

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITÉ IBN-KHALDOUN DE TIARET

FACULTÉ DES SCIENCES APPLIQUÉES

DÉPARTEMENT DE GÉNIE ÉLECTRIQUE



THÈSE

Présentée pour l'obtention du diplôme de

Doctorat en Sciences

Spécialité : **Électrotechnique**

Thème

**Contribution au développement d'un système
de contrôle et de gestion d'énergie destiné aux
véhicules électriques**

Présentée par :

Mme. BOURENANE Haiat

Soutenue le : 27/11/2025 devant le jury composé de :

NOM & Prénom	Grade	Établissement	Qualité
Mr. ALLAOUI Tayeb	Pr	Univ. de Tiaret	Président
Mr. NEGADI Karim	Pr	Univ. de Tiaret	Rapporteur
Mr. BERKANI Abderrahmane	MCA	Univ. de Tiaret	Co-rapporteur
Mr. BOUDIAF Mohamed	Pr	Univ. de Djelfa	Examineur
Mr. TOUAL Belkacem	Pr	Univ. de Djelfa	Examineur
Mr. GUETTAF Yacine	Pr	Univ. d'Elbayadh	Examineur
Mr. BOUREGUIG Kada	MCA	Univ. de Tiaret	Invité

Année universitaire 2024/2025

Remerciements

Avant toute chose, je rends grâce à Allah, le Tout-Puissant et le Miséricordieux, pour m'avoir éclairé dans l'acquisition de connaissances qui m'étaient auparavant inconnues, et pour m'avoir accordé la santé, la sérénité et la persévérance nécessaires à l'aboutissement de ce travail.

J'adresse mes remerciements les plus sincères à mon encadreur de thèse.

Monsieur **NEGADI Karim**, Professeur à l'Université Ibn Khaldoun–Tiaret, ainsi qu'à mon co-encadreur de thèse, Monsieur **BERKANI Abderrahmane**, Maître de conférence A à l'Université Ibn Khaldoun–Tiaret, pour leurs encouragements, leur expertise et leur soutien continu qui ont été d'une grande aide dans l'accomplissement de cette thèse.

Mes remerciements s'adressent aussi à Monsieur **ARARIA Rabah**, Maître de conférence B à l'Université Ibn Khaldoun–Tiaret, pour ses conseils précieux, ses orientations et l'aide qu'il m'a accordée pour mener ce travail à terme.

J'adresse également ma gratitude à Monsieur **ALLAOUI Tayeb**, Professeur à l'Université Ibn Khaldoun–Tiaret, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider le jury de cette thèse. Mes vifs remerciements vont aussi à Monsieur **BOUDIAF Mohamed**, Maître de conférence A à l'Université Ziane Achour–Djelfa, pour l'intérêt qu'il a porté à ce travail en acceptant de l'examiner.

Je suis profondément honoré par l'implication de Monsieur **TOUAL Belkacem**, Maître de conférence A à l'Université Ziane Achour–Djelfa, pour sa participation à l'évaluation de cette thèse et pour l'enrichissement scientifique qu'il apporte par sa présence au sein du jury.

Je souhaite également saluer la contribution de Monsieur **GUETTAF Yacine**, Professeur à l'Université d'El Bayadh, qui a accepté d'examiner ce travail et de prendre part aux délibérations du jury.

J'adresse aussi mes remerciements aux membres du laboratoire **L2GEGI** pour leur soutien technique et scientifique tout au long de ce travail.

Enfin, je remercie toutes les personnes, connues ou restées dans l'ombre, qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation et à la réussite de ce projet.

Dédicace

À mes chers parents, source inépuisable d'amour et de soutien

À ma famille qui m'a toujours encouragé à poursuivre mes rêves

À mes enseignants qui m'ont guidé avec patience et savoir

Et à tous ceux que j'aime et qui m'aiment

Je dédie ce travail, fruit de longues années d'efforts et de persévérance.

Table des matières

Remerciements	i
Dédicace	iii
Table des figures	xi
Liste des tableaux	xii
Acronymes	xiii
Nomenclature (Symbole)	xv
Introduction Générale	2
1 Introduction générale	2
I État de l’art sur la gestion et le stockage d’énergie dans les véhicules électriques	5
1 Introduction	6
2 Description du système	6
3 Processus d’analyse de consommation d’énergie dans un VEH	8
3.1 Cycle de conduite de couple	8
3.2 Estimation de la puissance requise	8
3.3 Stratégie de gestion de l’énergie	9
3.4 Composants du groupe motopropulseur	9
3.5 Modélisation et simulation	9
3.6 Analyse de la puissance et de l’énergie	9
3.7 Validation et optimisation	10
4 Contrôleur de surveillance du véhicule	11
4.1 Bloc de commande et de contrôle	11
4.2 Bloc de puissance	12
5 Modes hybrides à répartition de puissance mécanique	12
5.1 Électrique uniquement (basse vitesse, marche arrière, chargement de la batterie)	14
5.2 Démarrage du moteur (basse vitesse)	15
5.3 Mode parallèle (forte accélération)	15
5.4 Mode Power-Split (croisière, accélération légère)	16
5.5 Mode frein moteur (mode sélectionnable par le conducteur)	17
5.6 Mode régénération (freinage du véhicule)	17
6 Modes hybrides série-parallèle 2×2	18
6.1 Électrique uniquement (basse vitesse, marche arrière, chargement de la batterie)	19

6.2	Mode série (basses vitesses)	19
6.3	Mode partage de puissance (croisière, accélération légère)	19
6.4	Mode parallèle (forte accélération)	20
7	Système de gestion de l'énergie (EMS) dans les véhicules électriques	20
7.1	Stratégies de gestion de l'énergie	24
7.1.1	Méthodes basées sur l'optimisation	24
7.1.2	Algorithmes d'apprentissage dans la gestion de l'énergie	28
7.1.2	Méthodes basées sur des règles	29
8	Système de stockage d'énergie des véhicules électriques	30
8.1	Batterie	31
8.2	Supercondensateurs	32
8.3	Pile à combustible	34
8.4	Le Stockage d'énergie hybride dans les véhicules électriques	35
9	Conclusion	37
II	Modélisation de l'état de charge et du système de gestion d'énergie dans un véhicule électrique	38
1	Introduction	39
2	Système BMS	39
3	Fonctionnalités assurées par le BMS	39
4	Conception proposée d'un véhicule solaire	41
5	Cycle de conduite	42
6	Système de traction électrique	43
7	Batteries	46
7.1	Principales caractéristiques des batteries	46
7.2	Les modèles des Batteries	51
8	Filtre LC pour la protection de la batterie	56
9	Modélisations d'un convertisseur DC/DC bidirectionnel	57
10	Modèle du supercondensateur	60
11	Modélisation du champ photovoltaïque	62
12	Convertisseur AC/DC	65
13	Modèle du MSAP	67
13.1	Avantages des moteurs synchrones à aimants permanents par rapport aux moteurs asynchrones	67
13.2	Équations du modèle du moteur synchrone à aimants permanents (PMSM)	68
14	Conclusion	70
III	Estimation de l'état de charge d'une batterie lithium-ion	72
1	Introduction	73
2	Problématique et estimation du SOC	73
3	Catégorisation des observateurs pour l'estimation du SOC	74

