Figure 3.11** l'évolution du courant efficace de la batterie en fonction du temps durant tout le trajet. On observe que le courant efficace de la batterie $IRMS_{Batt}$ commence à converger après 400 s.

Grâce à la méthode d'optimisation, le courant de la batterie diminue pour converger après certains cycles d'apprentissage en ligne vers sa valeur minimale. On remarque (cf. **Figure 3.11**) qu'à l'instant $t = 400s$ l'algorithme a pointé sur la valeur minimale ($IRMS_{Batt} = 7.1A$). Ce point représente le minimum absolu sur une durée de 800s mais ce n'est pas automatiquement le cas lors du fonctionnement du système. C'est pour cette raison que l'algorithme continue à rechercher un minimum aux alentours de la valeur ($\tau_5=10s$) dans l'objectif de trouver une meilleure valeur (autre minimum de courant). A défaut, τ_5 sera le minimum absolu (cf. **Figure 3.10**).

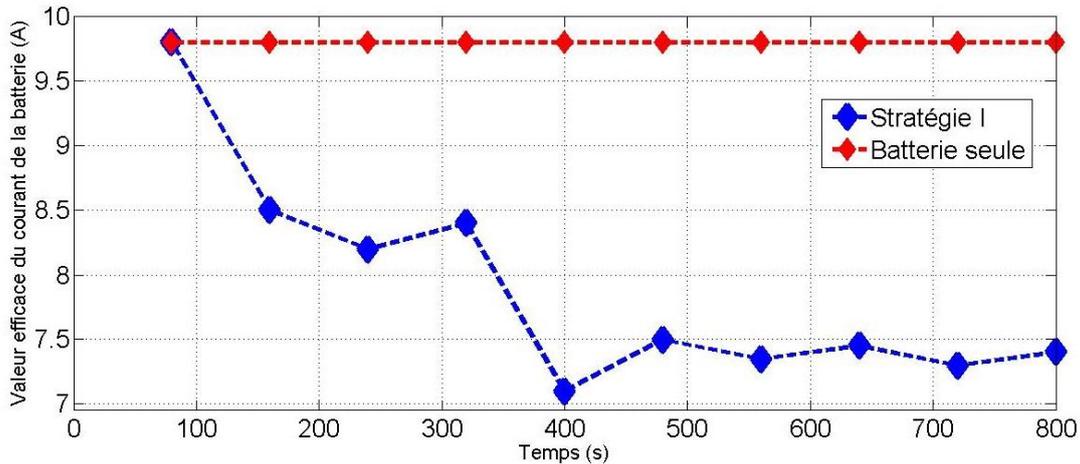


Figure 3.11 : Impact de la stratégie I sur l'évolution de la valeur $IRMS_{Batt}$

3.4.2 Analyse des résultats de la stratégie II

L'objectif de cette stratégie hors ligne est de mieux évaluer le résultat de la « *Stratégie I* ». Cette « *Stratégie II* » permet d'avoir une référence d'optimalité. L'idée est d'utiliser la technique d'apprentissage automatique sous une autre forme. Dans ce cas, les cycles d'apprentissage se font hors ligne avec connaissance au préalable du profil de conduite. L'évaluation de la meilleure décision (τ) se fait alors à la fin des essais d'apprentissage hors ligne. Une fois la valeur optimale (τ) déterminée, nous exploitons la source hybride avec sa configuration optimale. La valeur ($\tau = 10 s$) est le résultat obtenu pour la recherche hors ligne de cette « *Stratégie II* ».

La valeur (τ) est constante durant le test puisqu'elle est calculée à l'avance. La **Figure 3.12** représente l'évolution du courant efficace de la batterie ($IRMS_{Batt}$) en fonction du temps. Le gain en termes de sollicitation de courant par rapport à une configuration avec batterie seul sans supercondensateurs est clair.

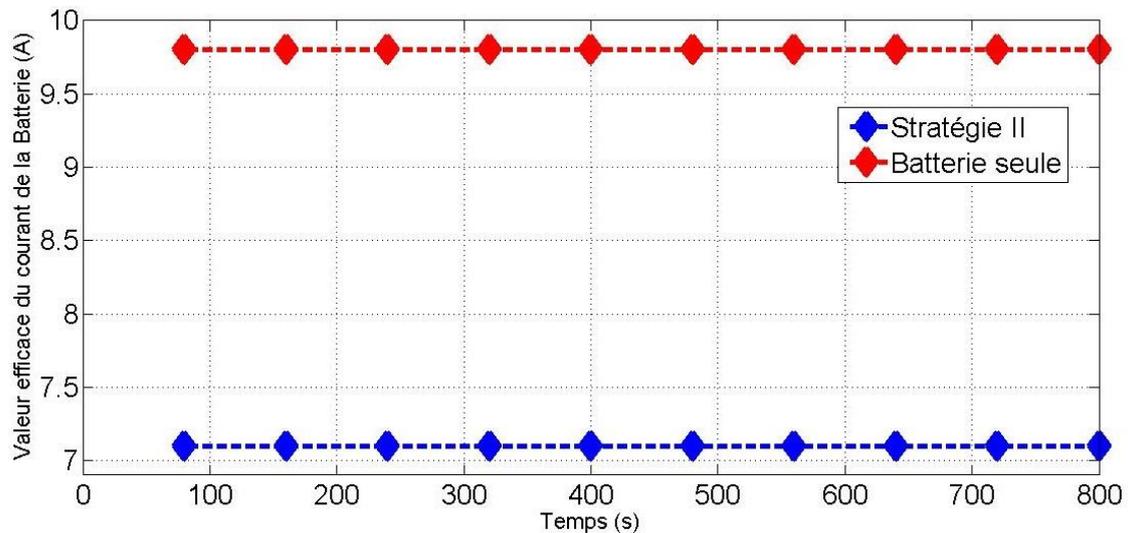


Figure 3.12 : Impact de la stratégie II sur l'évolution de la valeur $IRMS_{Batt}$

3.4.3 Analyse des résultats de la stratégie III

Nous rappelons que l'intérêt de la « *Stratégie III* » est l'autoadaptation de la commande face aux changements brusques des conditions de conduite.

Le profil de conduite testé se caractérise par deux étapes de conduite différentes (étape 1 et étape 2) (cf. **Figure 3.13**).

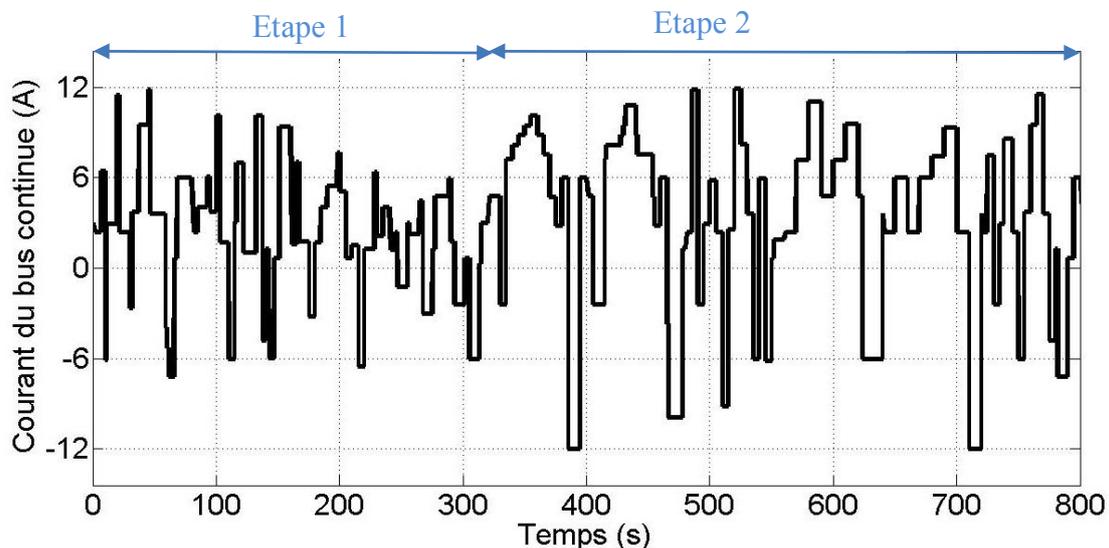


Figure 3.13 : Profil du courant appliqué (Stratégie III)

La **Figure 3.15** représente l'évolution du courant efficace de la batterie $IRMS_{Batt}$ lors du processus d'optimisation en temps réel en utilisant le profil de conduite de la **Figure 3.13**. Les résultats des simulations montrés sur la **Figure 3.14** prouvent que l'algorithme d'optimisation est capable de détecter, en temps réel, les variations des conditions de conduite pour converger vers la valeur minimale du courant efficace de la batterie.

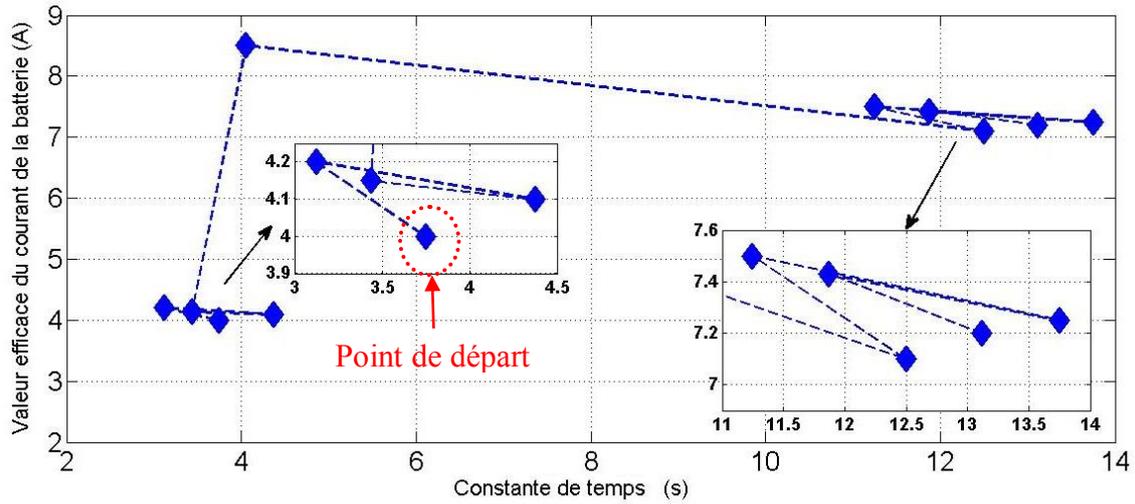


Figure 3.14 : Evolution de la valeur τ lors du processus d'optimisation (Stratégie III)

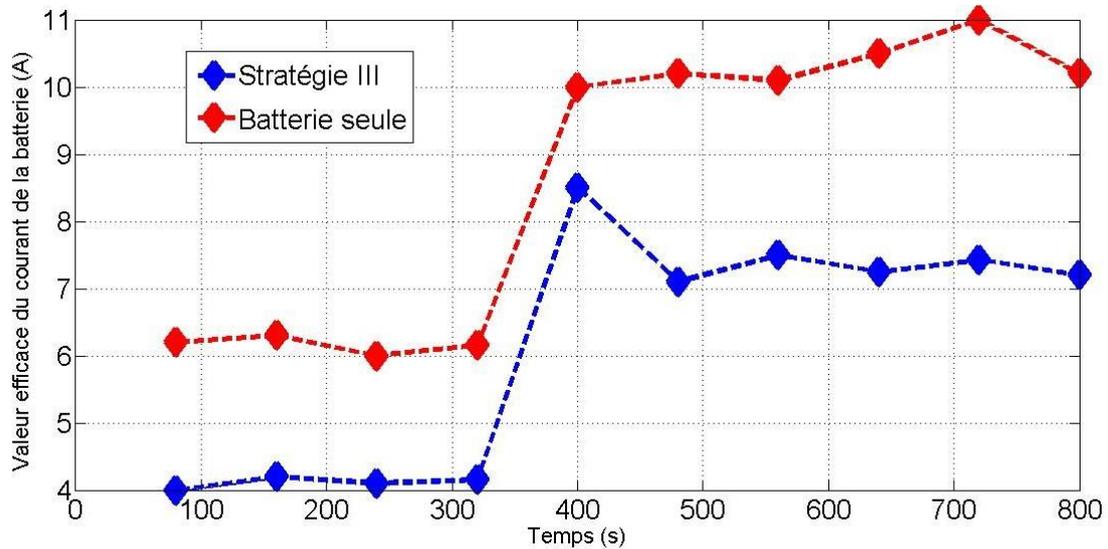


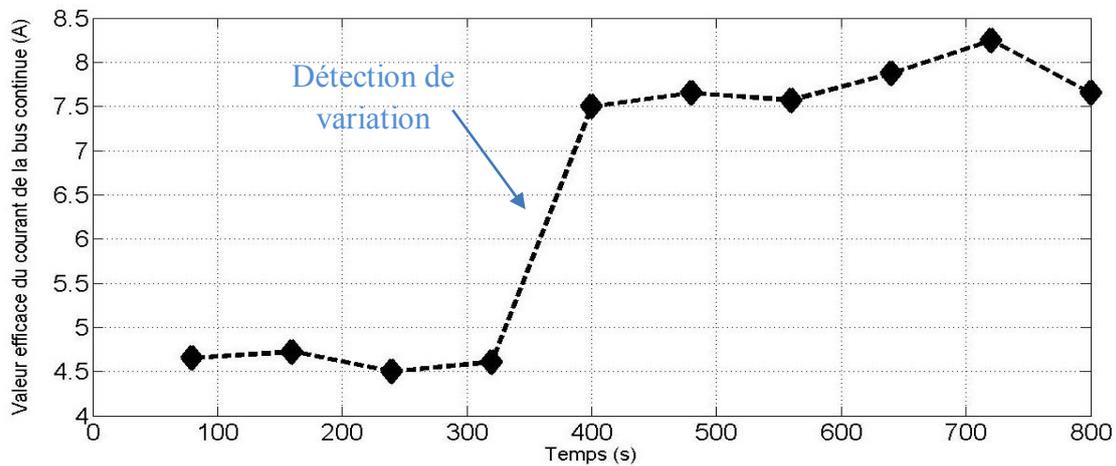
Figure 3.15 : Impact de la stratégie III sur l'évolution de la valeur $IRMS_{Batt}$

Le choix de la meilleure valeur (τ) de départ suite à une variation dans le profil se fait en exploitant la base de données construite auparavant lors des essais d'apprentissage hors ligne. Ensuite nous continuons la génération dynamique des valeurs (τ) par dichotomie comme indiqué dans le **Tableau 3.3**.

Tableau 3.3 : Valeurs de τ générées par l'algorithme d'optimisation (Stratégie III)

Temps	Valeur efficace du courant de la batterie $IRMS_{Batt}$	Constante de temps τ
[0 s-80 s]	4 A	3.75 s
[81 s-160 s]	4.2 A	3.125 s
[161 s- 240s]	4.1 A	4.375 s
[241 s- 320s]	4.15 A	3.43 s
[321 s- 400 s]	8.5 A	4.06 s
[401 s-480 s]	7.1 A	12.5 s
[481 s- 560s]	7.5 A	11.25 s
[561 s- 640s]	7.25 A	13.75 s
[641 s- 720s]	7.43 A	11.875 s
[721 s- 800s]	7.2 A	13.12 s

La détection est assurée grâce à la nouvelle variable de suivi ($IBUS_{RMS}$) comme indiqué sur la Figure 3.16.


 Figure 3.16 : Impact de la stratégie III sur l'évolution de la valeur $IRMS_{Bus}$

3.4.4 Comparaison des performances des stratégies

Dans cette partie, nous évaluons les stratégies de gestion proposées en termes de sollicitation en courant et d'échauffement de la batterie. La comparaison concerne les quatre cas possibles de la source hybride étudiée :

- Batterie seule.
- Batterie et supercondensateurs avec la *stratégie I*.
- Batterie et supercondensateurs avec la *stratégie II*.
- Batterie et supercondensateurs avec la *stratégie III*.

La configuration « *batterie seule* » est utilisée pour prouver l'intérêt de l'hybridation des sources et mettre en relief le problème d'utilisation de la batterie seule. La « *Stratégie I* » confirme les avantages apportés par le concept d'apprentissage automatique en temps réel (avec non connaissance du profil de conduite). La *stratégie II* sert comme référence

d'optimalité. La « *Stratégie III* » valorise l'apprentissage automatique en montrant une amélioration des performances.

Tous les modèles sont testés avec un profil aléatoire de courant. Le choix de ce profil est fait pour tester les performances avec des conditions de conduite proches du réel (non normalisé). L'évaluation des différentes stratégies se base sur le suivi du courant et de la température de la batterie grâce à son modèle électrothermique validé dans le chapitre 2.

La **Figure 3.17** représente, en fonction du temps, l'évolution du courant du bus continu du profil testé. La comparaison de l'évolution du courant efficace de la batterie ($IRMS_{Batt}$) entre les différentes stratégies est indiquée sur la **Figure 3.18**. Les valeurs de constante de temps (τ) générées pour chaque stratégie sont données dans le **Tableau 3.4** et présentées sur la **Figure 3.19**. La température d'une borne de la batterie pour chaque stratégie est relevée sur la **Figure 3.20**.

Nous remarquons que pour la configuration « *batterie seule* », la batterie est la plus sollicitée en courant et en température, l'échauffement de la batterie est donc important dans cette configuration ce qui confirme l'intérêt de l'hybridation des sources.

Comme attendu, toutes les autres stratégies intégrant les supercondensateurs sont capables de réduire les sollicitations de courant de la batterie mais de manières différentes. Pour la « *Stratégie I* », la valeur efficace du courant de la batterie ($IRMS_{Batt}$) converge après un certain temps vers la valeur minimale mais elle réagit mal si les conditions de conduite changent (cf. **Figure 3.18**). La « *Stratégie II* » est plus performante que la « *Stratégie I* » grâce à la connaissance du profil de conduite au préalable. Cependant elle est peu flexible car nécessite une connaissance a priori du trajet. Nous observons que la « *Stratégie III* » est la plus intéressante puisqu'elle s'adapte rapidement aux variations des conditions de conduite grâce à son exploitation de l'historique des données. Cette stratégie est la plus flexible.

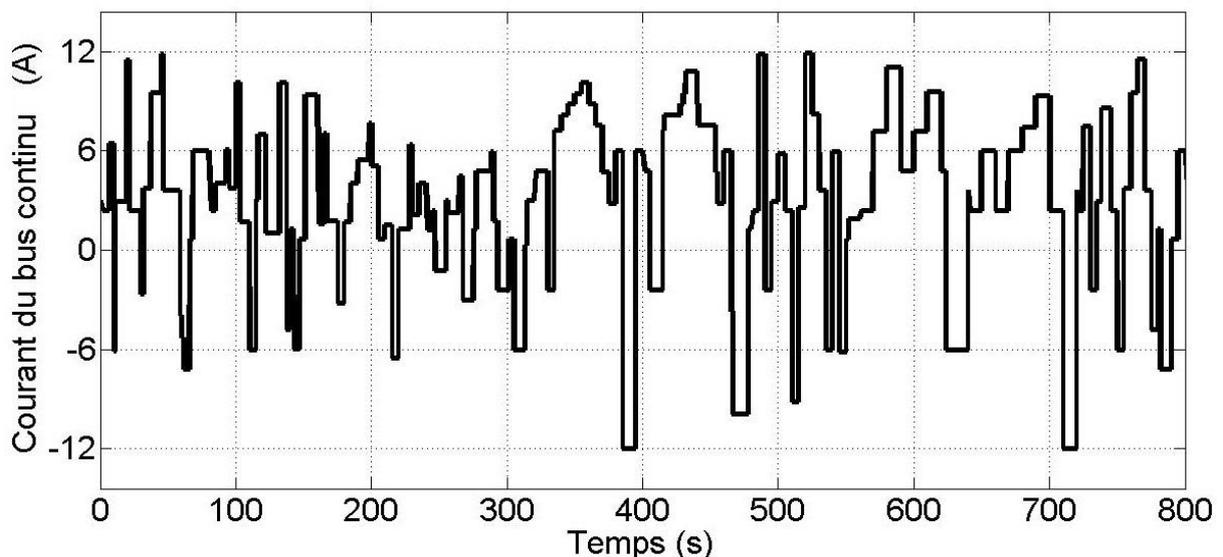


Figure 3.17 : Profil du courant appliqué pour l'évaluation des stratégies

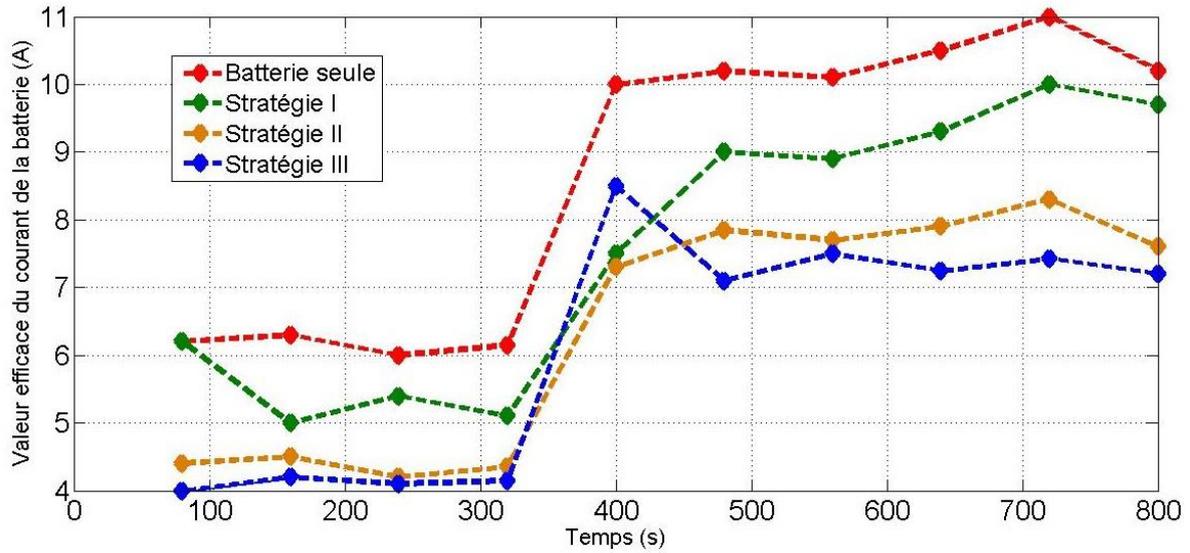


Figure 3.18 : Comparaison de l'évolution de la valeur $IRMS_{Batt}$ pour différentes stratégies