4	Historique des estimateurs de SOC	75
5	Estimation de l'état de charge de la batterie	77
5.1	Groupes des méthodes d'estimation du SOC	77
5.2	Groupe d'estimation basée sur des paramètres caractéristiques	79
5.3	Groupe d'estimation intégrale ampère-heure	79
5.4	Groupe méthode d'estimation basée sur un modèle	80
5.5	Groupe d'estimation basée sur les données	82
6	Méthodes d'estimation de charge	83
6.1	Méthode de coulomb-métrie	83
6.2	Méthode logique floue et réseaux de neurones artificiels	84
6.3	Méthode de test de décharge	84
6.4	Méthode d'estimation basée sur la tension à vide	85
6.5	Méthode d'estimation de Kalman	86
7	Comparaison des méthodes d'estimation de charge	87
8	Implémentation de l'estimateur SOC par FQL	89
8.1	Modélisation de la batterie en vue de l'estimation de son état de charge	89
8.2	Identification des paramètres et relation OCV-SOC	93
8.3	Algorithme d'apprentissage Q flou	96
9	Estimateur Fuzzy Q-Learning	100
10	Résultats de simulation et discussions	104
11	Conclusion	109
IV Réalisation du testeur de SOC et gestion d'énergie basée sur les réseaux de neurones		110
1	Introduction	111
2	Schéma du circuit du testeur du SOC sous ISIS Proteus	111
3	Composants utilisés	113
3.1	Détrompeur de l'inverse de polarité	113
3.2	Afficheur LCD 16×2	114
3.3	I2C	114
3.4	Les Diodes Électroluminescentes (LEDs)	115
3.5	Arduino UNO et son environnement de développement	116
3.5.1	Organigramme de programmation d'Arduino	117
4	Estimation du SOC par la méthode de la tension à vide	118
4.1	Équations d'estimation du SOC selon la tension	119
5	4.5 Étapes de téléchargement du programme d'Arduino	119
6	Résultats de simulation sous Proteus	120
7	Réalisation sur la plaque d'essai	120
8	Réalisation du prototype du circuit	121
9	Fabrication du circuit imprimé	124

10 Résultats expérimentaux	125
11 Résultats expérimentaux	126
12 Description du système étudié	126
13 Gestion du système étudié par les réseaux de neurones artificiels	129
13.1 Conception et programmation des modèles de réseaux de neurones artificiels (ANN)	129
13.2 Base d'entraînement	130
13.2.1 Adaptation des mesures avec les entrées du réseau de neurones	130
14 Stratégie de gestion d'énergie	136
15 Résultats de simulation et discussions	138
16 Conclusion	142
Conclusion général	145
Annexe A	147
Bibliographie	162

Table des figures

Figure. I.1 :	Schéma fonctionnel d'un véhicule électrique	8
Figure. I.2 :	Architecture de modèle de véhicule électrique avancé	10
Figure. I.3 :	Interface conducteur avec SCM et véhicule	11
Figure. I.4 :	Modes de fonctionnement des véhicules hybrides	12
Figure. I.5 :	Dispositions des composants du groupe motopropulseur HEV série- parallèle avec un ensemble d'engrenages planétaires.	13
Figure. I.6 :	Mode de fonctionnement électrique pur.	14
Figure. I.7 :	Mode de fonctionnement en parallèle des composants électriques et mécaniques du groupe motopropulseur.	15
Figure. I.8 :	Mode de fonctionnement en mode de partage de puissance.	16
Figure. I.9 :	Mode de fonctionnement en mode de partage de puissance.	17
Figure. I.10 :	Mode de fonctionnement du frein moteur.	18
Figure. I.11 :	Architecture série-parallèle 2x2.	18
Figure. I.12 :	Le rôle du système de gestion de l'énergie dans le contrôle des véhicules hybrides.	21
Figure. I.13 :	Les principaux objectifs de la gestion d'énergie.	22
Figure. I.14 :	Classification des systèmes de gestion d'énergie.	23
Figure. I.15 :	Schéma fonctionnel de la mise en œuvre de la stratégie EM utilisant le principe de Pontrygains.	25
Figure. I.16 :	Schéma de principe de la gestion de l'énergie basée sur un réseau neuronal.	29
Figure. I.17 :	Schéma fonctionnel d'une stratégie de gestion de l'énergie basée sur la logique floue.	30
Figure. I.18 :	Classification des systèmes de stockage d'énergie.	31
Figure. II.1 :	Schéma synoptique d'un BMS.	40
Figure. II.2 :	La partie hardware et software du BMS.	41
Figure. II.3 :	Illustration d'un véhicule équipé de panneaux solaires.	42
Figure. II.4 :	(a) Cycle de conduite appliqué au véhicule électrique hybride, (b) Vitesse du moteur et du générateur pour le cycle de conduite appliqué.	43
Figure. II.5 :	Forces appliquées sur un véhicule électrique et leur impact dynamique.	44
Figure. II.6 :	Batterie Li-ion.	46
Figure. II.7 :	Courbe de décharge de Li-ion pour différent courant.	51