Tableau 3.4 : Valeurs de τ générées pour les différentes stratégies

Temps	τ (s) (Batterie seule)	τ (s) (Stratégie I)	τ (s) (Stratégie II)	τ (s) (Stratégie III)
[0 s-80 s]	0 s	0 s	8.75 s	3.75 s
[81 s-160 s]	0 s	5 s	8.75 s	3.125 s
[161 s- 240s]	0 s	15 s	8.75 s	4.375 s
[241 s- 320s]	0 s	2.5 s	8.75 s	3.43 s
[321 s- 400 s]	0 s	10 s	8.75 s	4.06 s
[401 s-480 s]	0 s	3.7 s	8.75 s	12.5 s
[481 s- 560s]	0 s	3.125 s	8.75 s	11.25 s
[561 s- 640s]	0 s	4.375 s	8.75 s	13.75 s
[641 s- 720s]	0 s	3.43 s	8.75 s	11.875 s
[721 s- 800s]	0 s	4.06 s	8.75 s	13.12 s

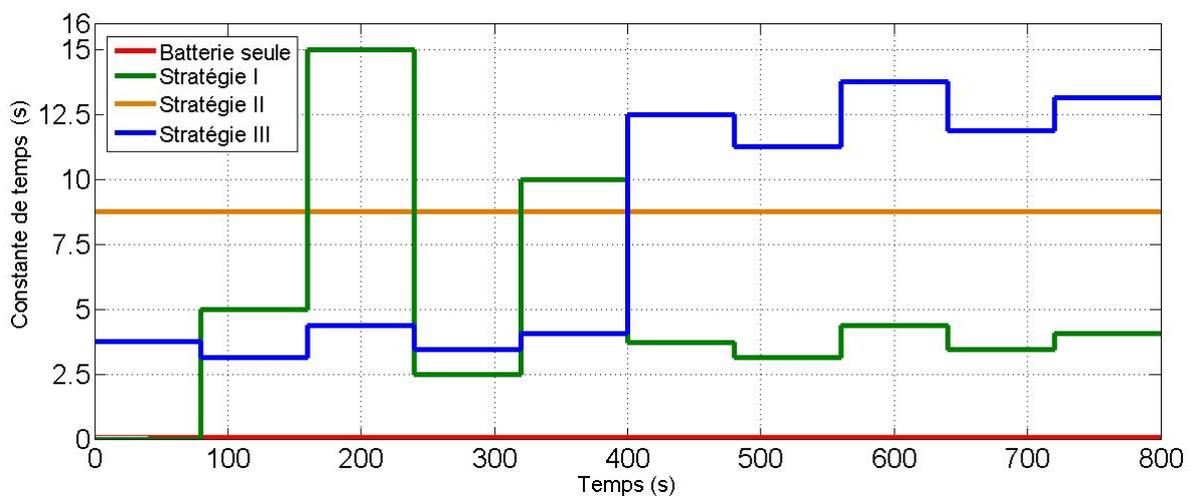


Figure 3.19 : Comparaison de l'évolution de la valeur τ pour différentes stratégies

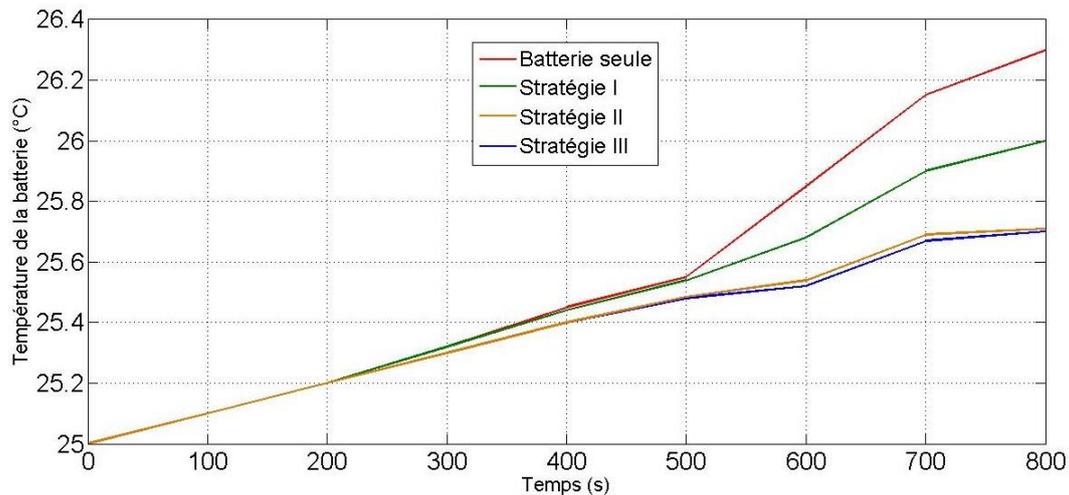


Figure 3.20 : Comparaison de l'évolution de la valeur de température d'une borne de la batterie pour différentes stratégies

Notons que l'écart en température sera plus important pour des exploitations longues de la batterie à cause de la constante thermique importante de la batterie (cf. chapitre 2). En tant que facteur majeur du vieillissement, l'évolution de la température sera très influente sur la durée de vie de la batterie.

3.5 Conclusion

Ce chapitre propose une stratégie d'optimisation en temps réel de fonctionnement de sources hybrides de véhicules électriques basée sur l'apprentissage automatique. A partir de ce concept, diverses stratégies sont proposées. L'approche permet simultanément de contrôler et d'apprendre la distribution de courant optimal de la batterie en vue de réduire, en temps réel, sa température. L'objectif principal de la couche d'optimisation mise en œuvre est de réduire le courant efficace de la batterie (fonction coût) sur la base du cycle d'apprentissage temps réel sans connaissance au préalable du profil de conduite. La méthode d'optimisation hors ligne sert de référence pour évaluer les autres approches développées en temps réel. Les résultats de simulation confirment les performances des stratégies mises en œuvre pour réduire les contraintes de courant et par conséquent la température de la batterie. Une étude comparative permet de quantifier l'apport de chaque stratégie proposée en se référant à la stratégie hors ligne. Le chapitre 4 propose une étude expérimentale permettant de concrétiser les résultats de simulation obtenus.

Chapitre 4 : Validation expérimentale des stratégies d'optimisation

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons les différents tests de validation afin de confirmer les démarches théoriques développées dans les chapitres précédents de cette thèse. Un banc expérimental associant une batterie lithium-ion et des supercondensateurs comme sources d'énergie est mis en œuvre. Ces sources d'énergie alimentent en courant un banc de cyclage sophistiqué qui émule la charge d'un véhicule électrique. Les résultats expérimentaux obtenus sont présentés en deux parties. Une première partie démontre l'apport de la commande locale (partage fréquentiel d'énergie) sur le lissage du courant côté batterie. La deuxième partie confirme les résultats de simulation de l'optimisation à base d'apprentissage automatique.

Ensuite, nous proposons quelques perspectives méthodologiques et applicatives. Les perspectives méthodologiques concernent des améliorations possibles comme l'intégration des lois de vieillissement dans les critères de performances. Enfin, nous donnons les perspectives applicatives qui proposent d'autres axes d'application de l'algorithme de gestion d'énergie comme, par exemple, les réseaux intelligents d'énergie « *smart grid* ».

4.2 Intérêt de l'étude expérimentale

L'objectif de cette partie est de valider les choix théoriques visant la minimisation du courant efficace et de la température de la batterie pour une plus grande durée de vie de cette dernière.

4.2.1 Positionnement par rapport aux résultats de simulation

La plateforme de simulation développée sous l'environnement *MATLAB/SIMULINK* contient les différentes couches physiques nécessaires à la mise en œuvre d'une source hybride. Une couche d'électronique de puissance a été associée aux modèles des éléments de stockage. L'architecture d'asservissement adéquate a été intégrée pour aboutir au partage fréquentiel de puissance entre batterie et supercondensateurs (cf. Chapitre 2). Afin d'autoadapter cette commande locale aux différentes conditions de conduite, nous avons intégré une intelligence supplémentaire par implémentation d'une couche d'optimisation en temps réel qui représente la commande globale de notre source hybride (cf. Chapitre 3). En vue de concrétiser ces choix de conception, un banc expérimental est nécessaire pour la validation des architectures et des algorithmes développés.

4.2.2 Objectifs d'expérimentation

Les tests expérimentaux vont permettre d'évaluer le degré de réduction des sollicitations en courant de la batterie et de sa température lors de son fonctionnement avec des supercondensateurs. Dans un premier temps, nous nous focalisons sur la validation expérimentale de la commande locale. Dans un second temps, nous présentons l'analyse expérimentale de notre source hybride avec la commande globale en comparant le fonctionnement avec l'utilisation d'une « *batterie seule* ».

La configuration « *batterie seule* » est donc notre référence. L'objectif de cette étude est d'analyser et de comparer les performances de différentes variantes de l'hybridation dans des conditions réelles. Pour cela, nous avons conservé les mêmes architectures et les mêmes lois de commande que celles implémentées lors des simulations (cf. Chapitre 3).

4.3 Mise en œuvre de la maquette expérimentale d'un système multi-sources

Notre maquette expérimentale est constituée de deux convertisseurs statiques d'énergie bidirectionnels associés chacun à une source de tension. La batterie et le pack de supercondensateurs sont les deux sources d'énergie utilisées. Un banc de cyclage (source de courant programmable) est branché au niveau du bus de tension continue afin de simuler le profil de charge/décharge d'un véhicule électrique. Le système de contrôle (commande locale + commande globale) est assuré par un contrôleur. La **Figure 4.1** représente le synoptique du banc expérimental qui est composé de :

- ✓ un module de batterie lithium-ion (12.8V, 30 Ah) ,
- ✓ un pack de supercondensateurs (2.7V, 310F) ,
- ✓ deux convertisseurs DC/DC bidirectionnels ,
- ✓ un contrôleur(PXI 8840) ,
- ✓ un banc de cyclage (source de courant programmable).

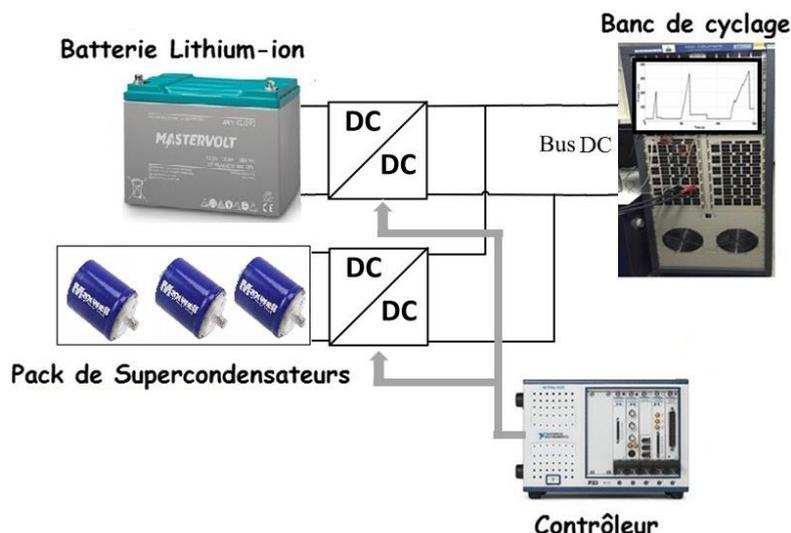


Figure 4.1 : Synoptique du banc expérimental

La **Figure 4.2** montre une image réelle de la maquette avec tous ses appareillages. Nous utilisons deux ordinateurs, l'un pour la supervision via l'interface « *Labview* », l'autre pour le pilotage du banc de cyclage. Nous donnerons par la suite plus de détails sur chaque élément du banc expérimental.

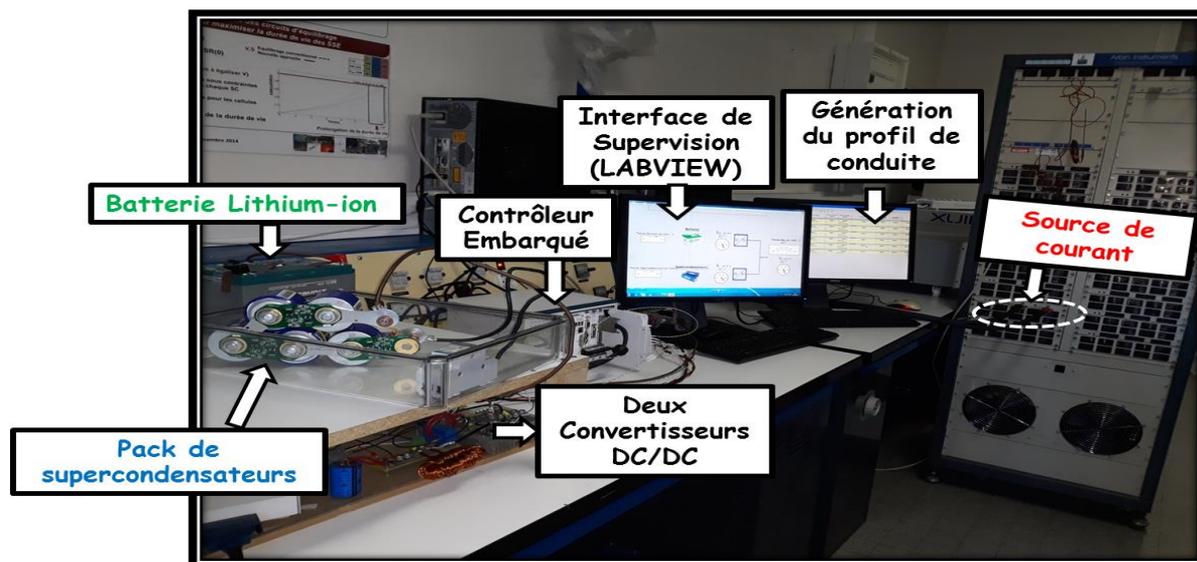


Figure 4.2 : Maquette expérimentale de la source hybride

4.3.1 Eléments de stockage

A. Batterie et supercondensateurs

La batterie et les supercondensateurs utilisés dans cette expérimentation sont représentés sur la **Figure 4.3**. La batterie lithium-ion est de chimie lithium fer phosphate (12.8V, 30Ah). Les supercondensateurs sont du fabricant *MAXWELL* (2.7V, 310F). Les paramètres caractéristiques de ces éléments de stockage ont déjà été mentionnés précédemment dans le chapitre 2 (cf. **Annexe B** et **Annexe C**).

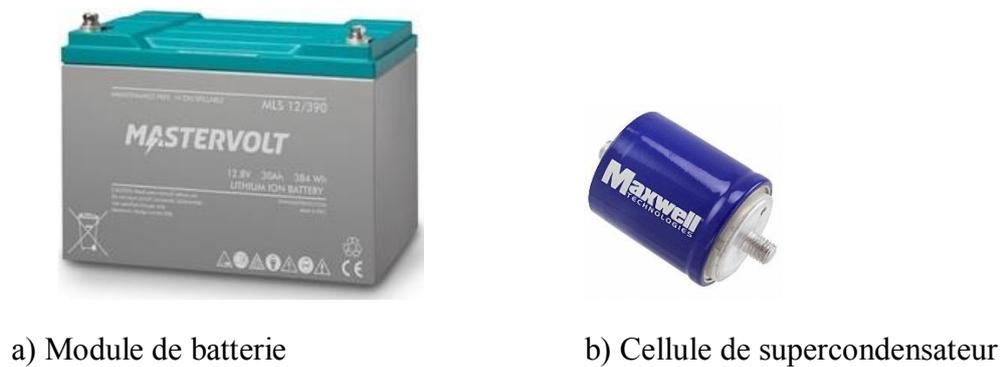


Figure 4.3 : Les sources d'énergie utilisées

B. Sécurité des éléments de stockage

Le contrôle des limitations de tension et de courant est très important lors de l'expérimentation des sources d'énergie électrochimiques. Pour cette raison, la surveillance des niveaux de tension et de courant est primordiale pour agir en cas de nécessité. La batterie utilisée est déjà équipée d'un système de contrôle interne appelé « *BMS* » (cf. **Annexe B**). Ce système protège la batterie contre la surcharge, la surdécharge et l'échauffement. Pour les supercondensateurs, nous avons intégré des circuits d'équilibrage afin de surveiller et équilibrer le niveau de tension de chaque cellule associée pour constituer le pack de supercondensateurs. La **Figure 4.4** montre un exemple de circuit d'équilibrage entre deux cellules de supercondensateur.



Circuit d'équilibrage pour les supercondensateurs

Figure 4.4 : Intégration du circuit d'équilibrage entre deux cellules de supercondensateurs

Un deuxième degré de sécurisation a été intégré au niveau de la gestion d'énergie à travers des règles de restriction. Ces règles limitent l'utilisation des sources d'énergie aux plages de tension et de courant recommandées par le constructeur.

4.3.2 Emulateur du véhicule électrique (par le banc de cyclage)

Le banc de cyclage utilisé dans notre expérimentation permet d'émuler le fonctionnement d'un véhicule électrique. Nous l'avons donc programmé en tant que source de courant. Il permet d'effectuer des tests de charge et de décharge et d'enregistrer, en temps réel, toutes les variations de courant, de tension et de température. Il est équipé également d'un compteur d'énergie. Les essais de charge/décharge peuvent s'effectuer pour diverses conditions de

fonctionnement (courant fixe, tension fixe). Il dispose aussi d'un système de sécurité interne qui peut empêcher son fonctionnement en dehors des plages nominales prédéfinies (courant, tension, température).

Le banc de cyclage utilisé du constructeur *Arbin* (BT2000, 30V, +/-500A, 1Ch) est présenté en **Annexe G**. Il comporte les entrées/sorties suivantes :

- ✓ une voie de puissance branchée au niveau du bus continu de notre source hybride,
- ✓ une entrée de mesure de tension (tension maximale 30V),
- ✓ huit entrées de mesure de température (thermocouples),
- ✓ un port de communication série assurant l'interface avec un ordinateur.

4.3.3 Gestion d'énergie via le contrôleur

La commande de la source hybride est assurée par le contrôleur *PXI-8108* de chez *National Instruments* (cf. **Annexe H**). Ce contrôleur est muni d'interfaces matérielles nécessaires à l'acquisition des données et permet d'exécuter les algorithmes de commande. Dans les chapitres 2 et 3, nous avons abordé en détails l'interaction entre la couche de gestion d'énergie et la source hybride. Afin de gérer l'énergie de la source hybride, notre contrôleur est capable d'exécuter les tâches suivantes :

- ✓ acquisition des tensions (batterie, supercondensateurs, bus continu).
- ✓ acquisition des courants (batterie, supercondensateurs, bus continu).
- ✓ acquisition de la température de la batterie.
- ✓ génération des signaux de commande des convertisseurs DC/DC (cf. Chapitre 2).
- ✓ exécution des boucles d'asservissement de courants et de tensions (cf. Chapitre 2).
- ✓ exécution du filtrage numérique pour le partage fréquentiel de puissance (cf. Chapitre 2).
- ✓ exécution des règles de limitation pour la gestion de l'énergie (cf. Chapitre 2).
- ✓ exécution de l'algorithme d'optimisation en temps réel (cf. Chapitre 3).

Comme il a été déjà expliqué dans les chapitres 2 et 3, l'architecture de la commande pour la gestion d'énergie contient plusieurs couches. Donc, lors de l'implémentation expérimentale, nous avons développé un algorithme embarqué réparti sur deux couches (commande locale et commande globale). L'implémentation de la commande locale concerne les contrôleurs PI numériques, les règles de limitation et le filtrage numérique. La dynamique de contrôle de ce niveau de commande est de l'ordre de quelques millisecondes. Par contre, la commande globale assurant l'optimisation par apprentissage automatique est exécutée à des temps d'échantillonnage plus grands, à savoir toutes les 80 secondes. A chaque exécution de la commande globale, le contrôleur sauvegarde l'évolution du courant efficace de la batterie pour l'intégrer dans la prochaine exécution de l'algorithme d'optimisation. Le contrôleur s'occupe aussi de la génération de la constante de temps τ (variable de commande) en vue de minimiser le courant de la batterie.