Figure. II.8 : Modèle idéal.	52
Figure. II.9 : Modèle RC.	53
Figure. II.10 :Modèle de Thevenin du premier ordre.	53
Figure. II.11 :Modèle de Thevenin du deuxième ordre.	54
Figure. II.12 :Modèle PNGV.	55
Figure. II.13 :Modèle GNL.	55
Figure. II.14 :Filtre LC.	56
Figure. II.15 :Schéma de convertisseur Buck-Boost.	57
Figure. II.16 :convertisseur en mode de charge	59
Figure. II.17 :convertisseur en mode de charge	60
Figure. II.18 :Circuit équivalent du supercondensateur.	61
Figure. II.19 :Modèle électrique du supercondensateur.	62
Figure. II.20 :Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque.	62
Figure. II.21 :Characteristics of the PV cell at different illumination levels : (a) current/voltage characteristic, (a) power/voltage characteristic. . . .	64
Figure. II.22 :Commande MPPT avec un convertisseur élévateur (Boost).	65
Figure. II.23 :Convertisseur AC-DC.	65
Figure. II.24 :Schéma électrique d'un onduleur à six interrupteurs	65
Figure. II.25 :Sorties simulées d'un onduleur basé sur un modèle idéal.	66
Figure. II.26 :Sorties simulées d'un onduleur avec modèle à commutations.	66
Figure. III.1 :Procédure d'estimation en ligne du SOC basée sur un modèle. . . .	74
Figure. III.2 :Classification des techniques d'estimation du SOC.	75
Figure. III.3 :Méthode d'estimation basée sur la tension à vide.	85
Figure. III.4 :Méthode d'estimation de Kalman.	86
Figure. III.5 :Estimation du SOC par FKE.	87
Figure. III.6 :Modèle de circuit équivalent RC du second ordre EMC pour une batterie lithium-ion.	90
Figure. III.7 : Test des caractéristiques de puissance par impulsions hybrides (HPPC) : (a) TTension aux bornes de la batterie lors de décharge, (b) Courant. . . .	94
Figure. III.8 : Tension VOC mesurée et ajustée en fonction du SOC.	95
Figure. III.9 : Les paramètres identifiés pour le modèle de batterie du second ordre. . . .	96
Figure. III.10 :Estimateur Fuzzy Q-learning pour la reconstitution du SOC de la batterie d'une voiture électrique.	97
Figure. III.11 :Architecture of the proposed FQL algorithm.	99
Figure. III.12 :Sous-ensembles flous des variables d'entrée et de sortie et leurs fonc- tions d'appartenance.. . . .	101
Figure. III.13 :Organigramme de l'estimation du SOC par l'algorithme d'apprentis- sage Q flou.	103

Figure. III.14 :Diagramme de structure de la méthode d'estimation du SOC basée sur l'apprentissage Q flou.	104
Figure. III.15 :Profil de courant utilisé pour tester la performance du FQL proposé.	104
Figure. III.16 :SOC réel et estimé lors de la décharge avec un SOC initial de 100 %	105
Figure. III.17 :Zoom sur le SOC réel et estimé lors de la décharge avec un SOC initial de 100 %	106
Figure. III.18 :Zoom sur l'état de charge réel et estimé lors de la décharge avec un SOC initial de 100 %	106
Figure. III.19 :Estimation du SOC par l'estimateur Fuzzy Q-learning : (a) Profil de courant, (b) SOC réel et estimé, (c) Erreur d'estimation du SOC.. . . .	106
Figure. III.20 :Zoom sur le SOC réel et estimé par l'estimateur Fuzzy Q-learning.	107
Figure. III.21 :Estimation du SOC par l'estimateur Fuzzy Q-learning : (a) Profil de courant, (b) SOC réel et estimé, (c) Erreur d'estimation du SOC.	107
Figure. III.22 :Zoom sur le SOC réel et estimé par l'estimateur Fuzzy Q-learning.	107
Figure. IV.1 : Simulation du testeur d'état de charge d'une batterie sous ISIS-Proteus.	112
Figure. IV.2 : Schéma de principe d'un système de surveillance de batterie	112
Figure. IV.3 : Schéma de pont de Graetz.	113
Figure. IV.4 : Schéma de diode Zener.	113
Figure. IV.5 : Circuit de protection de l'Arduino.	114
Figure. IV.6 : Afficheur LCD 16x2.	114
Figure. IV.7 : I2C.	115
Figure. IV.8 : Schéma d'Alimentation et Interface de Programmation de l'Arduino UNO (a) Carte Arduino UNO, (b) Interface de l'IDE Arduino.	117
Figure. IV.9 : Organigramme de l'estimation du SOC et de la gestion de la tension de la batterie.	118
Figure. IV.10 :Résultat de batterie de faible SOC et allumage de la LED rouge sur la simulation.	120
Figure. IV.11 :Résultat de batterie de moyen SOC et allumage de la LED orange sur la simulation.	120
Figure. IV.12 :Résultat de batterie de bon SOC et allumage de la LED verte sur la simulation	120
Figure. IV.13 :Montage : (a)du circuit et (b)de l'Arduino sur la plaque d'essai.	121
Figure. IV.14 :Schéma de conversion vers ARES.	122
Figure. IV.15 :Accès au routage.	122
Figure. IV.16 :Accès au routage.	123
Figure. IV.17 :Schéma de la face 3D visualisé.	123
Figure. IV.18 :Schéma de l'arrière 3D visualisé.	123
Figure. IV.19 :Paramètres d'exportation du circuit imprimé en PDF sous ARES.	123
Figure. IV.20 :Réalisation du circuit imprimé.	124
Figure. IV.21 :Réalisation de testeur de charge.	125

Figure. IV.22 :SOC de batterie est faible (LED rouge est allumée).	125
Figure. IV.23 :SOC de batterie est moyen (LED orange est allumée).	125
Figure. IV.24 :SOC de batterie est élevé (LED verte est allumée).	125
Figure. IV.25 :Description du système.	128
Figure. IV.26 :Architecture du modèle de gestion de l'énergie basé sur un réseau de neurones.	131
Figure. IV.27 :Architecture du modèle de gestion de l'énergie basé sur un réseau de neurones sous Matlab Simulink.	132
Figure. IV.28 :Le processus d'entraînement basé sur la cible obtenue.	132
Figure. IV.29 :Organigramme de gestion d'énergie.	137
Figure. IV.30 :Caractéristiques de la batterie : (a) État de charge global de la batterie, (b) Courant de la batterie, (c) Tension de la batterie.	138
Figure. IV.31 :Caractéristiques du supercondensateur : (a) État de charge global du supercondensateur, (b) Courant du supercondensateur, (c) Tension du supercondensateur.	139
Figure. IV.32 :Tension du bus continu.	139
Figure. IV.33 :Caractéristiques du panneau photovoltaïque : (a) Irradiation solaire, (b) Variation de la température, (c) Tension photovoltaïque et (d) Courant photovoltaïque.	140
Figure. IV.34 :performances du moteur en tenant compte de la variation de vitesse de la stratégie de commande vectorielle : (a) Composantes du courant, (b) Composantes de la tension, (c) Réponse du couple aux variations du couple de référence, (d) Régulation de la vitesse.	141
Figure. IV.35 :Gestion de l'énergie du système hybride sous différentes vitesses du véhicule.	142

Liste des tableaux

Tableau. I.1 : Comparaison des performances des batteries pour véhicules électriques	32
Tableau. II.1 : L'autodécharge des différentes technologies de batteries	49
Tableau. III.1 : Historique de développement du SOC	76
Tableau. III.2 : Comparaison entre les groupes des méthodes d'estimation du SOC	78
Tableau. III.3 : Aperçu des méthodes de détermination de l'état de charge	88
Tableau. III.4 : Coefficients ajustés du polynôme de degré huit	95
Tableau. III.5 : Les paramètres identifiés pour le modèle de batterie du second ordre	96
Tableau. III.6 : Règles floues pour l'estimation du SOC	101
Tableau. IV.1 : Fonctionnement des LEDs selon le SOC	115
Tableau. IV.2 : Adaptation des mesures avec les entrées du réseau de neurones . .	130
Tableau. IV.3 : Sorties du réseau de neurones	133
Tableau. IV.4 : Table d'entraînement	135
Tableau. A.1 : Paramètres généraux de la batterie 18650	147
Tableau. A.2 : Paramètres électriques du panneau photovoltaïque	147
Tableau. A.3 : Paramètres de la batterie et du supercondensateur	148
Tableau. A.4 : Paramètres de l'onduleur à IGBT commandé en MLI	148
Tableau. A.5 : Paramètres du convertisseur bidirectionnel buck-boost	149

Acronymes

dSPACE	Digital Signal Processing
PEMFC	Proton-Exchange Membrane Fuel Cells
PEI	Interfaces d'électronique de puissance
ESS	Système de stockage d'énergie
HESS	Système de stockage d'énergie hybride
ECMS	Stratégie de minimisation de la consommation équivalente
DP	Programmation dynamique
PMP	Principe du minimum de Pontryagin
MPC	Commande prédictive de modèle
BEV	Véhicule électrique à batterie
VE	Véhicule électrique
SOC	State of Charge (État de charge)
SOH	State of Health (État de santé)
ICE	Interface de conversion d'énergie
EMS	Système de gestion d'énergie
CC	Courant Continu
VEH	Véhicule Électrique Hybride
CA	Courant Alternatif
DOD	Profondeur de décharge
bat	Batterie
NEDC	Nouveau Cycle Européen de Conduite
WLTC	Cycle d'Essai Mondial Harmonisé pour Véhicules Légers

RPM	Tours par minute (Rotations Per Minute)
SCM	Contrôleur de supervision de la machine
CVT	Transmission à variation continue
VUS	Véhicule utilitaire sportif
PHEV	Véhicule électrique hybride rechargeable
BMS	Système de gestion de batteries
Uco	Tension à circuit ouvert
I2C	Inter-Integrated Circuit
MSAP	Machine Synchrone à Aimant Permanent
MAS	Machine Asynchrone
FQL	Fuzzy Q-Learning
IDE	Environnement de Développement Intégré
BLDC	Brushless DC
MLI	Modulation de Largeur d'Impulsion
PWM	Pulsed Width Modulation
PNGV	Partenariat pour une Nouvelle Génération de Véhicules
GNL	Général Non Linéaire

Nomenclature (Symbole)

F_{add}	Force aérodynamique.	N
F_{ro}	Force de résistance gravitationnelle.	N
F_{cr}	Force d'inertie.	N
F_{sf}	Force de résistance au roulement.	N
F	Force de traction totale.	N
g	Accélération de la gravité.	m/s^2
μ	Viscosité dynamique.	$kg.m^{-1}.s^{-1}$
v	Vitesse du véhicule.	m/s
m	Masse totale du véhicule.	kg
A_f	Surface frontale du véhicule.	m^2
C_w	Coefficient de traînée aérodynamique.	—
α	Angle de pente de la route.	rad
ρ	Densité de l'air.	kg/m^3
J	Inertie totale (rotor et charge).	$kg.m^2$
ω_m	Vitesse mécanique du moteur électrique.	rad/s
T_B	Couple de charge (frottement).	$N.m$
T_L	Couple de charge.	$N.m$
T_{em}	Couple du moteur électrique.	$N.m$
ω_{wheel}	Vitesse des roues.	rad/s
i	Rapport du réducteur.	—
T_{wheel}	Couple des roues.	$N.m$
R	Rayon de roue.	m
η_t	Rendement de transmission du réducteur.	—

Introduction générale

INTRODUCTION GÉNÉRALE

1 Introduction générale

La transition énergétique et la nécessité de réduire les émissions de gaz à effet de serre ont conduit à une adoption croissante des véhicules électriques (VE) comme alternative aux véhicules thermiques traditionnels. Grâce aux avancées technologiques en matière de batteries et d'électronique de puissance, les VE offrent aujourd'hui des performances de plus en plus compétitives, tant en termes d'autonomie que de temps de recharge [1]. Cependant, plusieurs défis persistent, notamment en ce qui concerne la gestion et l'optimisation de l'énergie stockée dans les batteries. L'amélioration des stratégies de gestion de l'énergie est donc un enjeu majeur pour garantir une efficacité optimale des VE, prolonger la durée de vie des batteries et améliorer leur fiabilité [2].

L'un des aspects les plus critiques dans la gestion des batteries est l'estimation précise de l'état de charge (State of Charge - SOC), qui permet de déterminer l'énergie restante et d'optimiser les stratégies d'utilisation des ressources énergétiques [3]. Une estimation inexacte du SOC peut entraîner des performances sous-optimales, voire des dommages aux batteries, réduisant ainsi leur durée de vie et leur sécurité d'exploitation. Par ailleurs, les méthodes classiques d'estimation du SOC présentent certaines limitations, notamment en présence de conditions de fonctionnement variées et dynamiques, comme c'est le cas dans les véhicules électriques [4].

Dans ce contexte, cette thèse s'inscrit dans une démarche d'amélioration des systèmes de contrôle et de gestion d'énergie des VE, en s'appuyant sur des approches avancées de modélisation et d'intelligence artificielle. L'objectif principal est de proposer un cadre méthodologique et des outils permettant une estimation plus fiable du SOC et une gestion optimisée de l'énergie embarquée [5, 6]. Pour cela, nous nous appuierons notamment sur les réseaux de neurones, qui offrent une grande capacité d'apprentissage et de généralisation face

aux complexités des systèmes énergétiques embarqués [7].

Afin d'atteindre ces objectifs, cette thèse est structurée en quatre chapitres complémentaires :

Chapitre 1 : État de l'art sur la gestion et le stockage d'énergie dans les véhicules électriques

Ce premier chapitre propose une revue approfondie des différentes techniques de stockage d'énergie utilisées dans les VE, avec un accent particulier sur les batteries lithium-ion, qui sont aujourd'hui les plus répandues. Nous y analysons également les méthodes traditionnelles et avancées de gestion d'énergie, en mettant en évidence leurs avantages et limites respectives [8]. Cette analyse permet d'identifier les défis technologiques et scientifiques qui motivent notre travail de recherche.

Chapitre 2 : Modélisation de l'état de charge et du système de gestion d'énergie dans un véhicule électrique

Ce chapitre est consacré à la modélisation des batteries et du système de gestion d'énergie dans les VE. Différents modèles mathématiques et physiques de l'état de charge sont présentés et comparés, en tenant compte de leur complexité, de leur précision et de leur applicabilité en temps réel [9]. Une attention particulière est portée à la manière dont ces modèles peuvent être intégrés dans un système de gestion global pour optimiser l'utilisation de l'énergie disponible [10].