La programmation des différentes tâches de contrôle a été réalisée sous l'environnement « *Labview* ». La particularité de ce dernier est qu'il offre la possibilité de développer une interface de supervision qui communique en temps réel avec le contrôleur. L'interface de

supervision développée peut permettre à l'utilisateur de suivre les informations sur l'évolution des paramètres de la source hybride (courants, tensions, température de la batterie). Elle permet aussi d'agir en temps réel pour modifier les paramètres du système (correcteur PI, constante de temps τ du filtre). La **Figure 4.5** représente l'interface de supervision développée de la couche de commande locale.

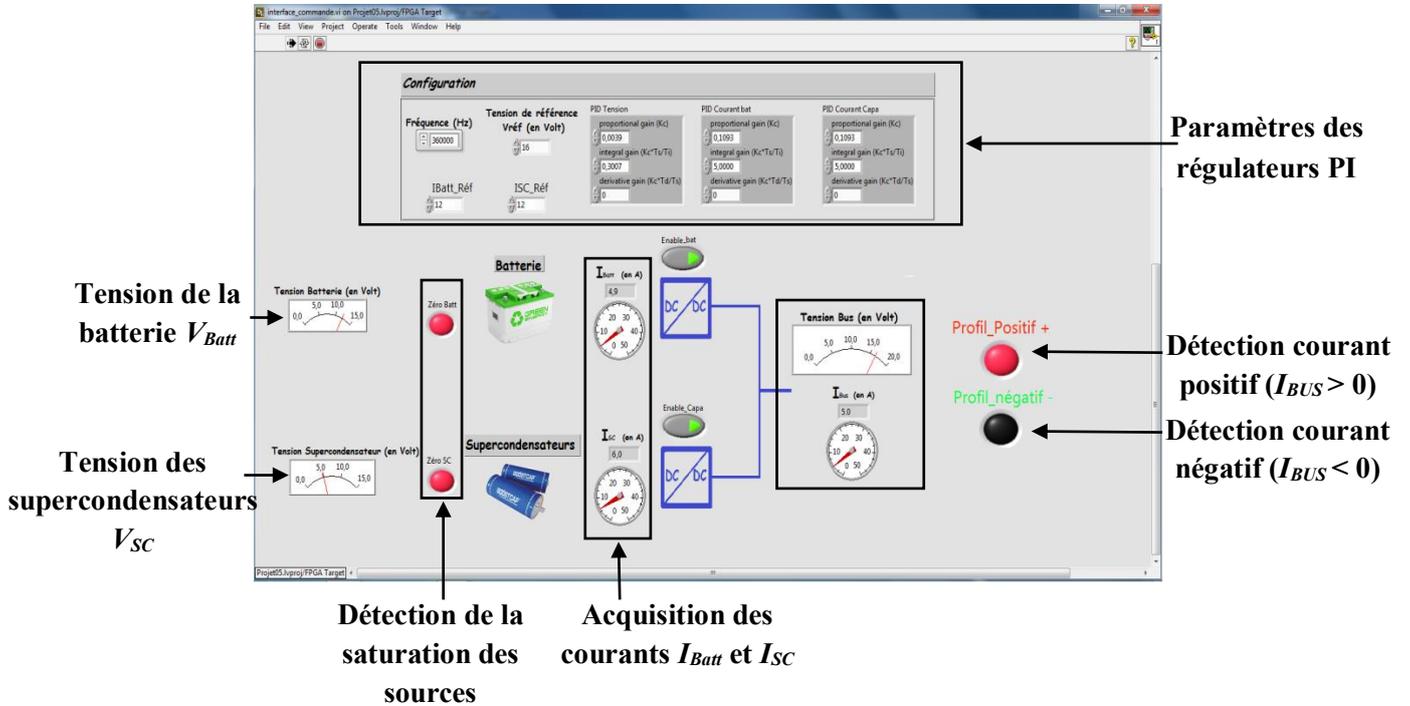


Figure 4.5 : Interface de supervision développée de la commande locale

La **Figure 4.6** représente l'interface de supervision développée de la couche de commande globale.

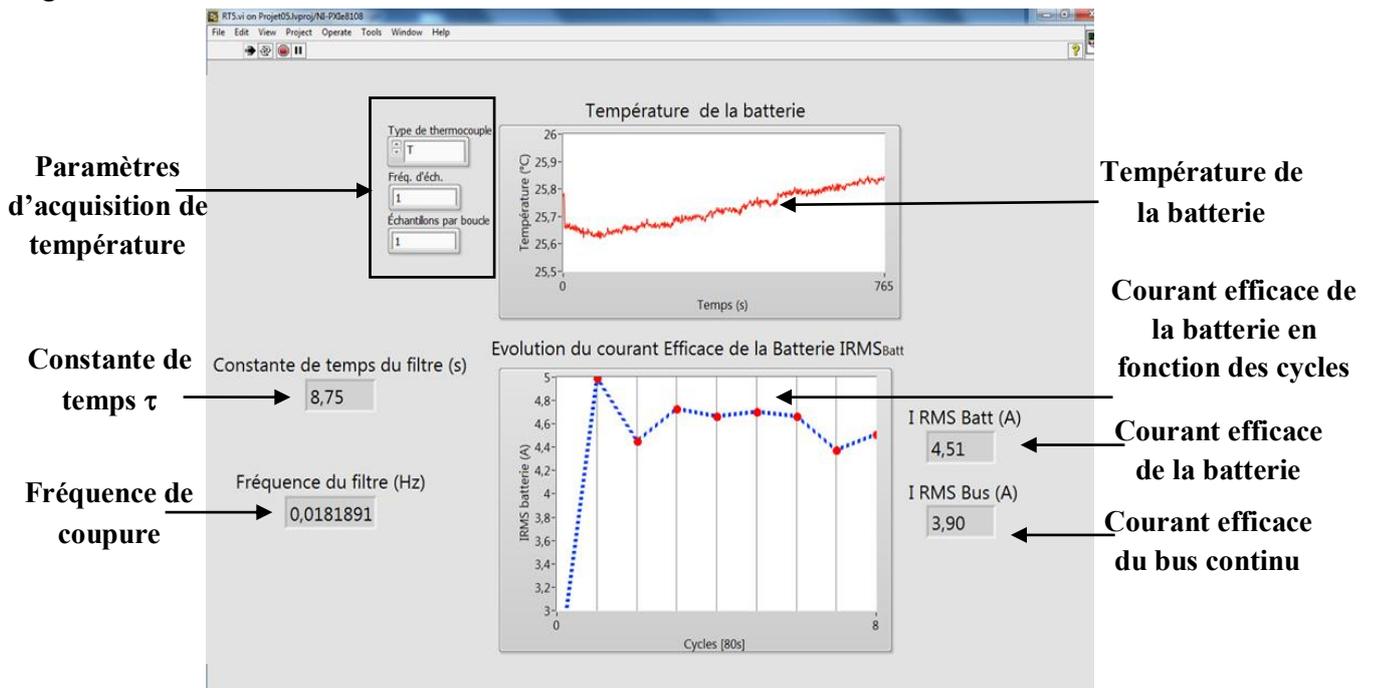


Figure 4.6 : Interface de supervision développée de la commande globale

4.3.4 Acquisition des données

La gestion d'énergie de la source hybride se fait grâce à l'acquisition des valeurs de courants et de tensions à des instants d'échantillonnage bien précis. Ces acquisitions sont réalisées par des capteurs de courant (cf. **Annexe I**) et des capteurs de tension. La maquette est équipée de trois capteurs de courant pour mesurer respectivement le courant de la batterie (I_{Batt}), le courant des supercondensateurs (I_{SC}) et le courant du bus continu (I_{Bus}), de trois capteurs de tension pour la mesure de la tension de la batterie (V_{Batt}), des supercondensateurs (V_{SC}) et du bus continu (V_{Bus}). Pour le suivi de température de la batterie, trois thermocouples sont placés à différents points de la batterie (cf. **Figure 4.7**).

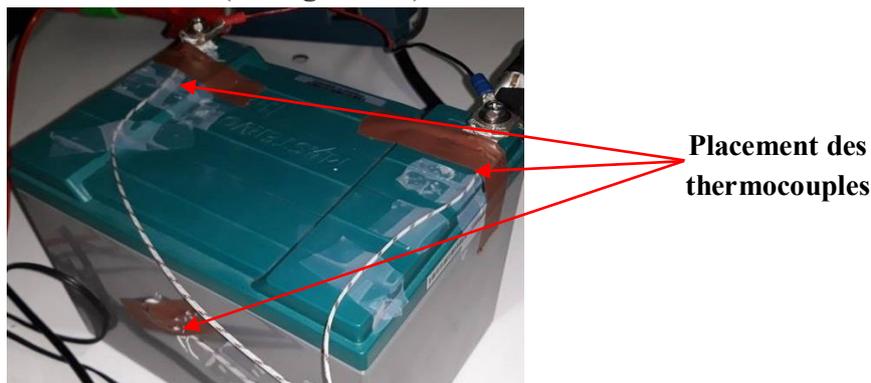


Figure 4.7 : Acquisition des températures de la batterie

Comme mentionné dans le chapitre 2, nous considérons que la température de la borne négative représente l'échauffement interne de la batterie.

4.4 Analyse des résultats expérimentaux

L'objectif de cette partie est d'exposer les résultats d'expérimentation du banc de gestion d'énergie à deux niveaux : le premier concerne le partage fréquentiel de puissance entre batterie et supercondensateurs implémenté par la commande locale ; le deuxième est lié aux résultats expérimentaux de la commande d'optimisation par apprentissage automatique.

4.4.1 Implémentation de la commande de partage fréquentiel de courant (commande locale)

L'objectif de cette expérimentation est de valider l'intérêt du partage fréquentiel de puissance entre batterie et supercondensateurs qui a été testé par simulation (cf. Chapitre 2). Pour ce faire, nous considérons un cycle de conduite de test d'une durée de 100 s (cf. **Figure 4.8**). Le profil de conduite contient des créneaux positifs de courant et un palier de courant négatif représentatif d'une phase de freinage du véhicule. Le choix de ce type de profil permet de mettre en relief la nature de la contribution de chaque source d'énergie. Ce profil est donc appliqué au système global par le banc de cyclage programmable.

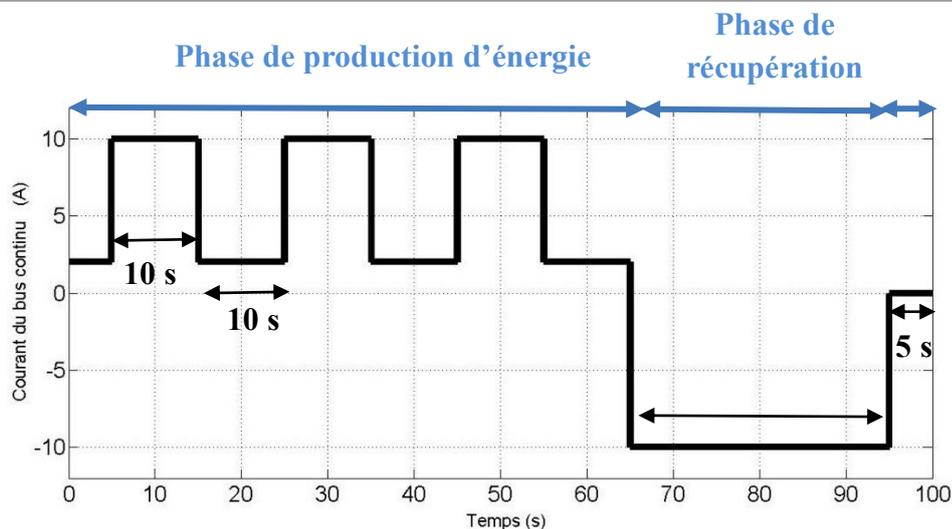
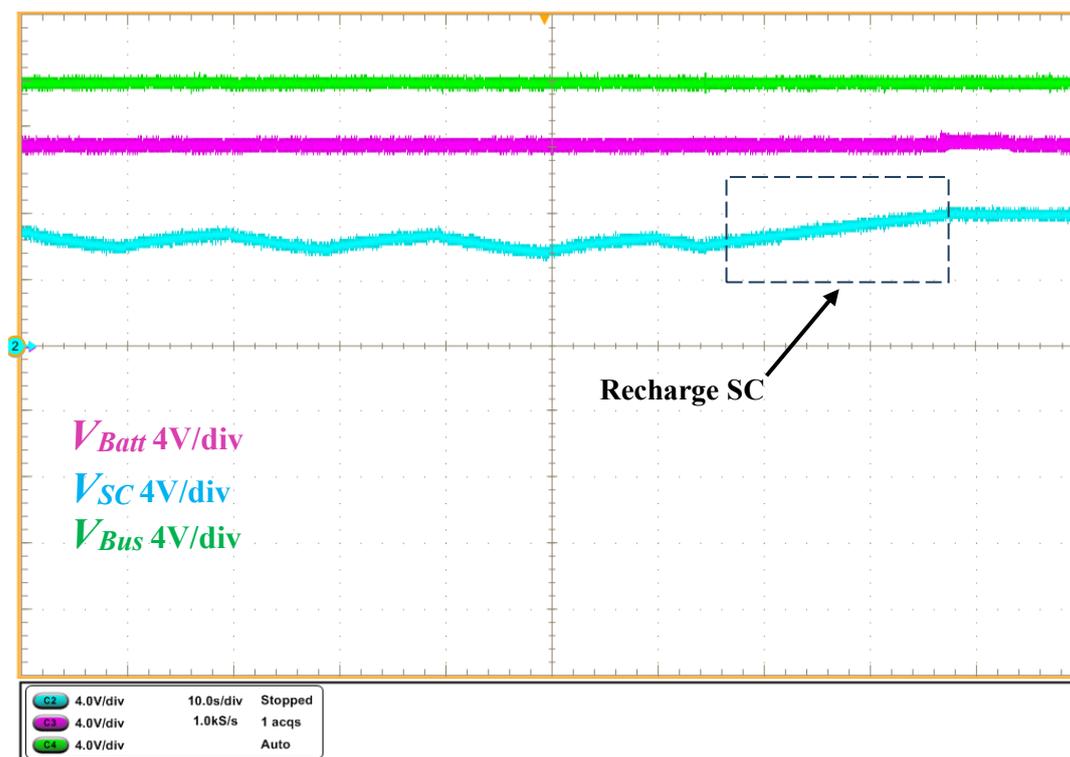


Figure 4.8 : Profil de courant du test1

Les résultats présentés dans la suite sont obtenus avec les configurations suivantes :

- ✓ tension initiale coté batterie $V_{Batt_init} = 12V$,
- ✓ tension initiale coté supercondensateurs $V_{SC_init} = 7.8V$,
- ✓ tension de référence $V_{Réf} = 16V$,
- ✓ constante de temps du filtre $\tau = 7s$,
- ✓ courant de recharge des supercondensateurs $I_{SC_Charge} = 10A$,
- ✓ courant de recharge de la batterie $I_{Batt_Charge} = 10A$,
- ✓ priorité de recharge (phase de freinage) = priorité pour les supercondensateurs.

Comme montré sur la **Figure 4.9**, nous remarquons que la tension de bus est maintenue à la valeur de référence désirée $V_{Réf} = 16V$ grâce à la boucle de régulation de tension qui est implémentée. La tension de la batterie paraît constante, gardant sa valeur initiale ($V_{Batt} = 12V$), mais dans les faits, elle diminue légèrement. La diminution limitée est due à la durée réduite du profil de conduite (100s). La tension des supercondensateurs évolue dans la marge fixée lors de la conception [4.05V ; 8.1V] (cf. **Figure 4.9 (Recharge SC)**).


 Figure 4.9 : Formes d'ondes des tensions V_{Batt} , V_{SC} , V_{Bus}

Comme il est représenté sur la **Figure 4.10**, les courants de la batterie (I_{Batt}) et des supercondensateurs (I_{SC}) évoluent en fonction des variations du profil de conduite (I_{Bus}) en conformité avec les résultats de simulation (cf. § 2.5.3 Résultats de la commande locale obtenus par simulation). Les formes d'ondes obtenues à l'oscilloscope confirment que la batterie couvre seulement des demandes permanentes de puissance alors que les supercondensateurs prennent en charge les appels transitoires de puissance tant qu'ils sont suffisamment chargés ($V_{SC} > 4.05V$) (cf. **Figure 4.10 (Phase I)**). Lorsque la puissance de charge est inférieure à la puissance disponible de la batterie P_{Batt} , la différence de puissance est acheminée vers les supercondensateurs pour les charger. Pendant les phases de freinage, la priorité est de charger les supercondensateurs, si leur état l'autorise (cf. **Figure 4.10 (Phase II)**). Ensuite, une fois qu'ils sont complètement chargés et s'il y a encore de l'énergie disponible lors de la phase de récupération, c'est la batterie qui prend la relève pour se charger (cf. **Figure 4.10 (Phase III)**).

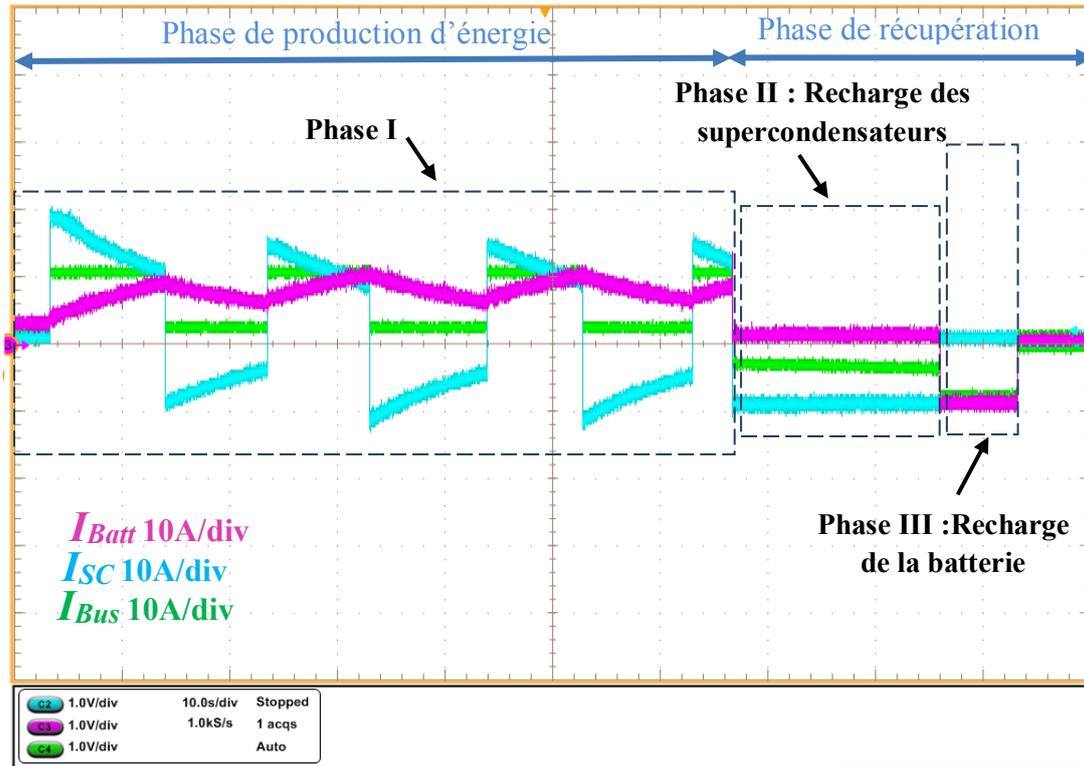


Figure 4.10 : Formes d'ondes des courants I_{Batt} , I_{SC} , I_{Bus}

Dans le but d'analyser l'impact de la valeur de la constante de temps du filtre (τ) sur les formes d'ondes des sources d'énergie, nous considérons le profil de courant en créneaux indiqué sur la **Figure 4.11**. Lors de ce test expérimental, nous faisons varier la valeur de τ et nous analysons à chaque fois l'évolution des courants et des tensions de la batterie et des supercondensateurs.

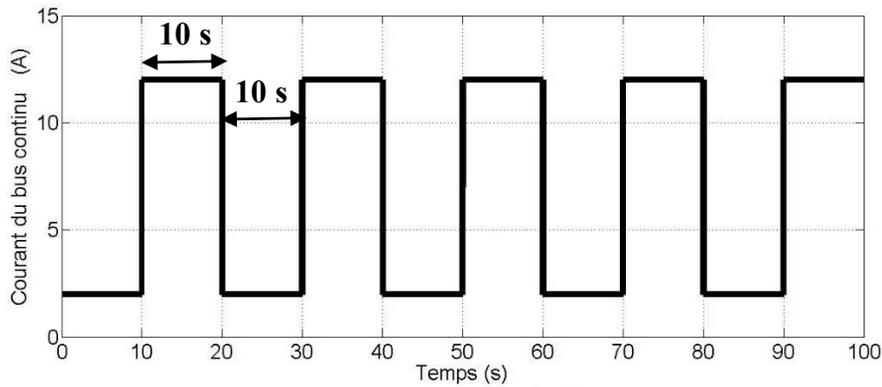


Figure 4.11 : Profil en courant du test 2

- **Profils des courants :** Pour différentes valeurs de la constante de temps τ , l'évolution des courants (I_{SC} , I_{Bus} , I_{Batt}) est indiquée sur la **Figure 4.12**.