Chapitre 3 : Estimation de l'état de charge d'une batterie lithium-ion

L'estimation précise du SOC étant un élément clé pour la gestion efficace des batteries, ce chapitre explore différentes méthodes d'estimation, allant des techniques traditionnelles, comme les filtres de Kalman et les méthodes basées sur l'impédance électrochimique, aux approches plus modernes et robustes [11]. Nous analysons leurs performances en fonction des conditions de charge, des variations de température et des cycles de vie des batteries, afin de proposer une solution adaptée aux exigences des véhicules électriques [12].

Chapitre 4 : Estimation du SOC et gestion d'énergie basée sur les réseaux de neurones

Le dernier chapitre introduit l'intelligence artificielle, et en particulier les réseaux de neurones, comme solution pour l'estimation du SOC et l'optimisation de la gestion d'énergie. Nous démontrons comment ces techniques permettent d'améliorer la précision et la robustesse de l'estimation du SOC face aux incertitudes et aux conditions de fonctionnement dynamiques des VE [13]. Des simulations et des études de cas sont menées afin de valider l'efficacité des

modèles développés [14].

Cette thèse vise à apporter une contribution significative à l'amélioration des performances des véhicules électriques en développant des stratégies avancées de gestion d'énergie et d'estimation du SOC [15]. En combinant modélisation mathématique et intelligence artificielle, nous espérons fournir des solutions innovantes pour une gestion plus efficace et plus fiable des ressources énergétiques embarquées dans les VE.

État de l'art sur la gestion et le stockage d'énergie dans les véhicules électriques

1 Introduction

Face aux enjeux environnementaux et à la nécessité de réduire la dépendance aux énergies fossiles, les véhicules électriques s'imposent comme une alternative prometteuse aux véhicules thermiques [16]. Toutefois, leur adoption à grande échelle soulève plusieurs défis, notamment en matière de gestion d'énergie et de stockage. Une gestion optimale de l'énergie est essentielle pour améliorer l'autonomie, optimiser l'efficacité énergétique et prolonger la durée de vie des composants clés tels que la batterie et les systèmes de conversion d'énergie [17].

Le stockage de l'énergie constitue un élément central dans la performance des VE. Actuellement, plusieurs technologies sont utilisées ou en cours de développement, notamment les batteries lithium-ion, les supercondensateurs et les systèmes hybrides combinant différentes solutions de stockage. L'évolution de ces technologies impacte directement les stratégies de gestion d'énergie, qui doivent prendre en compte divers paramètres tels que l'état de charge (SOC) [18], l'état de santé (SOH), les profils de conduite et l'intégration aux réseaux intelligents.

Dans ce chapitre, nous présentons un état de l'art des différentes stratégies de gestion d'énergie et des technologies de stockage utilisées dans les véhicules électriques [19]. Nous analysons les approches classiques et avancées, en mettant en évidence les tendances récentes et les perspectives d'amélioration [20]. Cette revue permet d'identifier les principales contraintes techniques et les solutions proposées pour améliorer la performance globale des VE, tout en assurant leur intégration efficace dans un réseau énergétique durable [21].

2 Description du système

La configuration schématique d'un véhicule électrique est illustrée à la Figure (I.1). Elle comprend un pack batterie, une interface de conversion d'énergie (ICE), un moteur électrique et un système de gestion de l'énergie (EMS). Le choix de la batterie repose sur plusieurs critères, notamment sa capacité, sa tension nominale, son C-rating (capacité de décharge), ses besoins en maintenance, sa fiabilité, son coût et son type. Selon leur conception et leur disponibilité, ces batteries peuvent être rechargeables à bord ou hors-bord [22]. De plus, le pack batterie doit être capable de fournir la puissance de crête via l'interface de conversion d'énergie.

L'interface de conversion d'énergie (ICE) joue un rôle essentiel dans le fonctionnement du VE en assurant : (a) la propulsion du véhicule, (b) la recharge de la batterie, (c) la récupération d'énergie lors du freinage régénératif, et (d) l'alimentation des équipements embarqués [23]. La configuration de l'ICE varie en fonction du type de moteur électrique utilisé. Dans le cas d'un moteur à courant alternatif (AC) avec entraînement à deux étages, un convertisseur DC-DC élève la tension de la batterie à une haute tension DC nécessaire à l'entraînement du moteur. L'onduleur, qui alimente le moteur AC, fonctionne selon deux modes : mode propulsion, où l'énergie est transférée de la batterie vers le moteur électrique, et mode freinage régénératif, où l'énergie est récupérée et renvoyée vers la batterie. L'inversion du flux de puissance est assurée par un convertisseur DC-DC bidirectionnel situé en amont [24].

Dans le cas d'un moteur à courant continu (DC), le fonctionnement est similaire mais contrôlé via un convertisseur DC-DC bidirectionnel à deux quadrants en entrée. Ce schéma fonctionnel met en évidence les interactions clés entre les composants du VE, en soulignant l'importance de la gestion de l'énergie et des conversions électriques pour assurer une performance optimale [25].

L'unité de gestion de l'énergie, qui occupe le niveau supérieur de la hiérarchie du système, assure plusieurs fonctions essentielles. Elle surveille en continu l'état de la batterie, génère des commandes de contrôle à destination de l'interface de conversion d'énergie (ICE) pour ajuster le fonctionnement du système, et optimise l'utilisation de l'énergie afin de prolonger l'autonomie du véhicule.

En outre, l'EMS gère la distribution de l'énergie issue de la batterie vers les différents composants du véhicule, notamment les alimentations auxiliaires, la climatisation et autres systèmes embarqués, garantissant ainsi une répartition efficace de l'énergie [26].

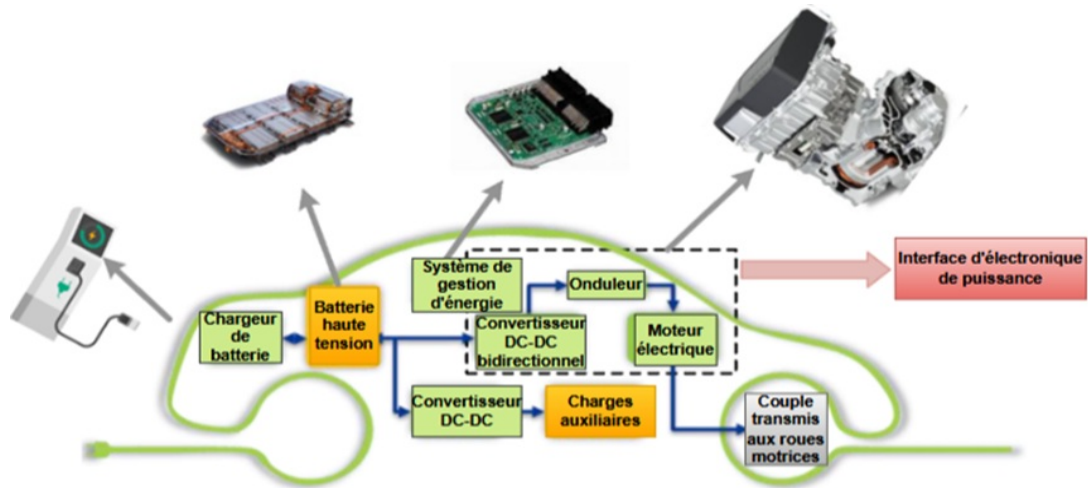


Fig. I.1 Schéma fonctionnel d'un véhicule électrique

3 Processus d'analyse de consommation d'énergie dans un VEH

L'évaluation de la puissance et de la consommation énergétique d'un véhicule électrique hybride (HEV) au cours d'un cycle d'entraînement en couple repose sur divers paramètres, tels que les besoins en couple moteur, les fluctuations de vitesse et les stratégies adoptées pour la gestion de l'énergie. Voici une vue d'ensemble du processus :

3.1 Cycle de conduite de couple

La première étape consiste à établir le cycle de conduite en couple, qui traduit l'évolution de la demande de couple en fonction du temps dans une situation de conduite donnée. Ce cycle peut être dérivé de données expérimentales ou s'appuyer sur des cycles de conduite standardisés, tels que le Nouveau Cycle Européen de Conduite (NEDC) ou le Cycle d'Essai Mondial Harmonisé pour Véhicules Légers (WLTC) [27].

3.2 Estimation de la puissance requise

Après avoir défini le cycle de transmission en couple, la demande de puissance est obtenue en multipliant, à chaque instant, le couple demandé par la vitesse angulaire (RPM) du moteur. Cette approche permet de déterminer la puissance instantanée nécessaire à la propulsion du

véhicule [28].

3.3 Stratégie de gestion de l'énergie

Les véhicules hybrides électriques (VHE) adoptent différentes stratégies de gestion de l'énergie afin d'optimiser les performances du groupe motopropulseur et d'améliorer l'efficacité énergétique. Le choix de la stratégie dépend de l'architecture hybride du véhicule (série, parallèle, ou combinée) ainsi que de l'algorithme de contrôle utilisé [29]. Parmi les approches les plus courantes, on retrouve les contrôles basés sur des règles, les méthodes d'optimisation, et les techniques de contrôle prédictif.

3.4 Composants du groupe motopropulseur

Pour une estimation précise de la puissance et de la consommation d'énergie, il est essentiel de disposer de données détaillées sur les composants du groupe motopropulseur, notamment le moteur thermique, le moteur électrique, la batterie et le système de freinage régénératif. Les performances et le rendement énergétique de ces éléments influencent directement la gestion du flux d'énergie et la consommation globale du véhicule [30].

3.5 Modélisation et simulation

Grâce à des outils logiciels comme MATLAB/Simulink, il est possible de concevoir un modèle de simulation reproduisant le fonctionnement du système de transmission et la stratégie de gestion de l'énergie choisie. Ce modèle intègre les différents composants du groupe motopropulseur, les algorithmes de contrôle, ainsi que le cycle de transmission du couple, permettant ainsi de simuler le comportement du véhicule dans diverses conditions de fonctionnement [31].

3.6 Analyse de la puissance et de l'énergie

Le modèle de simulation permet d'analyser la consommation de puissance et d'énergie tout au long du cycle de transmission du couple. Il génère des données telles que la puissance requise par le moteur thermique, le moteur électrique et la batterie, ainsi que le flux d'énergie entre ces différents composants [32]. Ces résultats facilitent l'évaluation de la consommation énergétique et du rendement global du véhicule.

3.7 Validation et optimisation

Les résultats de simulation peuvent être comparés à des données expérimentales ou validés à l'aide de modèles de référence afin d'assurer leur précision. Si nécessaire, des études d'optimisation peuvent être menées pour explorer différentes stratégies de gestion de l'énergie, ajuster le dimensionnement des composants ou affiner d'autres paramètres dans le but d'améliorer la puissance et l'efficacité énergétique du véhicule.

En suivant cette approche, il est possible d'analyser la puissance et la consommation d'énergie d'un véhicule électrique hybride lors d'un cycle de transmission du couple [33]. Cette analyse fournit des indications précieuses sur les performances du groupe motopropulseur et permet d'identifier des pistes d'amélioration ou d'optimisation du système.

La Figure (I.2) illustre en détail l'architecture du modèle d'un véhicule électrique avancé, intégrant les principaux composants du système de propulsion. Ce modèle comprend notamment la source d'énergie (batterie, supercondensateur ou pile à combustible), le convertisseur de puissance, le moteur électrique, ainsi que les systèmes de gestion et de contrôle. Il met également en évidence l'interaction entre les différents sous-systèmes, optimisant ainsi la performance, l'efficacité énergétique et la gestion du flux de puissance pour assurer un fonctionnement optimal du véhicule.