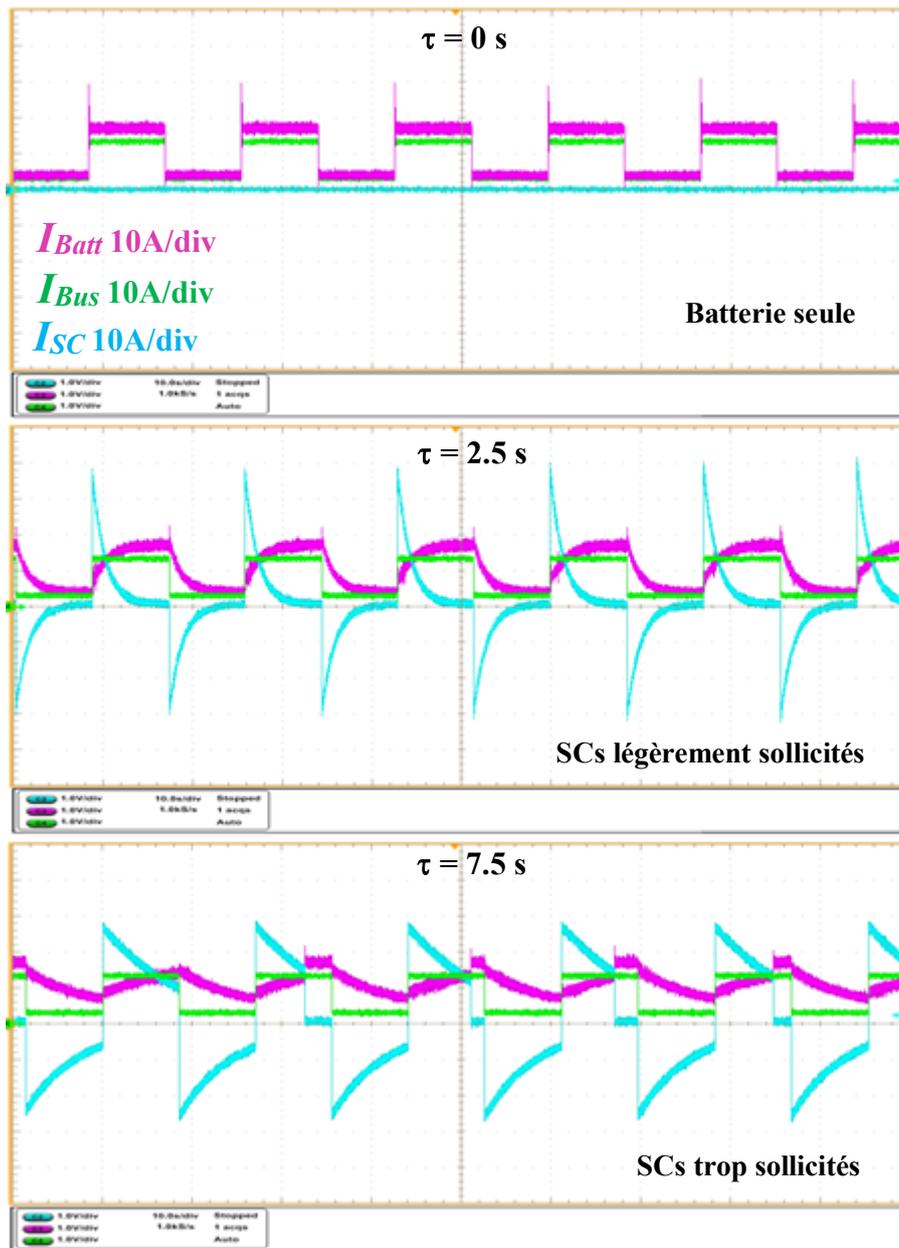
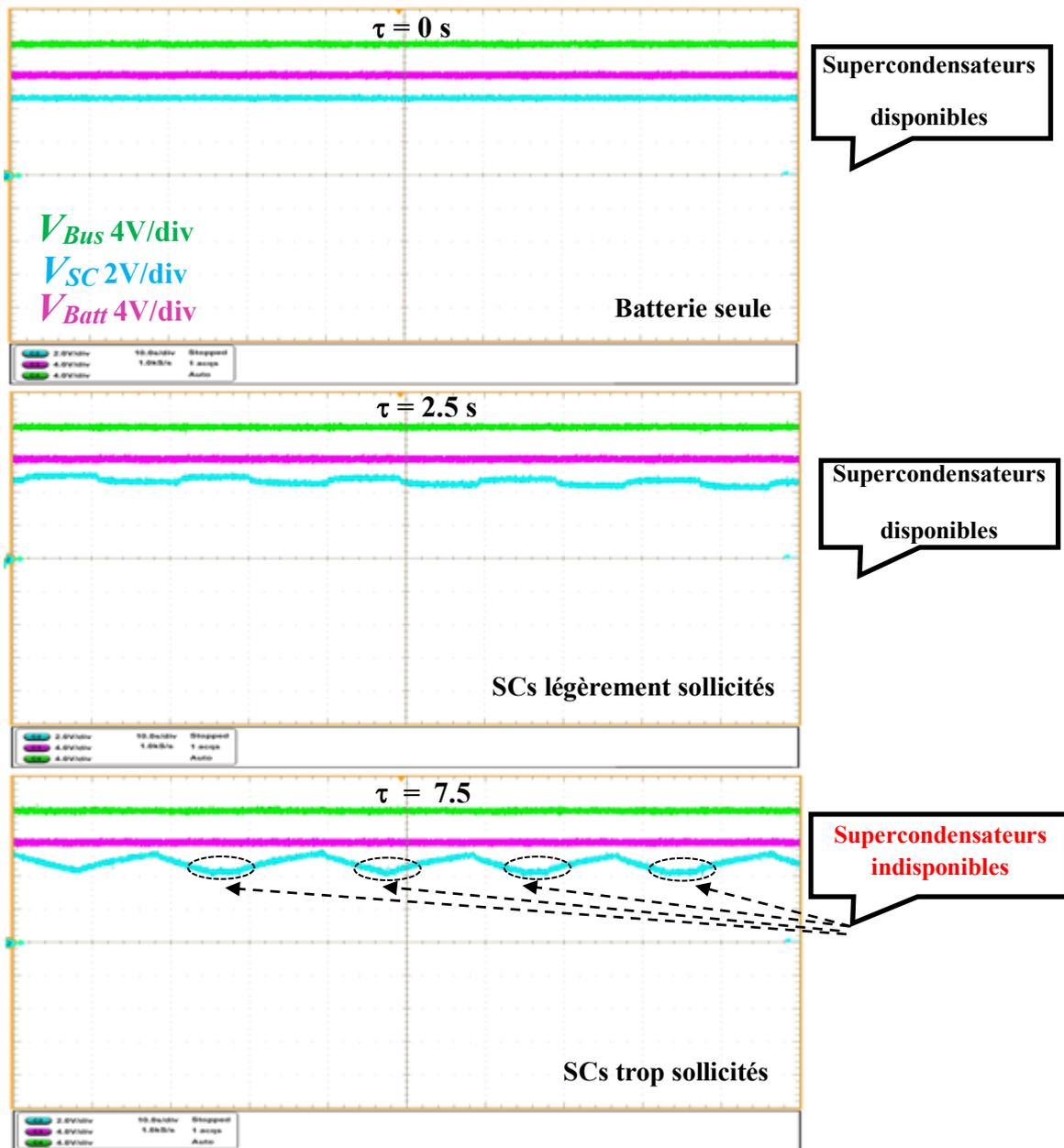


Figure 4.12 : Evolution des courants avec différentes valeurs de τ

- **Profils des tensions :** Pour différentes valeurs de la constante de temps τ , l'évolution des tensions ($V_{SC}, V_{Bus}, V_{Batt}$) est indiquée sur la **Figure 4.13**.


 Figure 4.13 : Evolution des tensions avec différentes valeurs de τ

Comme c'est le cas pour les résultats de simulation présentés dans le chapitre 2, nous avons enregistré, pour cette expérimentation, la valeur efficace $IRMS_{Batt}$ à chaque valeur de τ . Les résultats obtenus sont donnés dans le **Tableau 4.1** et présentés sur la **Figure 4.14**.

 Tableau 4.1 : Courant efficace de la batterie $IRMS_{Batt}$ en fonction de τ

τ (s)	0	2.5	7.5	10	20
$IRMS_{Batt}$ (A)	10	8.8	7.6	7.7	8.5

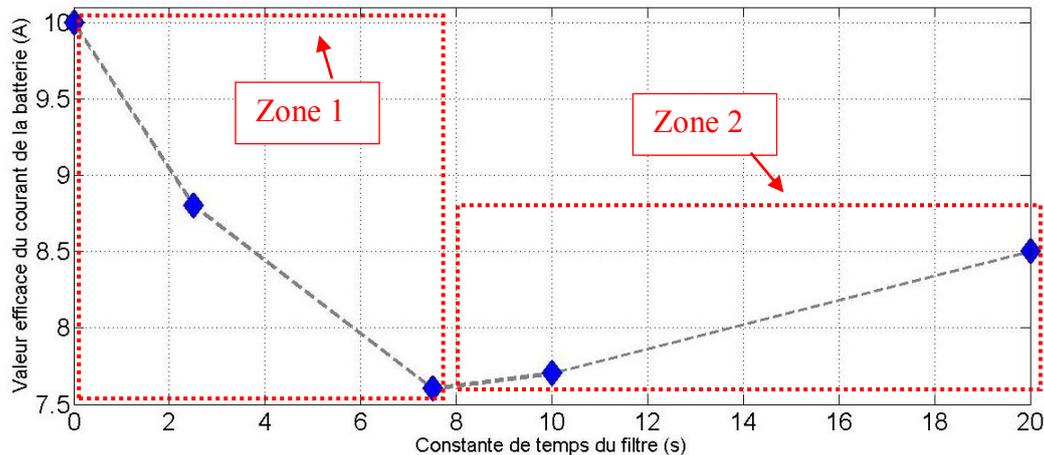


Figure 4.14 : Courant efficace de la batterie $IRMS_{Batt}$ en fonction de τ

Les essais considèrent une valeur τ variable et pour chacune d'entre elle, la valeur efficace du courant batterie est déterminée. Cette dernière représente un facteur majeur de vieillissement de la batterie. L'objectif des expérimentations représentées sur les **Figure 4.12**, **Figure 4.13** et **Figure 4.14** est de montrer qu'en augmentant la valeur de constante de temps (τ) (cf. **Figure 4.12 (Zone 1)**), le courant de la batterie est plus lissé puisque batterie et supercondensateurs partagent alors ensemble la puissance demandée par la charge. Cela réduit donc les sollicitations sur la batterie. Cependant, une augmentation trop importante de τ présente l'inconvénient de limiter la disponibilité des supercondensateurs. Cela engendre alors des sollicitations de courant sur la batterie plus importantes lorsque les supercondensateurs sont indisponibles puisqu'elle doit fournir seule la demande en puissance (cf. **Figure 4.12 (Zone 2)**). La meilleure valeur de la constante de temps du filtre (τ) correspond donc à un compromis entre le taux de lissage du courant de la batterie et les temps d'arrêt de fonctionnement des supercondensateurs.

4.4.2 Evaluation des performances de la commande d'optimisation à base d'apprentissage automatique

L'objectif de cette expérimentation est de mettre en œuvre l'algorithme de la commande d'optimisation par apprentissage automatique afin de concrétiser ce qui a été obtenu par simulation. Dans ce cadre, nous avons opté pour le même profil de conduite que celui utilisé en simulation (cf. **Figure 4.15**).

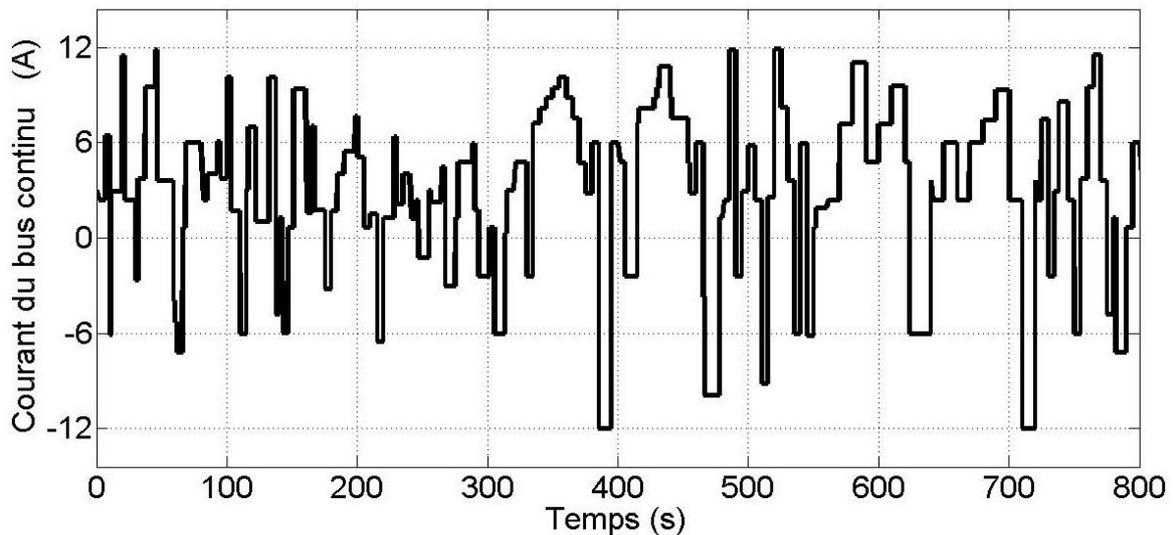


Figure 4.15 : Profil de conduite en courant

L'algorithme d'apprentissage automatique est exécuté en temps réel au niveau du contrôleur (*PXI-8840*) qui communique avec la source hybride pour implémenter les lois de répartition d'énergie. L'évolution des courants efficaces et de la température de la batterie ainsi que les valeurs dynamiques de la constante de temps (τ) générées par l'algorithme d'optimisation par apprentissage automatique « *Stratégie I* » (cf. §3.3 Stratégie d'optimisation par apprentissage automatique) sont obtenus comparativement à la configuration avec la « *batterie seule* ». La « *Stratégie I* » applique l'apprentissage automatique sans historique pour converger par dichotomie vers la valeur optimale de la constante de temps τ . Dans le **Tableau 4.2**, nous présentons les données enregistrées pour l'essai expérimental de la « *Stratégie I* » et l'essai expérimental pour configuration avec la « *batterie seule* ». Comme il est expliqué dans le chapitre 3 (cf. §3.3.1 B. Principe de dichotomie pour la recherche de τ), l'algorithme commence par parcourir l'espace d'action des valeurs [0s, 5s, 15s]. Ensuite, dès qu'il détecte la zone du minimum, il commence la phase de génération dynamique de τ par dichotomie.

Tableau 4.2 : Valeur de τ générée pour chaque configuration

Temps	$IRMS_{Batt}$ (Batterie seule)	$IRMS_{Batt}$ (Stratégie I)	Constante de temps τ (Stratégie I)
[0 s-80 s]	6 A	6 A	0 s
[81 s-160 s]	6.1 A	5.8 A	5 s
[161 s- 240s]	5.8 A	5.2 A	15 s
[241 s- 320s]	5.9 A	4.9 A	2.5 s
[321 s- 400 s]	9.6 A	7.3 A	10 s
[401 s-480 s]	9.8 A	8.7 A	3.7 s
[481 s- 560s]	9.7 A	8.5 A	3.125 s
[561 s- 640s]	10.1 A	9 A	4.375 s
[641 s- 720s]	10.6 A	9.6 A	3.43 s
[721 s- 800s]	9.9 A	8.9 A	4.06 s

Les valeurs de courant efficace de la batterie et de la constante de temps τ obtenues pour les deux configurations « *batterie seule*, *Stratégie I* » sont présentées sur la **Figure 4.16**.

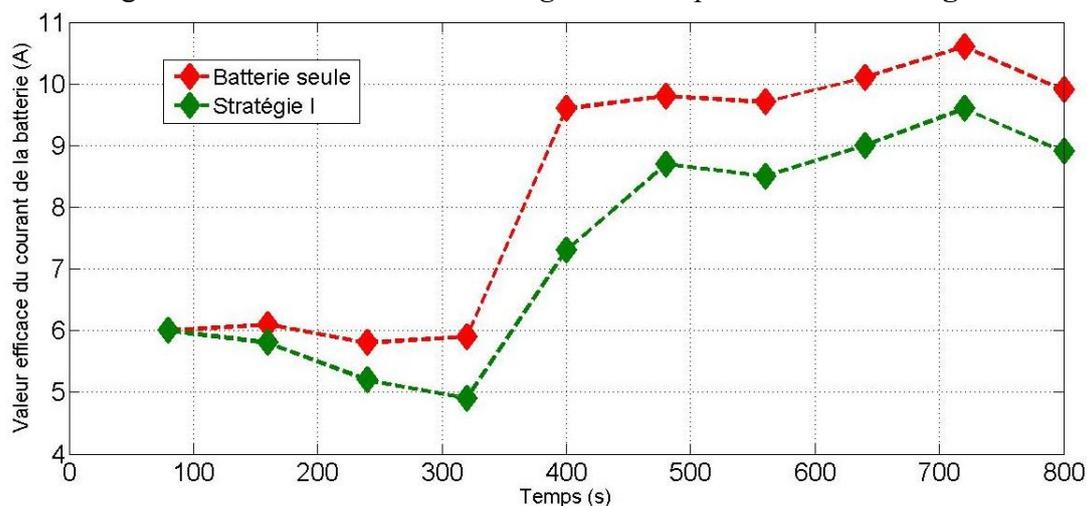


Figure 4.16 : Evolution de la valeur $IRMS_{Batt}$ pour les deux configurations expérimentées

Les résultats expérimentaux confirment les résultats de simulation précédemment obtenus. L'intégration de la stratégie de gestion intelligente permet de réduire les sollicitations en courant de la batterie. L'applicabilité de la stratégie en temps réel a permis à notre source hybride de s'adapter avec des conditions de conduite non connues au préalable.

La température de la batterie visualisée sur l'interface de supervision est aussi enregistrée et présentée sur la **Figure 4.17**.

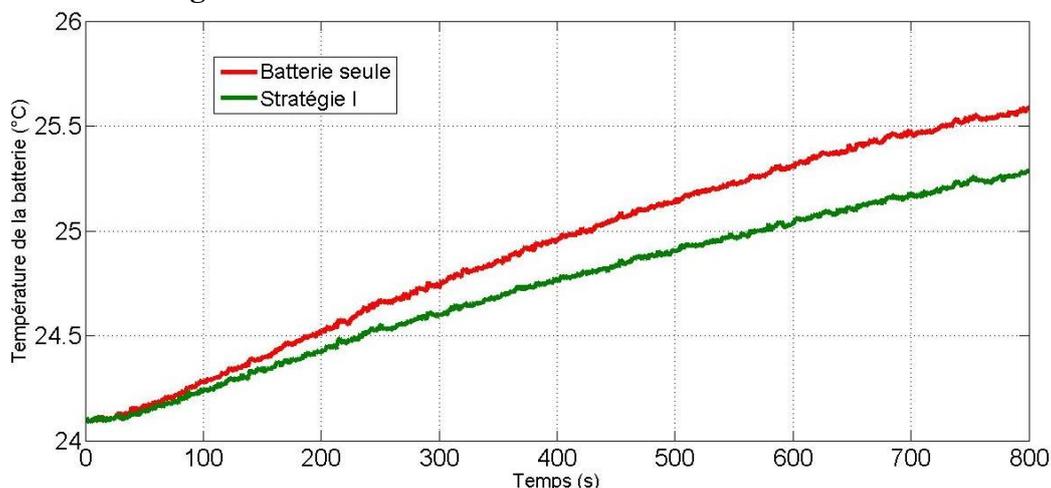


Figure 4.17 : Evolution de la température de la batterie pour les deux configurations expérimentées

Nous remarquons que l'échauffement de la batterie est plus important dans le cas de la « *batterie seule* », cela confirme l'intérêt de l'hybridation avec une gestion intelligente. La réduction des sollicitations de courant efficace et de l'échauffement de la batterie se traduit par un bénéfice sur la durée de vie de cette dernière puisque la température et le courant représentent deux facteurs majeurs du vieillissement de la batterie.

4.5 Perspectives

Les travaux développés dans cette thèse pourraient être étendus de plusieurs façons, nous présentons dans cette partie les perspectives méthodologiques et applicatives à moyen et long terme.

4.5.1 Perspectives méthodologiques

Sur le plan méthodologique, plusieurs axes peuvent être pris en considération pour apporter des améliorations à ce travail. Pour l'optimisation par apprentissage automatique, il serait enrichissant de tester d'autres algorithmes d'apprentissage et de comparer leurs performances en termes de rapidité et de convergence. Il serait aussi intéressant d'exploiter l'apprentissage automatique à l'aide d'approches d'optimisation multi-objectifs. Cela peut se faire en intégrant des boucles d'apprentissage supplémentaires dans l'algorithme. Par ailleurs, il peut être envisageable de coupler le dimensionnement des sources (batterie et supercondensateurs) avec la gestion d'énergie ce qui ramène à trouver le dimensionnement optimal permettant d'atteindre des objectifs prédéfinis, c.-à-d. développer une optimisation hors ligne qui nous donne le dimensionnement optimal si nous voulons obtenir une telle valeur de courant efficace. Un des points clés est le choix du critère de performance lors de la formalisation du problème d'optimisation. En effet, le choix de la valeur efficace du courant comme critère de performance est justifié étant donné la forte influence de ce paramètre sur la durée de vie de la batterie. Cependant, en vue de donner plus de pertinence à notre approche, nous proposons d'intégrer les lois de vieillissement des batteries dans la formulation des objectifs d'optimisation afin d'atteindre un vieillissement minimal et donc une durée de vie maximale. Dans le cadre de cette thèse, nous nous sommes limités au modèle électrothermique de la batterie. L'objectif pourrait être de mettre en œuvre une extension couplant les lois de vieillissement avec le modèle électrothermique comme indiqué sur la **Figure 4.18**. Une telle extension permettrait d'obtenir une meilleure amélioration de la durée de vie de la batterie.