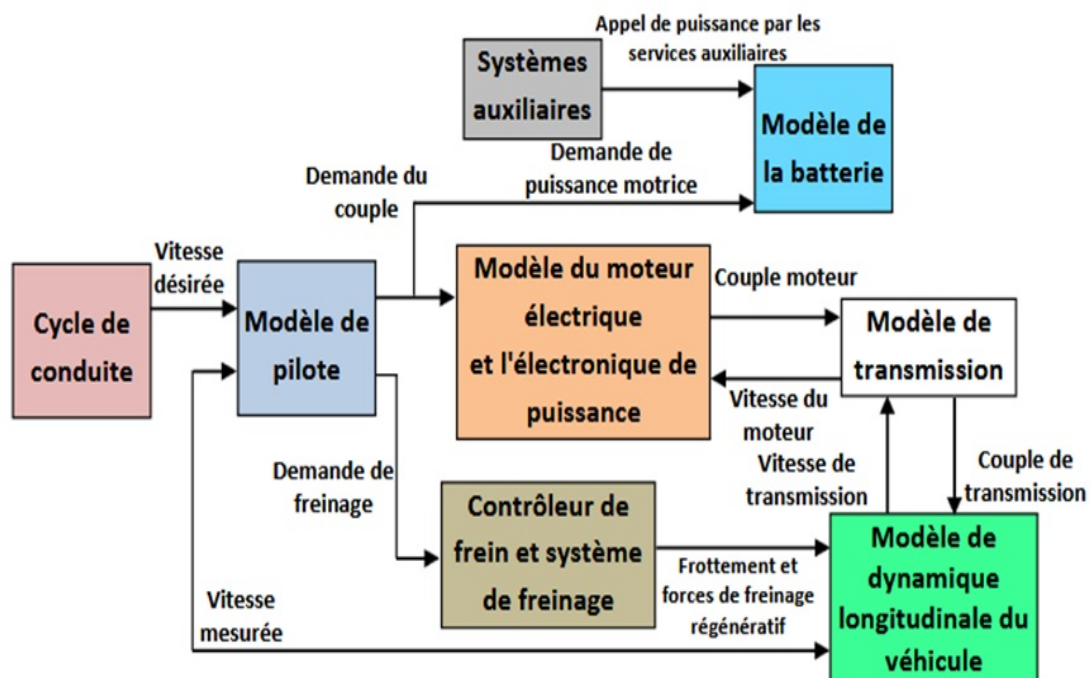


Fig. I.2 Architecture de modèle de véhicule électrique avancé

4 Contrôleur de surveillance du véhicule

Le contrôleur de supervision du véhicule occupe une position centrale dans une architecture hiérarchique à plusieurs niveaux, dédiée au pilotage du groupe motopropulseur d'un véhicule hybride.

Au niveau supérieur, le conducteur ajuste les commandes d'accélération et de freinage en fonction de la vitesse du véhicule et du retour de position [34]. Le contrôleur de supervision interprète ces commandes et gère le fonctionnement des différents sous-systèmes du groupe motopropulseur.

Ces sous-systèmes, comprenant l'entraînement électrique, le système de stockage d'énergie, le moteur thermique et le démarreur/générateur, disposent chacun de leurs propres régulateurs. Toutefois, leurs consignes de fonctionnement sont définies par le contrôleur de supervision, qui orchestre leur coordination pour optimiser la performance et l'efficacité du véhicule [35].

Les interactions entre le conducteur, le véhicule et le contrôleur de supervision sont représentées de manière simplifiée dans la Figure (I.3).

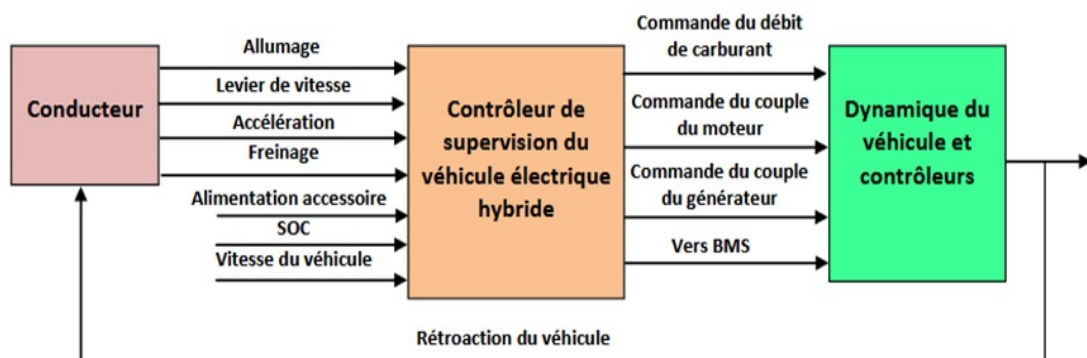


Fig. I.3 Interface conducteur avec SCM et véhicule

4.1 Bloc de commande et de contrôle

Le bloc de commande et de contrôle, également appelé contrôleur, constitue l'élément central du système de propulsion. Son rôle est d'analyser les informations d'état du système, telles que la vitesse de rotation et les courants électriques, puis de les traiter afin de générer les signaux de commande nécessaires au pilotage du moteur électrique. L'objectif principal est d'optimiser la gestion de l'énergie pour améliorer l'efficacité globale du système [36].

4.2 Bloc de puissance

L'évolution des semi-conducteurs a conduit à une nouvelle approche des systèmes électroniques, permettant ainsi d'élargir les possibilités d'utilisation des machines électriques. Les convertisseurs de puissance, désormais plus performants, jouent un rôle clé en assurant l'interface entre la source d'énergie (batterie) et la machine à piloter, en modulant l'énergie en fonction des besoins spécifiques [37].

Dans le cadre d'une architecture hybride, la stratégie de sélection des modes de fonctionnement repose sur la présence d'un moteur thermique associé à au moins deux machines électriques dans le groupe motopropulseur. Comme présenté dans la littérature [38], un véhicule hybride peut fonctionner selon quatre modes fondamentaux : topologie électrique, série, parallèle et partage de puissance.

Les stratégies de sélection de mode seront abordées de manière générale, car les contraintes associées au mode série restent similaires, qu'il s'agisse d'un véhicule hybride série ou d'un véhicule pouvant fonctionner avec d'autres modes supplémentaires. La Figure (I.4) illustre un exemple de dépendance qualitative du mode de fonctionnement en fonction de la demande de puissance du conducteur (entrée de l'accélérateur) et de la vitesse du véhicule.

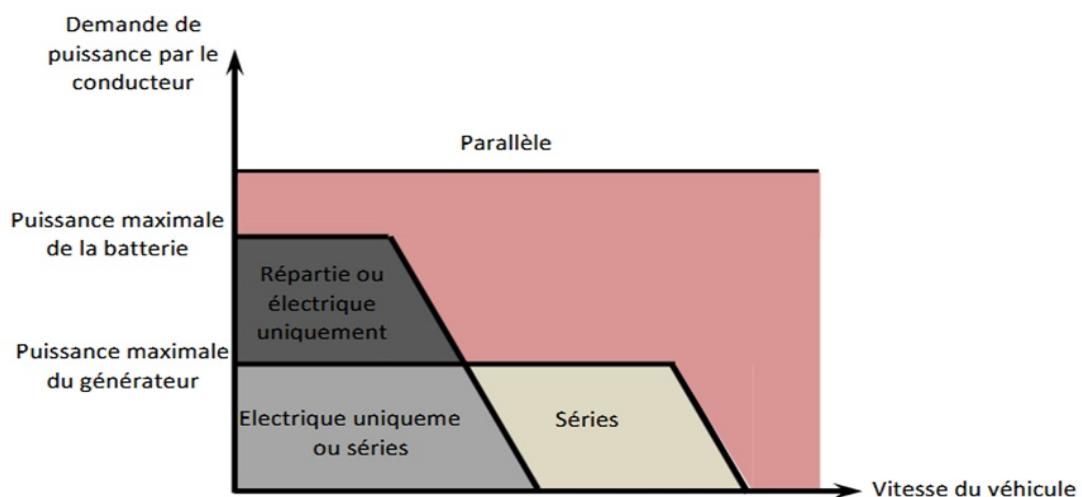


Fig. I.4 Modes de fonctionnement des véhicules hybrides

5 Modes hybrides à répartition de puissance mécanique

L'architecture mécanique à répartition de puissance, activée de manière mécanique, repose sur l'utilisation d'un train planétaire ou épicycloïdal, éliminant ainsi le besoin d'embrayages

de transmission. Introduite à l'origine par TRW [39], cette approche permet une distribution efficace de la puissance en exploitant un train planétaire. L'absence de changements de vitesse dans cet ensemble d'engrenages planétaires offre des performances comparables à celles d'une transmission à variation continue (CVT), tout en intégrant trois composants du groupe motopropulseur au sein d'une transmission unique.