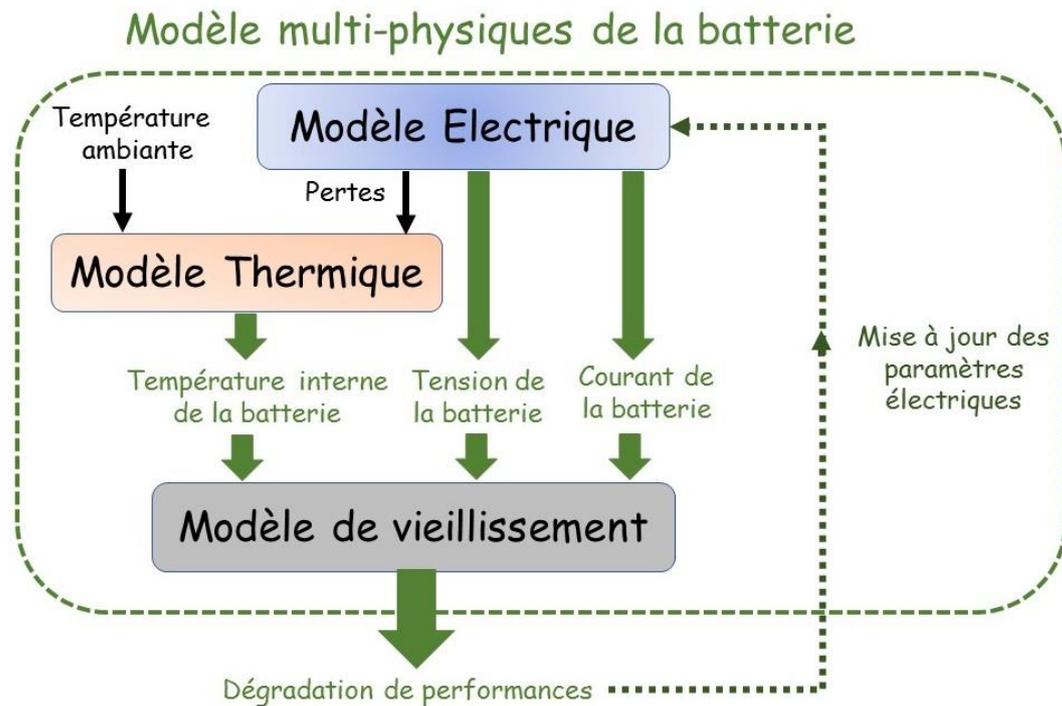


Figure 4.18 : Modèle multi-physique de la batterie

Nous pourrions également étendre l'étude de vieillissement en prenant en compte la durée de vie totale de la source hybride (batterie + supercondensateurs). Cela serait possible en considérant aussi les lois de vieillissement des supercondensateurs. Dans ce cas, il nous serait possible de suivre les critères de fin de vie de chaque source (batterie, supercondensateurs). Un optimum économique pour le système global pourrait alors être obtenu.

4.5.2 Perspectives applicatives

Les perspectives applicatives peuvent concerner la flexibilité de la stratégie proposée à d'autres types de systèmes multi-sources. Des hybridations carburant / source d'énergie électrique pour des véhicules hybrides pourraient également adopter notre stratégie par apprentissage automatique pour minimiser la consommation du carburant par exemple. D'autres types d'hybridations purement électriques seraient aussi envisageables comme celle à base d'une pile à combustible. La source hybride développée dans le cadre de cette thèse pourrait être appliquée aux alimentations sans interruption (*ASI*) communément appelées onduleurs autonomes. Des applications pour le stockage stationnaire d'énergie électrique à base de batterie peuvent aussi être améliorées grâce à une telle gestion d'énergie intelligente. La stratégie de gestion développée avec apprentissage automatique s'adapte aussi parfaitement aux réseaux électriques intelligents « *smart grid* ».

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons validé expérimentalement la couche de gestion d'énergie qui contrôle la source hybride associant une batterie et des supercondensateurs. Etant donné que celle-ci comporte deux niveaux de contrôle, il était donc nécessaire de valider d'une part,

l'implémentation de la commande locale et d'autre part, celle de la commande globale d'optimisation à base d'apprentissage automatique. En ce sens, nous avons décrit l'expérimentation mise en œuvre avec les différents éléments nécessaires. Des outils embarqués sont nécessaires pour exécuter les algorithmes de traitement de données et un véhicule électrique a été émulé en utilisant un banc de cyclage programmable.

Dans un premier temps, l'objectif était de concrétiser ce qui a été obtenu auparavant par simulation au niveau de la commande locale et qui se base sur le partage fréquentiel d'énergie entre batterie et supercondensateurs. Les résultats expérimentaux obtenus confirment que la batterie prend en charge les demandes permanentes de courant et les supercondensateurs comblent les fluctuations transitoires importantes. Dans un second temps, parmi les stratégies de gestion à base d'apprentissage automatique développées dans le chapitre 3, nous avons choisi d'implémenter la « *Stratégie I* ». Une évaluation par rapport à une configuration avec « *batterie seule* » a été effectuée afin de valoriser expérimentalement l'intérêt d'une telle hybridation intelligente. Nous avons pris en compte le courant efficace et la température de la batterie comme critères d'évaluation.

Des perspectives à court et plus long terme ont également été proposées concernant entre autres la prise en compte des lois de vieillissement des éléments de stockage.

Conclusion générale

Cette thèse a été effectuée dans le cadre d'un programme de coopération internationale franco-tunisienne *PHC_UTIQUE* géré par le Comité Mixte pour la Coopération Universitaire (*CMCU*). Cette étude contribue à l'optimisation d'une source de stockage hybride couplant une batterie lithium-ion et des supercondensateurs dans un véhicule électrique. La complémentarité entre batterie et supercondensateurs permet l'amélioration des performances globales du système de stockage d'énergie en termes de durée de vie et d'autonomie. L'objectif de notre étude porte sur la mise en œuvre de techniques avancées de contrôle et de gestion de l'énergie entre ces deux sources.

Nous nous sommes tout d'abord focalisés, dans le premier chapitre sur les impacts environnementaux de l'usage des véhicules électriques comme une alternative aux véhicules thermiques. Nous avons mis en évidence les inconvénients liés aux systèmes de stockage embarqués dans ces véhicules. Ensuite, nous avons décrit l'intérêt de l'hybridation entre batterie et supercondensateurs. Les supercondensateurs représentent une source énergétique capable de fournir des appels de puissance au moment opportun. Etant donné la complémentarité entre batterie et supercondensateurs, cette hybridation peut apporter des solutions réalistes à la problématique de limitation des performances des systèmes de stockage dans ce type de véhicules. Une étude comparative des avantages et des inconvénients liés à l'utilisation de l'association de ces deux sources (batterie et supercondensateurs) a été effectuée. Diverses techniques de gestion d'énergie ont été évaluées afin de converger vers le meilleur choix. Nous avons montré qu'une nouvelle approche combinant la stratégie de partage fréquentiel et le concept d'apprentissage automatique permet d'atteindre une meilleure optimalité de partage de puissance sans connaissance a priori des conditions de conduite du véhicule.

Les performances d'un système hybride d'énergie dépendent forcément de la commande associée. Notre choix a consisté à opter pour une architecture plus complexe au niveau structurel mais qui offre plus de flexibilité et de performances. Le rôle de chaque constituant d'électronique de puissance a été défini dans le deuxième chapitre. Une modélisation convenable de chaque élément a été effectuée. Nous avons considéré une modélisation électrothermique pour la batterie afin de suivre l'évolution de sa température. Cette dernière représente un facteur majeur de leur vieillissement. Ce modèle a été validé expérimentalement par un protocole d'identification des paramètres électrothermiques de la batterie.

Une commande locale a été implémentée pour assurer le partage de puissance de la source hybride dans différentes situations. Cette commande permet de fixer les références des courants et tensions en vue du partage des puissances entre les deux sources d'énergie en respectant les contraintes électriques. Grâce au partage fréquentiel de puissance implémenté, la batterie couvre la demande permanente de puissance et les supercondensateurs prennent en charge les fortes fluctuations transitoires. Ce partage fréquentiel des flux de puissances est assuré par un filtre passe haut de premier ordre paramétrable à travers une constante de temps τ . Le choix optimal de ce paramètre est fortement lié aux conditions de conduite. Une

intelligence supplémentaire a été nécessaire pour adapter automatiquement le choix de cette constante de temps aux conditions de conduite du véhicule.

Dans le troisième chapitre, nous avons développé une stratégie d'optimisation en temps réel basée sur l'apprentissage automatique. A partir de ce concept, diverses stratégies ont été proposées. L'approche considérée permet simultanément de contrôler la distribution de puissance et d'apprendre à trouver la répartition optimale en vue de réduire, en temps réel, la température de la batterie. L'objectif principal de la couche d'optimisation mise en œuvre est de réduire le courant efficace de la batterie sur la base de cycles d'apprentissage sans connaissance a priori du profil de conduite. Une méthode d'optimisation hors ligne a servi comme référence pour évaluer les autres approches temps réel développées. Les résultats de simulation confirment les performances de la stratégie utilisée pour réduire les contraintes de courant et par conséquent la température de la batterie.

Finalement, le travail réalisé a été validé expérimentalement dans le quatrième chapitre grâce à un banc d'essai associant convertisseurs, batterie et supercondensateurs. Une étude d'évaluation par rapport à une configuration « *batterie seule* » a été effectuée afin d'étudier expérimentalement l'intérêt d'une hybridation intelligente. Nous avons pris en compte le courant efficace et la température de la batterie comme critères d'évaluation.

Cette thèse, englobe plusieurs domaines, allant du dimensionnement, de la conception jusqu'à l'optimisation de la gestion d'énergie d'une source hybride, en passant par la modélisation électrothermique d'un système de stockage. Nos travaux ont contribué à montrer que l'utilisation d'un système de stockage hybride associé à des méthodes de gestion d'énergie adaptées permet d'optimiser de manière significative la durée de vie de la source hybride. L'originalité des travaux présentés se situe dans le développement d'une nouvelle méthode de gestion combinant des stratégies à bases de règles avec d'autres à base d'apprentissage automatique.

Plusieurs améliorations peuvent être citées en perspective. Nous les avons détaillées au chapitre précédent. Elles pourraient être méthodologiques ou applicatives (cf. §4.5.1 Perspectives) et peuvent se résumer en :

- tester d'autres algorithmes d'apprentissage automatique ,
- étendre le choix des critères de performances ,
- coupler les lois de vieillissement avec le modèle électrothermique de la batterie ,
- appliquer la stratégie de gestion multi-sources proposée à d'autres cas d'application ,
- adapter la stratégie de gestion à d'autres types de sources (carburant + électrique).

Références Bibliographiques

- [1] A. Lahyani, A. Sari, I. Lahbib, and P. Venet, "Optimal hybridization and amortized cost study of battery/supercapacitors system under pulsed loads," *J. Energy Storage*, vol. 6, pp. 222–231, 2016.
- [2] A. Devie, "Characterization of Lithium-ion batteries usage in electric and hybrid electric vehicles applications". Thèse de doctorat, Université Claude Bernard - Lyon I, 2012.
- [3] A. Lièvre, "Development of lithium-ion battery management system for mild hybrid vehicles: state indicators determination (SoC, SoH and SoF)", Thèse de doctorat, Université Claude Bernard - Lyon I, 2015.
- [4] E. Redondo Iglesias, "Study of lithium-ion batteries ageing in electric vehicle applications: calendar and cycling ageing combination effects", Thèse de doctorat, Université de Lyon, 2017.
- [5] P. Kreczanik, "Study of reliability and aging of supercapacitor storage system for partial and punctual supplying of a trolley through the recovery of braking energy : component to the storage system approach", Thèse de doctorat, Université Claude Bernard - Lyon I, 2011.
- [6] S. Shili, "Balancing circuit control of energy storage system (supercapacitors) for state of health estimation and lifetime maximization", Thèse de doctorat, Université de Lyon, 2016.
- [7] A. Hijazi, "Electrothermal modeling, control and sizing of supercapacitor's energy storage system taking into account the ageing : application to the recovery of braking energy of electrical bus", Thèse de doctorat, Université Claude Bernard - Lyon I, 2010.
- [8] E. Riviere, "Détermination in-situ de l'état de santé de batteries lithium-ion pour un véhicule électrique," Thèse de doctorat, Université Claude Bernard - Lyon I 2016.
- [9] I. Lahbib, A. Lahyani, A. Sari, and P. Venet, "Performance analysis of a lead-acid battery/supercapacitors hybrid and a battery stand-alone under pulsed loads," in *2014 First International Conference on Green Energy ICGE 2014*, 2014, pp. 273–278.
- [10] W. Jiang and B. Fahimi, "Active Current Sharing and Source Management in Fuel Cell–Battery Hybrid Power System," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 57, no. 2, pp. 752–761, Feb. 2010.
- [11] D. Shin, Y. Kim, J. Seo, N. Chang, Y. Wang, and M. Pedram, "Battery-supercapacitor hybrid system for high-rate pulsed load applications," in *2011 Design, Automation & Test in Europe*, 2011, pp. 1–4.
- [12] M. E. Choi, S. W. Kim, and S. W. Seo, "Energy Management Optimization in a Battery/Supercapacitor Hybrid Energy Storage System," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 3, no. 1, pp. 463–472, Mar. 2012.
- [13] A. Castaings, W. Lhomme, R. Trigui, and A. Bouscayrol, "Comparison of energy management strategies of a battery/supercapacitors system for electric vehicle under real-time constraints," *Appl. Energy*, vol. 163, pp. 190–200, Feb. 2016.
- [14] A. L. Allègre, A. Bouscayrol, and R. Trigui, "Flexible real-time control of a hybrid energy storage system for electric vehicles," *IET Electr. Syst. Transp.*, vol. 3, no. 3, pp. 79–85, Sep. 2013.
- [15] A. Florescu, S. Bacha, I. Munteanu, A. I. Bratcu, and A. Rumeau, "Adaptive frequency-separation-based energy management system for electric vehicles," *J. Power Sources*, vol. 280, no. Supplement C, pp. 410–421, Apr. 2015.
- [16] "UN, World Population Prospects 2017", Document Statistique, Data Source.

- [17] BP, “Statistical Review of World Energy June 2017.”, Document Statistique, Data Source.
- [18] IEA, “Key World Statistics 2017.”, Document Statistique, Data Source.
- [19] EIA, “U.S. Energy Information Administration, 2016.”, Document Statistique, Data Source.
- [20] BEIS, “Digest of UK Energy Statistics (DUKES), 2016.”, Document Statistique, Data Source.
- [21] OICA, “World Vehicles in use, 2016.”, Document Statistique, Data Source.
- [22] PNUE, “Tendances mondiales des investissements dans les énergies renouvelables , 2015.”, Document Statistique, Data Source.
- [23] M.Messagie and Vrije.Brussel, “Transport and environment Life Cycle Analysis of the Climate Impact of Electric Vehicles, Research Group MOBI,” 2015.
- [24] P.VENET, “Mobilité électrique, 2017 http://www.auvergnerhonealpes-ee.fr/fileadmin/user_upload/mediatheque/raee/Documents/Publications/Recueil_interventions/2017/14_11_2017_Mobilite_electrique/5-Pascal_Venet.pdf.”
- [25] F. P. Savoye, “Impact of periodic current pulses on the performance and the lifetime of Lithium-ion batteries and the consequences on its processing in vehicular applications”, Thèse de doctorat, Université Claude Bernard - Lyon I, 2012.
- [26] A. Eddahech, “Modélisation du vieillissement et détermination de l’état de santé de batteries lithium-ion pour application véhicule électrique et hybride,”, Thèse de doctorat 2013.
- [27] G. Rousseau, “Hybrid vehicle and optimal control”, Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2008.
- [28] “Guide du véhicule électrique, 2017.”, Document Technique, Data Source.
- [29] M. Montaru, “Contribution in ageing evaluation of power batteries used in hybrid vehicles according to their uses,” Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, 2009.
- [30] V. Agubra and J. Fergus, “Lithium Ion Battery Anode Aging Mechanisms,” *Materials*, vol. 6, no. 4, 2013.
- [31] J. Vetter *et al.*, “Ageing mechanisms in lithium-ion batteries,” *J. Power Sources*, vol. 147, no. 1, pp. 269–281, Sep. 2005.
- [32] T. Mesbahi, “Influence des stratégies de gestion d’une source hybride de véhicule électrique sur son dimensionnement et sa durée de vie par intégration d’un modèle multi-physique,”, Thèse de doctorat, 2016.
- [33] S. Tippmann, D. Walper, L. Balboa, B. Spier, and W. G. Bessler, “Low-temperature charging of lithium-ion cells part I: Electrochemical modeling and experimental investigation of degradation behavior,” *J. Power Sources*, vol. 252, pp. 305–316, Apr. 2014.
- [34] M. Petzl, M. Kasper, and M. A. Danzer, “Lithium plating in a commercial lithium-ion battery – A low-temperature aging study,” *J. Power Sources*, vol. 275, pp. 799–807, Feb. 2015.
- [35] J. Jagemont, “Gestion thermique d’un pack de batteries lithium-ion en conditions hivernales incluant le vieillissement. Thèse de doctorat, Trois-Rivières, Université du Québec à Trois-Rivières, 194 p.” 2015.
- [36] Z. Rao and S. Wang, “A review of power battery thermal energy management,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 15, no. 9, pp. 4554–4571, Dec. 2011.
- [37] Z. Rao, S. Wang, M. Wu, Z. Lin, and F. Li, “Experimental investigation on thermal management of electric vehicle battery with heat pipe,” *Glob. Conf. Renew. Energy Energy Effic. Desert Reg. 2011 GCREEDER 2011*, vol. 65, pp. 92–97, Jan. 2013.

- [38] Z. Ling *et al.*, “Review on thermal management systems using phase change materials for electronic components, Li-ion batteries and photovoltaic modules,” *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 31, pp. 427–438, Mar. 2014.
- [39] A. Lahyani, P. Venet, A. Guermazi, and A. Troudi, “Battery/Supercapacitors Combination in Uninterruptible Power Supply (UPS),” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 28, no. 4, pp. 1509–1522, Apr. 2013.
- [40] A.-L. Allègre, “Méthodologies de modélisation et de gestion de l’énergie de systèmes de stockage mixtes pour véhicules électriques et hybrides,” 2010.
- [41] P. Thounthong, P. Sethakul, S. Rael, and B. Davat, “Performance Evaluation of Fuel Cell/Battery/Supercapacitor Hybrid Power Source for Vehicle Applications,” in *2009 IEEE Industry Applications Society Annual Meeting*, 2009, pp. 1–8.
- [42] B. Hredzak, V. G. Agelidis, and G. D. Demetriades, “A Low Complexity Control System for a Hybrid DC Power Source Based on Ultracapacitor–Lead–Acid Battery Configuration,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 29, no. 6, pp. 2882–2891, Jun. 2014.
- [43] R. Carter, A. Cruden, and P. J. Hall, “Optimizing for Efficiency or Battery Life in a Battery/Supercapacitor Electric Vehicle,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 61, no. 4, pp. 1526–1533, May 2012.
- [44] N. Rizoug, “Electric and energetic modelisation of supercapacitors and characterisation methods: application to the cycling of supercapacitors module low voltage and high power,” Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologie de Lille - Lille I, 2006.
- [45] M. Pahlevaninezhad, D. Hamza, and P. K. Jain, “An Improved Layout Strategy for Common-Mode EMI Suppression Applicable to High-Frequency Planar Transformers in High-Power DC/DC Converters Used for Electric Vehicles,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 29, no. 3, pp. 1211–1228, Mar. 2014.
- [46] Y. Wang, X. Lin, Y. Kim, Q. Xie, M. Pedram, and N. Chang, “Single-Source, Single-Destination Charge Migration in Hybrid Electrical Energy Storage Systems,” *IEEE Trans. Very Large Scale Integr. VLSI Syst.*, vol. 22, no. 12, pp. 2752–2765, Dec. 2014.
- [47] D. Gao, Z. Jin, and Q. Lu, “Energy management strategy based on fuzzy logic for a fuel cell hybrid bus,” *J. Power Sources*, vol. 185, no. 1, pp. 311–317, Oct. 2008.
- [48] S. Caux, W. Hankache, M. Fadel, and D. Hissel, “On-line fuzzy energy management for hybrid fuel cell systems,” *Int. J. Hydrog. Energy*, vol. 35, no. 5, pp. 2134–2143, Mar. 2010.
- [49] O. Erdinc, B. Vural, M. Uzunoglu, and Y. Ates, “Modeling and analysis of an FC/UC hybrid vehicular power system using a wavelet-fuzzy logic based load sharing and control algorithm,” *UGHEK 2008*, vol. 34, no. 12, pp. 5223–5233, Jun. 2009.
- [50] O. Erdinc, B. Vural, and M. Uzunoglu, “A wavelet-fuzzy logic based energy management strategy for a fuel cell/battery/ultra-capacitor hybrid vehicular power system,” *XIth Pol. Conf. Fast Ion. Conduct. 2008*, vol. 194, no. 1, pp. 369–380, Oct. 2009.
- [51] Y. Eren, O. Erdinc, H. Gorgun, M. Uzunoglu, and B. Vural, “A fuzzy logic based supervisory controller for an FC/UC hybrid vehicular power system,” *Int. J. Hydrog. Energy*, vol. 34, no. 20, pp. 8681–8694, Oct. 2009.
- [52] R. Fonseca Naiff da, “Optimization of the sizing and the energy management for a hybrid fuel cell vehicle including fuel cell dynamics and durability constraints,” Thèse de doctorat, 2013.
- [53] Y. Ates, O. Erdinc, M. Uzunoglu, and B. Vural, “Energy management of an FC/UC hybrid vehicular power system using a combined neural network-wavelet transform based strategy,” *Int. J. Hydrog. Energy*, vol. 35, no. 2, pp. 774–783, Jan. 2010.

- [54] A. Askarzadeh and A. Reza zadeh, “Artificial neural network training using a new efficient optimization algorithm,” *Appl. Soft Comput.*, vol. 13, no. 2, pp. 1206–1213, Feb. 2013.
- [55] D. V. Prokhorov, “Toyota Prius HEV neurocontrol and diagnostics,” *Adv. Neural Netw. Res. IJCNN '07*, vol. 21, no. 2, pp. 458–465, Mar. 2008.
- [56] D. Wu and S. S. Williamson, “Status Review of Power Control Strategies for Fuel Cell Based Hybrid Electric Vehicles,” in *2007 IEEE Canada Electrical Power Conference*, 2007, pp. 218–223.
- [57] Cui Shu-mei, Tian De-wen, and Zhang Qian-fan, “Study of hybrid energy control strategy for hybrid electric drive system in All Electric Combat Vehicles,” in *2008 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, 2008, pp. 1–5.
- [58] S. Butterbach, “Stockage d’énergie électrique par association de batteries au plomb et de supercondensateurs pour véhicule lourd,” Thèse de doctorat, Université Bordeaux 1, 2012.
- [59] A. Hammani, R. Sadoun, N. Rizoug, P. Bartholomeüs, B. Barbedette, and P. Le Moigne, “Influence of the management strategies on the sizing of hybrid supply composed with battery and supercapacitor,” in *2012 First International Conference on Renewable Energies and Vehicular Technology*, 2012, pp. 1–7.
- [60] Z. Song, H. Hofmann, J. Li, X. Han, X. Zhang, and M. Ouyang, “A comparison study of different semi-active hybrid energy storage system topologies for electric vehicles,” *J. Power Sources*, vol. 274, pp. 400–411, Jan. 2015.
- [61] Y.-H. Hung and C.-H. Wu, “An integrated optimization approach for a hybrid energy system in electric vehicles,” *Appl. Energy*, vol. 98, pp. 479–490, Oct. 2012.
- [62] J. Bernard, S. Delprat, F. Buechi, and T. M. Guerra, “Global Optimisation in the power management of a Fuel Cell Hybrid Vehicle (FCHV),” in *2006 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, 2006, pp. 1–6.
- [63] E. Vinot, R. Trigui, and B. Jeanneret, “Optimal management of electric vehicles with a hybrid storage system,” in *2010 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, 2010, pp. 1–6.
- [64] A. Sciarretta, M. Back, and L. Guzzella, “Optimal control of parallel hybrid electric vehicles,” *IEEE Trans. Control Syst. Technol.*, vol. 12, no. 3, pp. 352–363, May 2004.
- [65] R. Xiong, X. Gong, C. C. Mi, and F. Sun, “A robust state-of-charge estimator for multiple types of lithium-ion batteries using adaptive extended Kalman filter,” *J. Power Sources*, vol. 243, pp. 805–816, Dec. 2013.
- [66] Z. Song, H. Hofmann, J. Li, J. Hou, X. Han, and M. Ouyang, “Energy management strategies comparison for electric vehicles with hybrid energy storage system,” *Appl. Energy*, vol. 134, pp. 321–331, Dec. 2014.
- [67] L. Tribioli, M. Barbieri, R. Capata, E. Sciubba, E. Jannelli, and G. Bella, “A Real Time Energy Management Strategy for Plug-in Hybrid Electric Vehicles based on Optimal Control Theory,” *ATI 2013 - 68th Conf. Ital. Therm. Mach. Eng. Assoc.*, vol. 45, pp. 949–958, Jan. 2014.
- [68] L. Xu, M. Ouyang, J. Li, F. Yang, L. Lu, and J. Hua, “Application of Pontryagin’s Minimal Principle to the energy management strategy of plugin fuel cell electric vehicles,” *Int. J. Hydrog. Energy*, vol. 38, no. 24, pp. 10104–10115, Aug. 2013.
- [69] C. K. Chau, K. Elbassioni, and C. M. Tseng, “Drive Mode Optimization and Path Planning for Plug-In Hybrid Electric Vehicles,” *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 18, no. 12, pp. 3421–3432, Dec. 2017.
- [70] J. Han, Y. Park, and D. Kum, “Optimal adaptation of equivalent factor of equivalent consumption minimization strategy for fuel cell hybrid electric vehicles under active state inequality constraints,” *J. Power Sources*, vol. 267, pp. 491–502, Dec. 2014.

- [71] S. Sutton and G. Barto, *Reinforcement Learning: An Introduction*, vol. Bradford Book. MIT Press, Cambridge, 1998.
- [72] N.Lopes and B.Ribeiro, *Machine Learning for Adaptive Many-Core Machines – A Practical Approach*. .
- [73] R.Schapire, *Theoretical Machine Learning*, vol. Lecture #1. 2013.
- [74] M. Triki, A. C. Ammari, Y. Wang, and M. Pedram, “Reinforcement Learning-Based Dynamic Power Management of a Battery-Powered System Supplying Multiple Active Modes,” in *2013 European Modelling Symposium*, 2013, pp. 437–442.
- [75] T. Liu, Y. Zou, D. Liu, and F. Sun, “Reinforcement Learning–Based Energy Management Strategy for a Hybrid Electric Tracked Vehicle,” *Energies*, vol. 8, no. 7, 2015.
- [76] T. Liu, X. Hu, S. E. Li, and D. Cao, “Reinforcement Learning Optimized Look-Ahead Energy Management of a Parallel Hybrid Electric Vehicle,” *IEEEASME Trans. Mechatron.*, vol. 22, no. 4, pp. 1497–1507, Aug. 2017.
- [77] X. Qi, G. Wu, K. Boriboonsomsin, and M. J. Barth, “Development and Evaluation of an Evolutionary Algorithm-Based OnLine Energy Management System for Plug-In Hybrid Electric Vehicles,” *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.*, vol. 18, no. 8, pp. 2181–2191, Aug. 2017.
- [78] Y. L. Murphey *et al.*, “Intelligent Hybrid Vehicle Power Control—Part II: Online Intelligent Energy Management,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 62, no. 1, pp. 69–79, Jan. 2013.
- [79] J. P. F. Trovão, V. D. N. Santos, C. H. Antunes, P. G. Pereirinha, and H. M. Jorge, “A Real-Time Energy Management Architecture for Multisource Electric Vehicles,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 62, no. 5, pp. 3223–3233, May 2015.
- [80] J. P. Trovão, P. G. Pereirinha, H. M. Jorge, and C. H. Antunes, “A multi-level energy management system for multi-source electric vehicles – An integrated rule-based meta-heuristic approach,” *Appl. Energy*, vol. 105, pp. 304–318, May 2013.
- [81] Q. Badey, “Study of mechanisms and modeling of lithium-ion battery ageing for an automotive usage,” Thèse de doctorat, Université Paris Sud - Paris XI, 2012.
- [82] Y. Dandeville, “Thermal and electrochemical analysis of carbone-MnO₂ supercapacitors in aqueous electrolyte,” Thèse de doctorat, Université de Nantes, 2012.
- [83] M. Ortuzar, J. Moreno, and J. Dixon, “Ultracapacitor-Based Auxiliary Energy System for an Electric Vehicle: Implementation and Evaluation,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 54, no. 4, pp. 2147–2156, Aug. 2007.
- [84] J. Schiffer, D. Linzen, and D. U. Sauer, “Heat generation in double layer capacitors,” *J. Power Sources*, vol. 160, no. 1, pp. 765–772, Sep. 2006.
- [85] S. Shili, A. Hijazi, P. Venet, A. Sari, X. Lin-Shi, and H. Razik, “Balancing circuit control for supercapacitor state estimation,” in *2015 Tenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER)*, 2015, pp. 1–7.
- [86] M. B. Camara, B. Dakyo, and H. Gualous, “Polynomial Control Method of DC/DC Converters for DC-Bus Voltage and Currents Management—Battery and Supercapacitors,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 27, no. 3, pp. 1455–1467, Mar. 2012.
- [87] M. B. Camara, H. Gualous, F. Gustin, and A. Berthon, “Design and New Control of DC/DC Converters to Share Energy Between Supercapacitors and Batteries in Hybrid Vehicles,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 57, no. 5, pp. 2721–2735, Sep. 2008.
- [88] M. B. Camara, H. Gualous, F. Gustin, A. Berthon, and B. Dakyo, “DC/DC Converter Design for Supercapacitor and Battery Power Management in Hybrid Vehicle Applications—Polynomial Control Strategy,” *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 57, no. 2, pp. 587–597, Feb. 2010.

- [89] Y. Cho, H. Miwa, and J. S. Lai, “A digital single-loop control of multi-phase dc-dc converter for fuel cell powered truck auxiliary power unit,” in *Power Electronics and ECCE Asia (ICPE & ECCE), 2011 IEEE 8th International Conference on*, 2011, pp. 2261–2266.
- [90] D. V. Do, “Diagnostic de batteries lithium ion dans les applications embarquées,” 2010.
- [91] S. Raël, M. Urbain, and H. Renaudineau, “Modèle multiphysique de batterie lithium-ion implanté dans un logiciel de simulation des systèmes électriques,” in *SGE 2014, Symposium de Génie Electrique*, Cachan, France, 2014.
- [92] T. Mesbahi, N. Rizoug, F. Khenfri, P. Bartholomeüs, and P. L. Moigne, “Dynamical modelling and emulation of Li-ion batteries–supercapacitors hybrid power supply for electric vehicle applications,” *IET Electr. Syst. Transp.*, vol. 7, no. 2, pp. 161–169, Jun. 2017.
- [93] V. Ruiz, C. Blanco, M. Granda, R. Menéndez, and R. Santamaría, “Effect of the thermal treatment of carbon-based electrodes on the electrochemical performance of supercapacitors,” *J. Electroanal. Chem.*, vol. 618, no. 1, pp. 17–23, Jul. 2008.
- [94] S. Shili, A. Hijazi, A. Sari, P. Bevilacqua, and P. Venet, “Online supercapacitor health monitoring using a balancing circuit,” *J. Energy Storage*, vol. 7, pp. 159–166, Aug. 2016.
- [95] A. Eddahech, O. Briat, and J.-M. Vinassa, “Thermal characterization of a high-power lithium-ion battery: Potentiometric and calorimetric measurement of entropy changes,” *Energy*, vol. 61, no. Supplement C, pp. 432–439, Nov. 2013.
- [96] C. Forgez, D. Vinh Do, G. Friedrich, M. Morcrette, and C. Delacourt, “Thermal modeling of a cylindrical LiFePO₄/graphite lithium-ion battery,” *J. Power Sources*, vol. 195, no. 9, pp. 2961–2968, May 2010.
- [97] R. German, S. Shili, A. Sari, P. Venet, and A. Bouscayrol, “Characterization Method for Electrothermal Model of Li-Ion Large Cells,” in *2017 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, 2017, pp. 1–6.
- [98] A. Eddahech, “Aging modeling and state-of-health determination for lithium-ion batteries used in electric and hybrid vehicle applications,” Thèse de doctorat, Université Sciences et Technologies - Bordeaux I, 2013.
- [99] K.-J. Lee, K. Smith, A. Pesaran, and G.-H. Kim, “Three dimensional thermal-, electrical-, and electrochemical-coupled model for cylindrical wound large format lithium-ion batteries,” *J. Power Sources*, vol. 241, pp. 20–32, Nov. 2013.
- [100] S. Al-Hallaj and J. Selman, “Thermal modeling of secondary lithium batteries for electric vehicle/hybrid electric vehicle applications,” *J. Power Sources*, vol. 110, no. 2, pp. 341–348, Aug. 2002.
- [101] N. Damay, C. Forgez, M.-P. Bichat, and G. Friedrich, “Thermal modeling of large prismatic LiFePO₄/graphite battery. Coupled thermal and heat generation models for characterization and simulation,” *J. Power Sources*, vol. 283, pp. 37–45, Jun. 2015.
- [102] S. C. Chen, C. C. Wan, and Y. Y. Wang, “Thermal analysis of lithium-ion batteries,” *J. Power Sources*, vol. 140, no. 1, pp. 111–124, Jan. 2005.
- [103] I. Baghdadi, O. Briat, A. Eddahech, J. M. Vinassa, I. Baghdadi, and P. Gyan, “Electro-thermal model of lithium-ion batteries for electrified vehicles applications,” in *2015 IEEE 24th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, 2015, pp. 1248–1252.
- [104] T. Waldmann, M. Wilka, M. Kasper, M. Fleischhammer, and M. Wohlfahrt-Mehrens, “Temperature dependent ageing mechanisms in Lithium-ion batteries – A Post-Mortem study,” *J. Power Sources*, vol. 262, no. Supplement C, pp. 129–135, Sep. 2014.
- [105] **R. Abdelhedi, A. C. Ammari, A. Sari, A. Lahyani, and P. Venet, “Optimal power sharing between batteries and supercapacitors in Electric vehicles,” in 2016 7th**

- International Conference on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications (SETIT), 2016, pp. 97–103.***
- [106] K. Sharma and D. K. Palwalia, “Design of digital PID controller for voltage mode control of DC-DC converters,” in *2017 International conference on Microelectronic Devices, Circuits and Systems (ICMDCS)*, 2017, pp. 1–6.
- [107] A. L. Allegre, A. Bouscayrol, and R. Trigui, “Influence of control strategies on battery/supercapacitor hybrid Energy Storage Systems for traction applications,” in *2009 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, 2009, pp. 213–220.
- [108] H. Alaa, D. L. Michael, B. Eric, V. Pascal, C. Guy, and R. Gerard, “Sliding mode control of boost converter: Application to energy storage system via supercapacitors,” in *2009 13th European Conference on Power Electronics and Applications*, 2009, pp. 1–10.
- [109] M. Karuppiah, K. Karthikumar, and A. Arunbalj, “A transformerless buck-boost converter with PID controller (closed loop controller),” in *2017 IEEE International Conference on Intelligent Techniques in Control, Optimization and Signal Processing (INCOS)*, 2017, pp. 1–7.
- [110] O. Ibrahim, N. Z. Yahaya, and N. Saad, “Comparative studies of PID controller tuning methods on a DC-DC boost converter,” in *2016 6th International Conference on Intelligent and Advanced Systems (ICIAS)*, 2016, pp. 1–5.
- [111] A. Cid-Pastor, L. Martinez-Salamero, C. Alonso, R. Leyva, and S. Singer, “Paralleling DC-DC Switching Converters by Means of Power Gytrators,” *IEEE Trans. Power Electron.*, vol. 22, no. 6, pp. 2444–2453, Nov. 2007.
- [112] Y. Panov and M. M. Jovanovic, “Stability and dynamic performance of current-sharing control for paralleled voltage regulator modules,” in *APEC 2001. Sixteenth Annual IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (Cat. No.01CH37181)*, 2001, vol. 2, pp. 765–771 vol.2.
- [113] **R. Abdelhedi, A. Lahyani, A. C. Ammari, A. Sari, and P. Venet, “Frequency Power Sharing for Battery/Supercapacitors Hybrid Energy Storage System in Electric Vehicles,” *Int. Rev. Model. Simul. IREMOS*, vol. 10, no. 6, 2017.**
- [114] R. Abdelhedi, A. Ammari, A. Lahyani, A. Sari, and P. Venet, “An improved Frequency Sharing Strategy Between Battery and Supercapacitors in Electric Vehicles,” in *Electrimacs 2017*, Toulouse, France, 2017.
- [115] K. Doya, K. Samejima, K. Katagiri, and M. Kawato, “Multiple Model-Based Reinforcement Learning,” *Neural Comput.*, vol. 14, no. 6, pp. 1347–1369, 2002.
- [116] A. Salkham, R. Cunningham, A. Garg, and V. Cahill, “A Collaborative Reinforcement Learning Approach to Urban Traffic Control Optimization,” in *Proceedings of the 2008 IEEE/WIC/ACM International Conference on Web Intelligence and Intelligent Agent Technology - Volume 02*, 2008, pp. 560–566.
- [117] X. Qi, Y. Luo, G. Wu, K. Boriboonsomsin, and M. J. Barth, “Deep reinforcement learning-based vehicle energy efficiency autonomous learning system,” in *2017 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV)*, 2017, pp. 1228–1233.
- [118] L. Duchesne, E. Karangelos, and L. Wehenkel, “Machine learning of real-time power systems reliability management response,” in *2017 IEEE Manchester PowerTech*, 2017, pp. 1–6.
- [119] R. S. Sutton *et al.*, “Fast gradient-descent methods for temporal-difference learning with linear function approximation,” in *Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning*, Montreal, Quebec, Canada, 2009, pp. 993–1000.
- [120] R. Bogacz, S. M. McClure, J. Li, J. D. Cohen, and P. R. Montague, “Short-term memory traces for action bias in human reinforcement learning,” *Brain Res.*, vol. 1153, pp. 111–121, Jun. 2007.

- [121] X. Hu, S. E. Li, and Y. Yang, “Advanced Machine Learning Approach for Lithium-Ion Battery State Estimation in Electric Vehicles,” *IEEE Trans. Transp. Electrification*, vol. 2, no. 2, pp. 140–149, Jun. 2016.
- [122] **R. Abdelhedi, A. Lahyani, A. C. Ammari, A. Sari, and P. Venet, “Reinforcement learning-based power sharing between batteries and supercapacitors in electric vehicles,” in *2018 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT)*, 2018, pp. 2072–2077.**

Annexe A : Cahier des charges

Cycle de conduite

Un cycle de conduite normalisé intitulé NEDC est utilisé pour décrire l'évolution de vitesse d'un véhicule électrique. Comme il est indiqué sur la **Figure 1** le cycle comporte des scénarii d'accélération et de décélération et des paliers de vitesse constante sur une durée de 20 min.

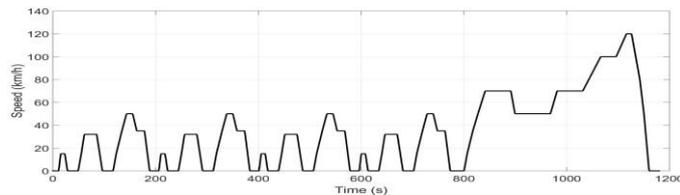


Figure 1 : Profil de vitesse.

Tenant compte des caractéristiques du véhicule en termes de poids, châssis... et connaissant le profil de vitesse (cf. **Figure 1**), nous pouvons déterminer le besoin en puissance du véhicule. Le profil de puissance présenté sur la **Figure 2** est le résultat des études effectuées par le partenaire du laboratoire Ampère, l'IFSTTAR.

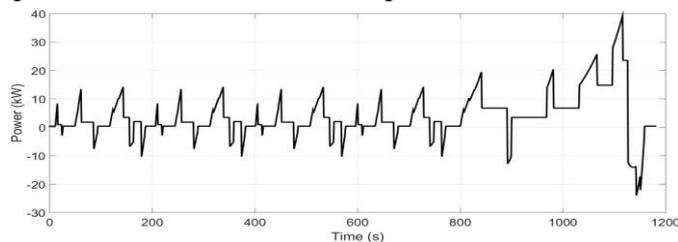


Figure 2 : Profil en puissance.

Nous déterminons les spécifications suivantes :

- Vitesse maximale $V_{max} = 120$ km/h.
- Puissance maximale $P_{max} = 40$ kW.
- Énergie consommée $E_{max} = 24$ kWh
- Autonomie électrique (NEDC) $D_{totale} = 160$ km

Dimensionnement de batteries

Le module de batterie que nous avons considéré est le « Mastervolt » de type lithium ion, le document constructeur est en **Annexe B**. Elle possède les caractéristiques suivantes :

- ✓ Tension nominale $V_{Batt} = 12.8$ V.
- ✓ Capacité $C_{Batt} = 30$ Ah.

D'après (4) nous déterminons l'énergie pour un module $E_{Batt_Module} = 384$ Wh.

$$E_{Batt_Module} = V_{Batt} * C_{Batt} \quad (4)$$

D'où le nombre total des batteries nécessaires d'après (5).

$$Nbr_{ModuleBatt} = \frac{E_{totale}}{E_{Batt_Module}}$$

(5)

Avec E_{totale} l'énergie totale consommée du véhicule.

Sachant que $E_{totale} = 24$ kWh et $E_{Batt_Module} = 384$ Wh, nous obtenons $Nbr_{ModulesBatt} = 63$ modules. Pour la plage de tension indiquée sur la **figure 3**, nous déterminons le nombre de cellules de batteries en série à partir de (6).

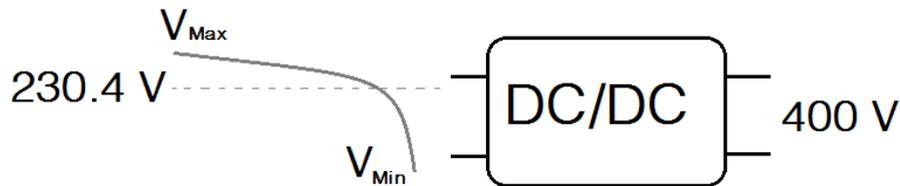


Figure 3 : Plage de tension coté batterie.

$$Nbr_{SérieBatt} = \frac{V_{BattTotale}}{V_{Batt}} \quad (6)$$

Puisque $V_{BattTotale} = 230.4$ V et $V_{Batt} = 12.8$ V, nous obtenons $Nbr_{SérieBatt} = 18$ modules en série. A partir de l'équation (7), nous calculons le nombre des branches en parallèle du pack.

$$Nbr_{ParrallélBatt} = \frac{Nbr_{ModulesBat}}{Nbr_{SérieBatt}} \quad (7)$$

$Nbr_{ModulesBatt} = 63$ et $Nbr_{SérieBatt} = 18$ d'où $Nbr_{ParrallèleBatt} = 4$ branches en parallèle.

- ✓ Vérifions la valeur de l'énergie offerte par la batterie après le dimensionnement par rapport à l'énergie totale demandée (E_{totale}).

$$E_{Batt} = E_{Batt_Cellule} * Nbr_{ModulesBat} \quad (8)$$

On sait que $E_{Batt_Module} = 384$ Wh et $Nbr_{ModulesBatt} = 63$ cellules et $E_{totale} = 24$ kWh.

Nous obtenons $E_{Batt} = 24.19$ kWh d'où $E_{Batt} > E_{totale}$.

Dimensionnement des supercondensateurs

Les supercondensateurs pour lesquels nous avons opté sont des « Maxwell ». D'après le document constructeur (**Annexe C**) ils possèdent les caractéristiques suivantes :

- ✓ Tension nominale $V_{SC} = 2.7$ V.
- ✓ Capacité $C_{SC} = 310$ F.

Le dimensionnement des supercondensateurs est fait d'une façon à assurer la complémentarité avec la batterie du point de vue énergétique. L'énergie exploitable dans les supercondensateurs (E_{SC}) est choisie de façon à fournir une énergie de 100 kJ, ce qui est équivalent à une puissance de 10 kW pendant 10 secondes.

L'énergie exploitable par une seule cellule de supercondensateur s'exprime par la relation (9)

$$E_{SC_Cellule} = \frac{1}{2} * C_{SC} * (V_{SCfinal}^2 - V_{SCinitial}^2) \quad (9)$$

Avec :

$V_{SCfinal}$: tension finale du supercondensateur 2.7 V.

$V_{SCinitial}$: tension initiale du supercondensateur 1.35 V.

C_{SC} : capacité de la cellule 310 F.

D'après (10) nous déterminons le nombre de cellule totale.

$$Nbr_{CellulesSC} = \frac{E_{SC}}{E_{SC_Cellule}} \quad (10)$$

Sachant que $E_{SC} = 100$ kJ et $E_{SC_Cellule} = 0.844$ kJ, nous obtenons $Nbr_{CellulesSC} = 119$ cellules.

Pour la plage de tension indiquée sur la **figure 4**, nous déterminons le nombre de cellules de supercondensateurs en série à partir de (11).

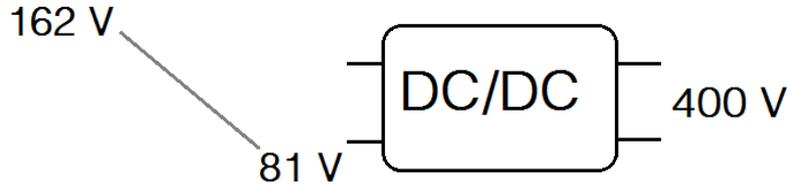


Figure 4 : Plage de tension coté des supercondensateurs.

$$Nbr_{SérieSC} = \frac{V_{SCfinaleTotale}}{V_{SCfinale}} \quad (11)$$

Avec :

$V_{SCfinaleTotale}$: tension finale du pack de supercondensateurs soit 162 V.

Puisque $V_{SCfinaleTotale} = 162$ V et $V_{SCfinale} = 2.7$ V nous tirons $Nbr_{SérieSC} = 60$ cellules en séries.

A partir de l'équation (12), nous calculons le nombre des branches en parallèle du pack vérifiant la valeur de l'énergie exploitable par les supercondensateurs après le dimensionnement (E_{SCdim}) par rapport à l'énergie demandée avant le dimensionnement.

$$Nbr_{ParrallèleSC} = \frac{Nbr_{CellulesSC}}{Nbr_{SérieSC}} \quad (12)$$

$Nbr_{CellulesSC} = 119$ et $Nbr_{SérieSC} = 60$ d'où $Nbr_{ParrallèleSC} = 2$ branches en parallèle

$$E_{SCdim} = E_{SC_Cellule} * Nbr_{CellulesSC} \quad (13)$$

On sait que $E_{SC_Cellule} = 0.844$ kJ et $Nbr_{CellulesSC} = 119$ cellules et $E_{SC} = 100$ kJ.

Nous obtenons donc $E_{SCdim} = 100.4$ kJ d'où $E_{SCdim} > E_{SC}$

Annexe B : Datasheet du module de batterie « Mastervolt MLS 12/390 12V, 30Ah »



USER'S MANUAL / GEBRUIKERSHANDLEIDING / BETRIEBSANLEITUNG
MODE D'EMPLOI / MANUAL DE UTILIZACION / INSTRUZIONI PER L'USO

Lithium-ion battery

MLS series: 12/80, 12/130, 12/260, 12/390 & 24/260

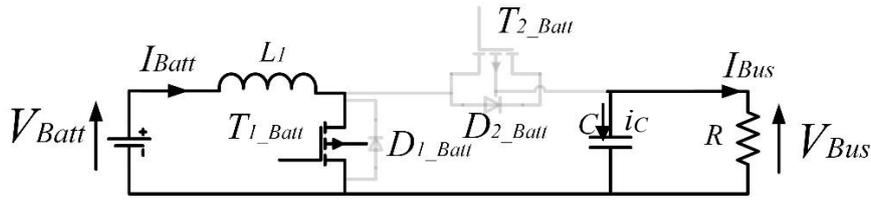
SPECIFICATIONS

Model	MLS 12/80	MLS 12/130	MLS 12/260	MLS 12/390	MLS 24/260
Article number	65010006	65010010	65010020	65010030	65020010
Chemistry	Li Fe PO ₄ , Lithium iron phosphate				
Charge/discharge specifications					
Nominal voltage	12.8V	12.8V	12.8V	12.8V	25.6V
Nominal capacity	6Ah	10Ah	20Ah	30Ah	10Ah
Nominal energy capacity	77Wh	128Wh	256Wh	384Wh	256Wh
Maximum charge current	6A (1C)	10A (1C)	20A (1C)	30A (1C)	10A(1C)
Maximum continuous discharge current	6A (1C)	10A (1C)	20A (1C)	30A (1C)	10A(1C)
Maximum pulse (30s) discharge current	12A	25A	40A	60A	25A
Charge Voltage Bulk/absorption	14.25V	14.25V	14.25V	14.25V	28.5V
Charge voltage Float	13.5V	13.5V	13.5V	13.5V	27.0V
Over voltage cut off limit	15.2V	15.2V	15.2V	15.2V	30.4V
Under voltage cut off limit	9.2V	9.2V	9.2V	9.2V	18.4V
Mechanical specifications					
Length (mm/inch)	90mm / 3.5in	151mm / 5.9in	180mm / 7.1in	182mm / 7.2in	180mm / 7.1in
Width (mm/inch)	70mm / 2.8in	65mm / 2.6in	77mm / 3.0in	127mm / 5.0in	77mm / 3.0in
Height excl. terminals (mm/inch)	103mm / 4.1in	97mm / 3.8in	154mm / 6.1in	134mm / 5.3in	154mm / 6.1in
Height incl. terminals (mm/inch)	109mm / 4.3in	103mm / 4.1in	160mm / 6.3in	140mm / 5.5in	160mm / 6.3in
Approximate weight	0.8kg (1.8lbs)	1.5kg (3.3lbs)	3.1kg (6.8lbs)	4.9kg(10.8lbs)	3.1kg (6.8lbs)
Terminal	Insert M5	Insert M5	Insert M5	Insert M5	Insert M5
General					
Parallel configuration	Yes, up to 3 (see section "Parallel Connection")				
Series configuration	No				
Nominal operating temp.	5 to 30°C (41 to 86°F), Recommended: 25°C (77°F)				
Max. operation temperature	-20 to 60 °C (-4 to 140°F)				
Over temperature cut off	≥90°C (194°F)				
Storage temperature	-20 to 60 °C (-4 to 140°F)				
Protection degree	IP65 (enclosure)				
Safety protections (BMS)	Integrated disconnect: Overvoltage, under voltage, over temperature				
Cell balancing	Yes, passive				
Warranty	2 years				
Self-discharge	<2% per month @ 20°C (68°F)				
Cycle life	>2500 cycles (@1C charge/discharge @100% DOD @20°C, 80% capacity remaining)				

Annexe C : Datasheet Supercondensateurs « Maxwell 2.7V 310F »

DATASHEET BC SERIES ULTRACAPACITORS		
<p>FEATURES AND BENEFITS*</p> <ul style="list-style-type: none"> ➤ Up to 500,000 duty cycles or 10 year life ➤ Low internal resistance ➤ High power performance ➤ 310F and 350F capacitance values ➤ Radial terminals for PCB mounting 	<p>TYPICAL APPLICATIONS</p> <ul style="list-style-type: none"> ➤ Wind turbine pitch control ➤ Automotive subsystems ➤ Small UPS systems ➤ Consumer and industrial electronics ➤ Medical equipment ➤ Portable tools 	
<p>PRODUCT SPECIFICATIONS</p>		
ELECTRICAL	BCAP0310	BCAP0350
Rated Capacitance ¹	310 F	350 F
Minimum Capacitance, initial ¹	310 F	350 F
Maximum ESR _{DC} initial ¹	2.2 mΩ	3.2 mΩ
Test Current for Capacitance and ESR _{DC} ¹	31 A	35 A
Rated Voltage	2.70 V	2.70 V / 2.50 V
Absolute Maximum Voltage ²	2.85 V	2.85 V
Absolute Maximum Current	250 A	170 A
Leakage Current at 25°C, maximum ³	0.45 mA	0.30 mA
TEMPERATURE		
Operating temperature range (Cell case temperature)		
Minimum	-40°C	-40°C
Maximum	65°C	65°C / 70°C
Storage temperature range (Stored uncharged)		
Minimum	-40°C	-40°C
Maximum	70°C	70°C
PHYSICAL		
Mass, typical	60 g	60 g
Terminals	Radial Tab	Radial Tab
Vibration	IEC 60068.2.6, SAE J2380	IEC 60068.2.6, SAE J2380
Shock	IEC 60068.2.27, SAE J2464	IEC 60068.2.27, SAE J2464
POWER & ENERGY	BCAP0310	BCAP0350

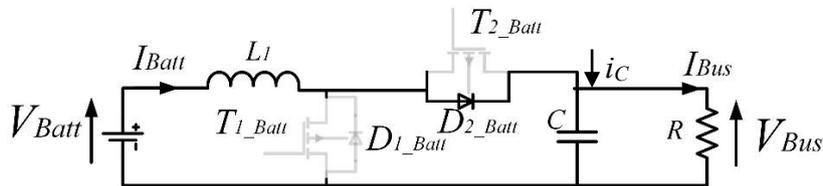
Annexe D : Dimensionnement des convertisseurs DC/DC



Notons T la période de commutation.

Pour l'intervalle de temps : $0 \leq t \leq \alpha_{Batt} \cdot T$ (état passant)

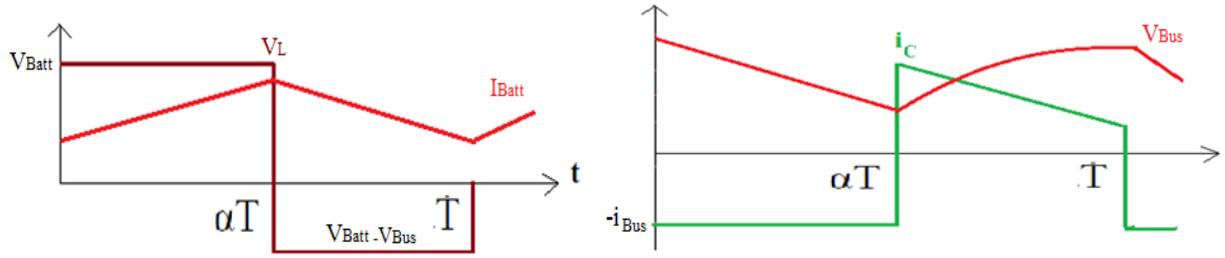
$$\left\{ \begin{array}{l} L_1 \frac{dI_{Batt}}{dt} = V_{Batt} \\ I_{Batt} = \frac{V_{Batt}}{L_1} t + I_{Lmin} \\ C \frac{dV_{Bus}}{dt} = -I_{Bus} \\ V_{Bus} = -\frac{I_{Bus}}{C} t + V_{Busmax} \end{array} \right. \quad (1)$$



Pour l'intervalle de temps : $\alpha_{Batt} T \leq t \leq T$ (état bloqué)

$$\left\{ \begin{array}{l} L_1 \frac{dI_{Batt}}{dt} = V_{Batt} - V_{Bus} \\ I_{Batt} = \frac{V_{Batt} - V_{Bus}}{L_1} (t - \alpha T) + I_{Lmax} \\ C \frac{dV_{Bus}}{dt} = I_{Batt} - I_{Bus} \\ V_{Bus} = \int I_C dt \quad \rightarrow \text{L'intégrale d'une droite est} \\ \text{une parabole} \end{array} \right. \quad (2)$$

Nous pouvons tirer les formes d'onde de I_{Batt} et V_{Bus} représentées sur la figure ci-dessous.



$$\Delta I_L = I_{L\max} - I_{L\min}$$

Pour $t = \alpha_{Batt} \cdot T$ d'après (1) et (2)

$$\frac{V_{Batt}}{L_1} \alpha_{Batt} T + I_{L\min} = I_{L\max}$$

$$\Delta I_L = I_{L\max} - I_{L\min} = \frac{V_{Batt}}{L_1 f} \alpha_{Batt}$$

$$V_{Batt} = V_{Bus} (1 - \alpha_{Batt})$$

$$\Delta I_L = \frac{V_{Bus} \alpha_{Batt} (1 - \alpha_{Batt})}{L_1 f}$$

En résolvant $\frac{d\Delta I_L}{d\alpha} = 0$,

ΔI_L est maximale pour $\alpha=0.5$

$$L_1 \geq \frac{V_{Bus}}{\Delta I_L 4f}$$

$$\Delta V_{Bus} = V_{Bus\max} - V_{Bus\min}$$

Pour $t = \alpha_{Batt} \cdot T$ d'après (1) et (2)

$$-\frac{I_{Bus}}{C} \alpha_{Batt} T + V_{Bus\max} = V_{Bus\min}$$

$$\Delta V_{Bus} = V_{Bus\max} - V_{Bus\min} = \frac{I_{Bus}}{Cf} \alpha_{Batt}$$

$$I_{Bus} = I_{Batt} (1 - \alpha_{Batt})$$

$$\Delta V_{Bus} = \frac{I_{Batt} \alpha_{Batt} (1 - \alpha_{Batt})}{Cf}$$

En résolvant $\frac{d\Delta V_{Bus}}{d\alpha} = 0$,

ΔV_{Bus} est maximale pour $\alpha=0.5$

$$C \geq \frac{I_{Batt}}{\Delta V_{Bus} 4f}$$

Annexe E : Contrôle des convertisseurs DC/DC

1-Linéarisation de la fonction de transfert

On constate que la représentation est non linéaire. Un modèle linéaire peut être obtenu en linéarisant ce dernier autour d'un point d'équilibre (régime permanent). Cette méthode repose sur le fait que la période de découpage (temps de commutation des interrupteurs) est généralement très faible devant les constantes de temps des filtres. Cela nous amène à introduire une grandeur liée aux variations lentes devant la période de découpage. D'où :

$$I_{Batt} = I_{Batt} + \hat{I}_{Batt} ; \quad V_{Batt} = V_{Batt} + \hat{V}_{Batt} ; \quad V_{Bus} = V_{Bus} + \hat{V}_{Bus} ; \quad \alpha = \alpha + \hat{\alpha}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} L \frac{d(I_{Batt} + \hat{I}_{Batt})}{dt} = (V_{Batt} + \hat{V}_{Batt}) - (1 - (\alpha + \hat{\alpha}))(V_{Bus} + \hat{V}_{Bus}) \\ C \frac{d(V_{Bus} + \hat{V}_{Bus})}{dt} = (1 - (\alpha + \hat{\alpha}))(I_{Batt} + \hat{I}_{Batt}) - \frac{(V_{Bus} + \hat{V}_{Bus})}{R} \end{array} \right.$$

En régime permanent on obtient :

$$\left\{ \begin{array}{l} L \frac{dI_{Batt}}{dt} = 0 = V_{Batt} - (1 - \alpha)V_{Bus} \\ C \frac{dV_{Bus}}{dt} = 0 = (1 - \alpha)I_{Batt} - \frac{V_{Bus}}{R} \end{array} \right. \quad \left\{ \begin{array}{l} V_{Bus} = \frac{V_{Batt}}{(1 - \alpha)} \\ I_{Batt} = \frac{V_{Bus}}{R(1 - \alpha)} = \frac{I_{Bus}}{(1 - \alpha)} \end{array} \right.$$

En régime transitoire (au premier ordre) :

$$\left\{ \begin{array}{l} L \frac{d\hat{I}_{Batt}}{dt} = \hat{V}_{Batt} + \hat{V}_{Batt} - \hat{V}_{Bus} - V_{Bus} + \alpha \hat{V}_{Bus} + \hat{\alpha} \cdot \hat{V}_{Bus} + \alpha \hat{V}_{Bus} + \hat{\alpha} V_{Bus} \\ C \frac{d\hat{V}_{Bus}}{dt} = \hat{I}_{Batt} + \hat{I}_{Batt} - \alpha \hat{I}_{Batt} - \alpha \hat{I}_{Batt} - \hat{I}_{Batt} \hat{\alpha} - \hat{\alpha} \hat{I}_{Batt} - \hat{I}_{Batt} (1 - \alpha) - \frac{\hat{V}_{Bus}}{R} \end{array} \right.$$

$$\left\{ \begin{array}{l} L \frac{d\hat{I}_{Batt}}{dt} = \hat{V}_{Batt} - (1 - \alpha)\hat{V}_{Bus} + \hat{\alpha} \hat{V}_{Bus} \\ C \frac{d\hat{V}_{Bus}}{dt} = -\hat{\alpha} \hat{I}_{Batt} + (1 - \alpha)\hat{I}_{Batt} - \frac{\hat{V}_{Bus}}{R} \end{array} \right.$$

Puisque $I_{Batt} = \frac{V_{Bus}}{R(1-\alpha)}$

$$\left\{ \begin{array}{l} L \frac{d \hat{I}_{Batt}}{dt} = \hat{V}_{Batt} - (1-\alpha) \hat{V}_{Bus} + \alpha \hat{V}_{Bus} \\ RC \frac{d \hat{V}_{Bus}}{dt} = -\alpha \frac{\hat{V}_{Bus}}{(1-\alpha)} + R(1-\alpha) \hat{I}_{Batt} - \hat{V}_{Bus} \end{array} \right.$$

En effectuant la transformé de la place

$$L.p \hat{I}_{Batt} = \hat{V}_{Batt} - (1-\alpha) \hat{V}_{Bus} + \alpha \hat{V}_{Bus} \quad (1)$$

$$RC.p \hat{V}_{Bus} = -\alpha \frac{\hat{V}_{Bus}}{(1-\alpha)} + R(1-\alpha) \hat{I}_{Batt} - \hat{V}_{Bus} \quad (2)$$

On tire de (1) :

$$\hat{I}_{Batt} = \frac{\hat{V}_{Batt} - (1-\alpha) \hat{V}_{Bus} + \alpha \hat{V}_{Bus}}{Lp} \quad \text{En l'injectant dans (2), nous obtenons :}$$

$$RC.p \hat{V}_{Bus} = -\alpha \frac{\hat{V}_{Bus}}{(1-\alpha)} + R(1-\alpha) \frac{\hat{V}_{Batt} - (1-\alpha) \hat{V}_{Bus} + \alpha \hat{V}_{Bus}}{Lp} - \hat{V}_{Bus}$$

Si on exprime \hat{V}_{Bus} en fonction de $\hat{\alpha}$ et \hat{V}_{Batt}

$$\left[1 + RC.p + \frac{R(1-\alpha)^2}{L.p} \right] \hat{V}_{Bus} = -\alpha \frac{\hat{V}_{Bus}}{(1-\alpha)} \left[\frac{R(1-\alpha)^2}{L.p} - 1 \right] + \frac{R(1-\alpha)}{L.p} \hat{V}_{Batt}$$

Nous déterminons $\frac{\hat{V}_{Bus}}{\hat{\alpha}}$ pour $\hat{V}_{Batt} = 0$

$$\text{D'où } F(p) = \frac{\hat{V}_{Bus}}{\hat{\alpha}} = \frac{\hat{V}_{Bus}}{(1-\alpha)} \frac{1 - \frac{L_1}{R(1-\alpha)^2} p}{1 + \frac{L_1}{R(1-\alpha)^2} p + \frac{L_1 \cdot C}{(1-\alpha)^2} p^2}$$

Pour déterminer $\frac{\hat{V}_{Bus}}{\hat{\alpha}}$, on tire l'expression $\hat{\alpha}$ de (1)

$$\hat{\alpha} = \frac{\hat{I}_{Batt} L.p - \hat{V}_{Batt} + (1-\alpha) \hat{V}_{Bus}}{\hat{V}_{Bus}} \quad \text{Si on l'injecte dans (2)}$$

nous déterminons $\frac{\hat{V}_{Bus}}{\hat{I}_{Batt}}$ pour $\hat{V}_{Batt} = 0$

$$F_2(p) = \frac{\hat{V}_{Bus}}{\hat{I}_{Batt}} = \frac{2V_{Bus}(p)}{R.(1-\alpha)^2} \frac{1 + \frac{R.C}{2}p}{1 + \frac{L_1}{R.(1-\alpha)^2}p + \frac{L_1.C}{(1-\alpha)^2}p^2}$$

Pour déterminer $F_1(p) = \frac{\hat{I}_{Batt}}{\alpha}$, il suffit de se baser sur la relation $F(p) = F_1(p) * F_2(p)$

$$F_1(p) = \frac{F(p)}{F_2(p)} \quad \text{d'où} \quad F_1(p) = \frac{\hat{I}_{Batt}}{\alpha} = \frac{R.(1-\alpha_{Batt})}{2} \frac{(1 - \frac{L_1}{R.(1-\alpha_{Batt})^2}p)}{1 + \frac{R.C}{2}p}$$

2-Synthèse de correcteurs

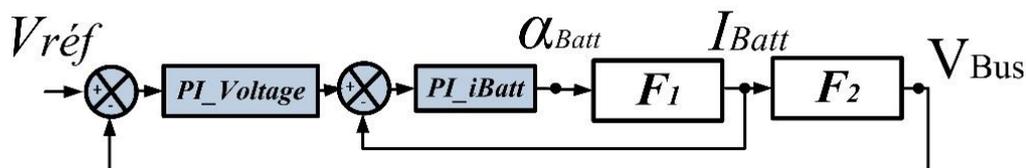


Figure 6 : Schéma d'asservissement.

Nous avons présenté un modèle linéaire du convertisseur qui a été déduit par linéarisation autour d'un point de fonctionnement. Pour faire la synthèse des paramètres du correcteur il faut donc choisir un point de référence. Nous choisissons le point le plus critique du point de vue de stabilité qui correspond au zéro le plus faible et au pôle le plus proche de l'axe des imaginaires. Ce point correspond pour un convertisseur Boost à la tension d'entrée minimale et à la charge maximale (plus faible valeur de résistance).

Donc, le point critique d'un point de vue stabilité est le suivant : $V_{Batt} = 8V$ qui correspond à un rapport cyclique $\alpha_{max} = 0,625$ et une résistance $R = 0,256 \Omega$ ($I_{max} = 62 A$).

$$R = \frac{V_{Bus}}{I_{max}}$$

La pulsation du zéro instable W_z est égale à 219.51 rad/s.

$$W_z = \frac{R(1-\alpha)^2}{L_1}$$

Pour déterminer les correcteurs, nous allons imposer des conditions de stabilité :

- ✓ La boucle interne est 3 fois plus rapide que la boucle externe.
- ✓ La pulsation du zéro instable est 3 fois plus rapide que la boucle externe.

Grâce à l'outil « *Sisotool* » de Matlab, le paramétrage des correcteurs PI se fait d'une façon interactive et simple. D'abord nous réglons le contrôleur de la boucle interne de courant PI_{iBatt} pour avoir un temps de réponse d'environ 3 ms.

Ensuite, nous déterminons le régulateur de la boucle de tension pour une pulsation de la boucle externe à 65.3 rad/s

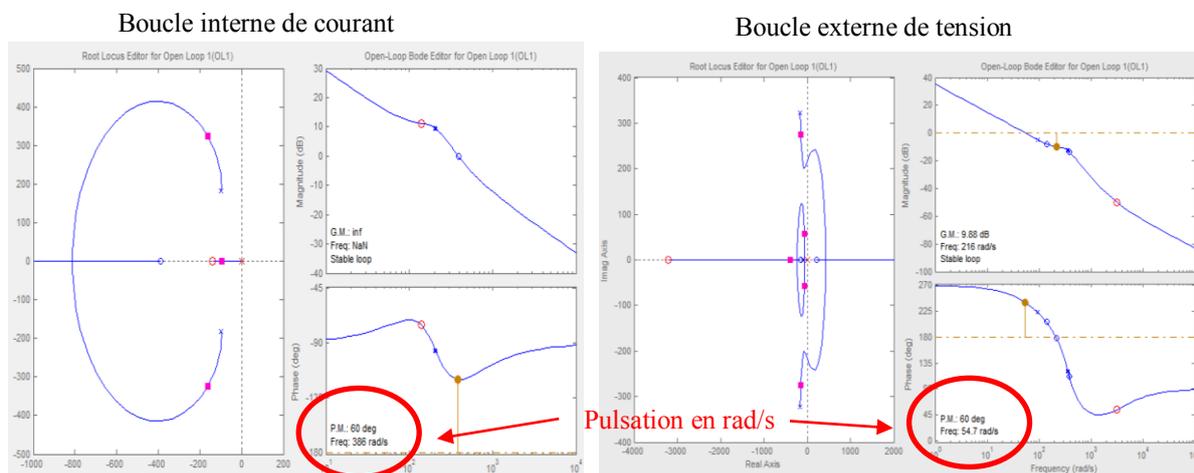


Figure 7 : Placement des pôles pour le système régulé.

Annexe F : Programme Matlab

```

1  RMStab(k) = RMS;
2  Bustab(k) = RMSBUS; %new
3  next_reward = 1/(RMS^2);
4  Q(1,k) = Q(1,k) + alpha * (next_reward + gama* max(Q(1,:)) - Q(1,k));
5  Rtab(k+1)= RMStab(k);
6  Btab(k+1) =Bustab(k); %new
7  Tabaction(k)=action;
8  Tabaction_local(k)=action;
9  DevI(k) = Rtab(k+1)- Rtab(k);
10 DevIprofil(k) = Btab(k+1)-Btab(k); % new
11 %*****
12 %*****detection_changement*****
13 if ((DevIprofil(k) > 0) && (DevIprofil(k) >= (0.2*Btab(k)))) % 20% taux variation
14     changement_profil =true;
15     index_action = 1 ;
16     action = Fc_action(index_action);
17     augmentationI=0;
18     gauche = false; droite= false; changement_action = false;
19     Tabaction_local=0.015;
20     Q = zeros(1,31);
21 augmentationG = augmentationG+1;
22     autoriser_dicotomie = false ; % a remettre juste après test
23     end
24 %*****
25 if ((DevI(k) > 0)
26     augmentationI = augmentationI+1;
27     end
28     if (augmentationI>=3)
29         autoriser_dicotomie = true ;
30         augmentationI=0;
31     end
32 % déjà j'ai pris en compte 2 augmentation I comme en initial donc cava
33 if (autoriser_dicotomie== true)
34     changement_action = true;
35     [Ci,Ii]=max(Q,[],2);
36     if (m1==Ii) && (droite==true)
37         droite= false;
38 R = length(Tabaction_local);
39 Exttab(1) = 0;
40 f=1;
41 for i= 1:R
42     if ((Tabaction_local(i)) > (Tabaction_local(Ii)))
43         Exttab(f)= Tabaction_local(i);
44         f=f+1;
45     end
46 [Y,Rang_ext] = min(Exttab,[],2);
47     end
48 ext_D = Exttab(Rang_ext);
49     s1 = (Tabaction_local(m1)+ ext_D)/2; %tester sens2 (15)
50     action = s1;
51     else
52     m1=Ii; % nouveau meilleur solution.
53     droite=true;
54     R = length(Tabaction_local);
55     Exttab(1) = 0;
56     f1=1;
57     for i= 1:R
58         if ((Tabaction_local(i)) < (Tabaction_local(Ii)))
59             Exttab(f1)= Tabaction_local(i);
60             f1=f1+1;
61         end
62         [Y,Rang_ext] = max(Exttab,[],2);
63     end
64 ext_G = Exttab(Rang_ext);
65     s2 = (Tabaction_local(m1)+ ext_G)/2; %(5)
66     action = s2;
67     end

```

Annexe G : Banc de cyclage *Arbin BT2000*

Le banc de courant utilisé pour émuler un véhicule électrique dans notre expérimentation.

ARBIN BT2000 - Battery Test Equipment

Arbin's hardware design allows for extremely flexible specifications in terms of the voltage range, and the current ranges for the test channels. The BT-2000 can be custom designed to meet the parameters of any experiment, or test schedule.

Providing Battery Test Stations ranging from single cells to modules to large packs, Arbin can design a test station that will fit your requirements

Hardware Features:

- Completely Independent Channels allow users to run multiple independent tests simultaneously without affecting what is happening on the other channels
- Industry Leading Accuracy up to 0.02% for low power and 0.05% for high power applications
- Current Rise Times as fast as 10us allowing for extremely reliable testing and response rates
- Potentiostatic/Galvanostatic Functionality enables each channel to run advanced electrochemical experiments with both voltage and current control
- Four-Point Kelvin Probe Connection for all main channels
- Plug and Play Channel and Auxiliary Modules for easy expansion and maintenance. This allows users the flexibility to have your test station grow as your testing requirements grow.
- Channel Paralleling allows users to parallel several of the main channels together to increase the current handling capability of the system
- Multiple Current Ranges for improved accuracy over a wide range of testing conditions.
- Dual Voltage Ranges available upon request



The BT-2000 is controlled by an external PC running our MITS Pro software. Using the MITS Pro software, you will have the capability of running any standard or customized test profiles that are required for your research.



BT2000 Typical System

BT2000 Model	BT2000-5V-2A-8Ch	BT2000-5V-2A-16Ch	BT2000-5V-10A-64Ch	BT2000-5V-50A-8Ch	BT2000-5V-100A-4Ch
Accuracy of V control	± 0.02%FSR	± 0.02%FSR	± 0.02%FSR	± 0.02%FSR	± 0.02%FSR
Resolution of V	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR
Three current ranges	± 2A/0.1A/0.01A	± 2A/0.1A/0.01A	± 10A/1A/0.01A	± 50A/5A/0.1A	± 100A/10A/1A
Accuracy of I control	± 0.02%FSR	± 0.02%FSR	± 0.02%FSR	± 0.02%FSR	± 0.02%FSR
Max. continuous power per channel	10W	10W	50W	250W	500W
Resolution of I	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR
Aux. voltage input channel	optional				
Aux. temperature input/control channel	optional				
Aux. pressure input channel	optional				
Current Rising Time	(± 2A): 50 µs	(± 2A): 50 µs	(± 10A): 50 µs	(± 50A): < 2ms	(± 100A): < 2ms
The fastest data login speed	-100 points/s/PC				
Charge/Discharge Min Pulse Width	0.5ms			<20 ms	

BT2000 Model	BT2000-5V-200A-2Ch	BT2000-50V-50A-4Ch	BT2000-50V-100A-4Ch	BT2000-50V-200A-2Ch	BT2000-50V-400A-1Ch
Accuracy of V control	± 0.02%FSR	± 0.05%FSR	± 0.05%FSR	± 0.05%FSR	± 0.05%FSR
Resolution of V	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR
Three current ranges	± 200A/20A/1A	± 50A/5A/0.1A	± 100A/10A/1A	± 200A/20A/1A	± 400A/50A/5A
Accuracy of I control	± 0.02%FSR	± 0.05%FSR	± 0.05%FSR	± 0.05%FSR	± 0.05%FSR
Max. continuous power per channel	1000W	2500W	5000W	10000W	20000W
Resolution of I	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR	± 0.01%FSR
Aux. voltage input channel	optional				
Aux. temperature input/control channel	optional				
Aux. pressure input channel	optional				
Current Rising Time	(± 200A): 2ms	(± 50A): 5ms	(± 100A): 5ms	(± 200A): 5ms	(± 400A): 10ms
the fastest data login speed	-100 points/s/PC				
Charge/Discharge Min Pulse Width	20ms	50ms	50ms	50ms	100ms

Custom-Designed Multi-Channel Battery Testing System

TECHNOLOGY	LINEAR	PWM-IGBT
Current Range	0 - 2000 A	≤ 500A
Voltage Range	0 - 72 V	≤ 500V
Power Range	≤ 40 kW	≤ 250 kW
Max. Number of Current Ranges	3	2 or 3 - up to hardware construction
Current Rising Time	20µs - 2ms	10 - 100 ms
Accuracy	0.02% FSR for V ≤ 24V	0.2% FSR
the fastest data login speed	- 100 points/s/PC	> 50 points/s/PC
Special Features	<ul style="list-style-type: none"> Low to high current and power. Low noise. Fast rise time. 	<ul style="list-style-type: none"> High current, power and voltage. Lower cost per watt. Regenerative power

(ES) Equipements Scientifiques SA - Département Tests Energie Mesures - 127 rue de Buzenval BP 26 - 92380 Garches
Tél. 01 47 95 99 45 - Fax. 01 47 01 16 22 - e-mail: tem@es-france.com - Site Web: www.es-france.com

Annexe H : Contrôleur embarqué PXI 8108

Le contrôleur embarqué PXI-8108 est un outil embarqué sophistiqué dédié pour des applications temps réel. Il est intégré dans un châssis avec d'autres équipements complémentaires tel que la carte FPGA et la carte d'acquisition avec des thermocouples.



Figure G.1 : Châssis de contrôleur embarqué PXI 8108

NI PXI-8108

- Intel Core 2 Duo T9400 processor (2.53 GHz dual core)
 - 1 GB (1 x 1 GB DIMM) dual-channel 800 MHz DDR2 RAM standard, 4 GB (1 x 4 GB DIMM) maximum
 - Up to 25 percent faster than the PXI-8106
 - Up to 132 MB/s system and slot bandwidth
 - 10/100/1000BASE-TX Ethernet
 - Integrated hard drive
 - 4 Hi-Speed USB ports
 - ExpressCard/34 slot
 - DVI-I video connector
 - IEEE 1284 ECP/EPP parallel port
 - GPIB (IEEE 488) controller
 - RS232 serial port
 - Internal PXI trigger bus routing
 - Watchdog timer
- Software**
- OS and drivers already installed
 - Hard-drive-based image recovery
- PXI System Configuration**
- Complete PXI system configuration at ni.com/pxiadvisor



Figure G.2 : Carte FPGA PXI-7841R.



Figure G.3 : Carte d'acquisition de température PXI4353

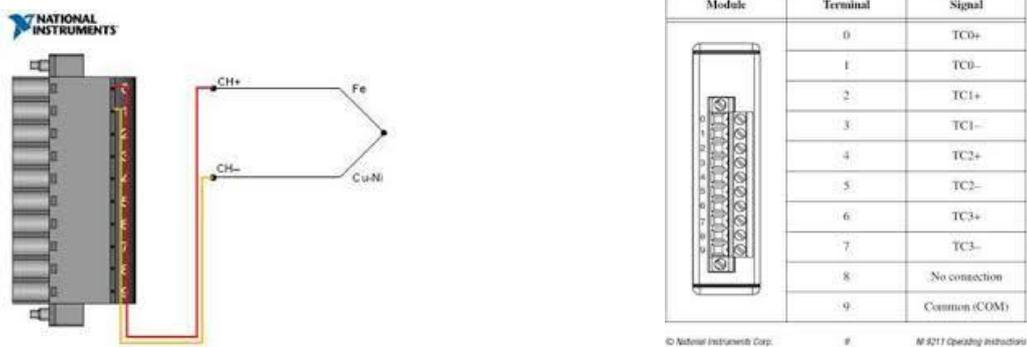


Figure G.4 : Câblage des thermocouples avec le module d'acquisition PXI4353

Annexe I : Mesure de courant

Pour la mesure du courant nous avons utilisés un capteur à effet hall LEM indiqué dans la figure ci-dessous.

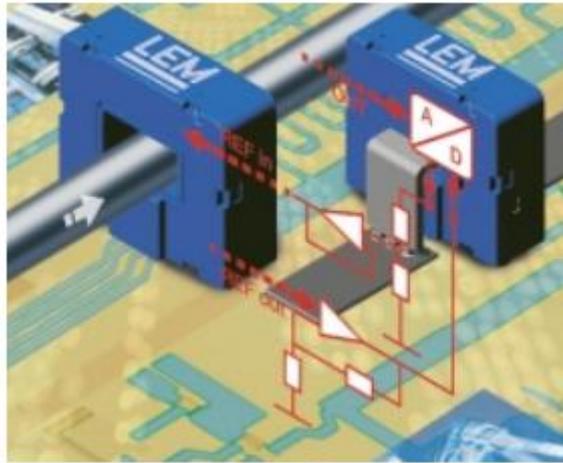


Figure G.1 : Capteur de courant LEM.



Current Transducer LF 205-S/SP3

For the electronic measurement of currents: DC, AC, pulsed..., with galvanic separation between the primary circuit and the secondary circuit.






Electrical data												
I_{PN}	Primary nominal rms current	100	A									
I_{PR}	Primary current, measuring range	0 .. ± 200	A									
R_{th}	Measuring resistance @	<table border="1" style="font-size: small;"> <tr> <th></th> <th>$T_A = 70\text{ }^\circ\text{C}$</th> <th>$T_A = 85\text{ }^\circ\text{C}$</th> </tr> <tr> <td>with ± 12 V</td> <td>0 35 15 94</td> <td>0 40 15 39</td> </tr> <tr> <td>with ± 15 V</td> <td>10 123 47 122</td> <td>16 55 47 54</td> </tr> </table>			$T_A = 70\text{ }^\circ\text{C}$	$T_A = 85\text{ }^\circ\text{C}$	with ± 12 V	0 35 15 94	0 40 15 39	with ± 15 V	10 123 47 122	16 55 47 54
	$T_A = 70\text{ }^\circ\text{C}$	$T_A = 85\text{ }^\circ\text{C}$										
with ± 12 V	0 35 15 94	0 40 15 39										
with ± 15 V	10 123 47 122	16 55 47 54										
I_{SC}	Secondary nominal rms current	100	mA									
K_{tr}	Conversion ratio	1 : 1000										
U_L	Supply voltage (+ 5 %)	± 12 .. 15	V									
I_C	Current consumption @ ± 15 V	17 + I_{PR}	mA									

Accuracy - Dynamic performance data			
X_{th}	Overall accuracy @ I_{PR} , $T_A = 25\text{ }^\circ\text{C}$	± 0.5	%
ϵ_L	Linearity error	< 0.1	%
I_{DO}	Offset current @ $I_P = 0$, $T_A = 25\text{ }^\circ\text{C}$	Tip	Max ± 0.2 mA
I_{DM}	Magnetic offset current @ $I_P = 0$ and specified R_{th} after an overload of 3 × I_{PR}		± 0.1 mA
I_{DT}	Temperature variation of I_{DO} - 40 °C .. + 85 °C	± 0.25 ± 0.65	mA
t_{rs}	Reaction time to 10 % of I_{PR} step	< 500	ns
t_{st}	Step response time ²⁾ to 90 % of I_{PR}	< 1	µs
d/dt	dI/dt accurately followed	> 100	A/µs
BW	Frequency bandwidth (-3 dB)	DC .. 100	kHz

General data			
T_A	Ambient operating temperature	- 40 .. + 85	°C
T_S	Ambient storage temperature	- 40 .. + 98	°C
R_{th}	Secondary coil resistance @ $T_A = 70\text{ }^\circ\text{C}$	13	Ω
	@ $T_A = 85\text{ }^\circ\text{C}$	11	Ω
m	Mass	73	g
	Standard	EN 60172: 1007	

$I_{PN} = 100\text{ A}$



Features

- Closed loop (compensated) current transducer using the Hall effect
- Insulating plastic case recognized according to UL 94-V0.

Special features

- $I_{PN} = 100\text{ A}$
- $I_{PR} = 0 .. \pm 200\text{ A}$
- $K_{tr} = 1 : 1000$.

Advantages

- Excellent accuracy
- Very good linearity
- Low temperature drift
- Optimized response time
- Wide frequency bandwidth
- No insertion losses
- High immunity to external interference
- Current overload capability.

Applications

- AC variable speed drives and servo motor drives
- Static converters for DC motor drives
- Battery supplied applications
- Uninterruptible Power Supplies (UPS)
- Switched Mode Power Supplies (SMPS)
- Power supplies for welding applications.

Application domain

- Industrial.

Notes: ¹⁾ The result of the coercive force (Hc) of the magnetic circuit
²⁾ With a dI/dt of 100 A/µs.

N° 97.14.44.003.0
7 June 2015 / version 9
LEM reserves the right to carry out modifications on its transducers, in order to improve them, without prior notice
Page 1/3
www.lem.com