Grâce à sa compacité et à sa facilité d'intégration, cette architecture s'est imposée comme une solution privilégiée pour les berlines, camionnettes et VUS hybrides. En effet, le moteur électrique, le générateur et le moteur thermique sont tous réunis au sein d'une seule chaîne cinématique, optimisant ainsi l'espace et l'efficacité du système.

La Figure (I.5) illustre un groupe motopropulseur hybride série-parallèle à répartition de puissance, utilisant un train d'engrenages planétaires similaire à celui employé dans la Toyota Prius.

Le fonctionnement de cette architecture est déterminé par les relations vitesse-couple entre les différents composants du train planétaire : l'anneau, le pignon central et le porte-satellites [40]. Ces relations définissent la distribution de la puissance au sein du système. Pour un véhicule hybride à répartition de puissance, cette relation énergétique s'exprime par l'équation suivante :

$$P_{VEH} = P_{ICE} + P_{Gén} + P_{Moteur} \quad (I.1)$$

$$T_P \omega_P = \frac{r_r \omega_r}{r_r + r_s} T_P + \frac{r_s \omega_s}{r_r + r_s} \quad (I.2)$$

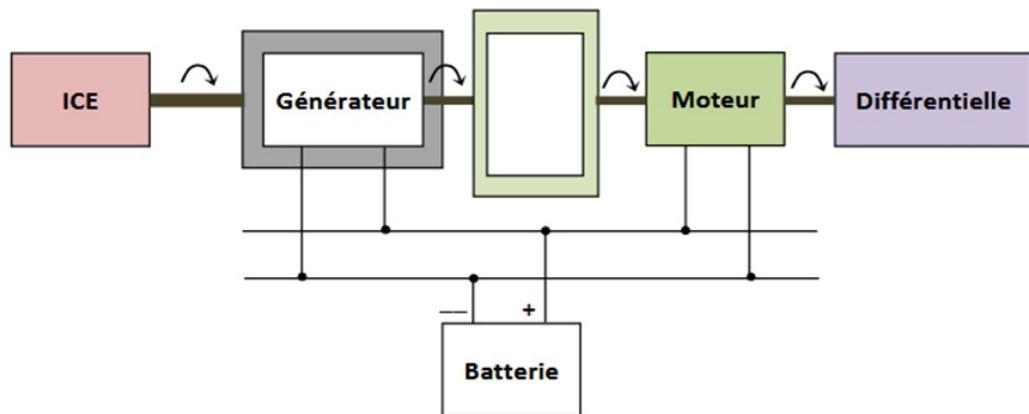


Fig. I.5 Dispositions des composants du groupe motopropulseur HEV série-parallèle avec un ensemble d'engrenages planétaires.

5.1 Électrique uniquement (basse vitesse, marche arrière, chargement de la batterie)

Dans ce mode de fonctionnement, le moteur thermique est à l'arrêt, tandis que le porte-satellites demeure immobile, impliquant une vitesse angulaire de $\omega_p = 0$. Le démarreur/générateur tourne librement à vide, mais dans le sens inverse. La relation de vitesse entre le démarreur/générateur et le moteur électrique est donnée par l'équation suivante :

$$r_r \omega_r = -r_s \omega_s \quad (\text{I.3})$$

Dans cette configuration, le moteur électrique, alimenté par l'énergie de la batterie, assure la puissance de traction nécessaire aux roues du véhicule, comme illustré dans la Figure (I.6). Aucun transfert de puissance n'a lieu à travers le train planétaire. La consigne de courant moteur est définie en fonction de la position de l'accélérateur (qui traduit la demande de puissance) et de la vitesse du véhicule.

$$I_{\text{moteur}} \propto T_{\text{moteur}} = \frac{P_{\text{moteur}}}{\omega_r} \quad (\text{I.4})$$

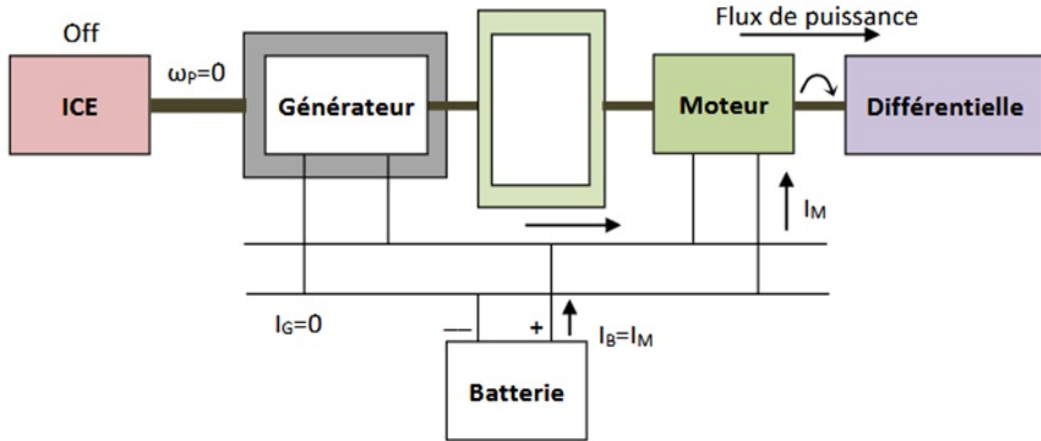


Fig. I.6 Mode de fonctionnement électrique pur.

Lorsque le véhicule est en roue libre ou en phase de freinage, et que le moteur thermique est à l'arrêt, la machine électrique fonctionne en mode générateur. Cette configuration permet de recharger la batterie en exploitant une stratégie de contrôle de freinage régénératif, optimisant ainsi la récupération d'énergie [41].

5.2 Démarrage du moteur (basse vitesse)

Lors du démarrage du moteur thermique, le démarreur/générateur fonctionne en mode moteur afin d'entraîner le moteur. Cela se produit lorsque la commande de couple est positive, entraînant la rotation du démarreur/générateur en sens inverse et permettant au courant de la batterie d'alimenter successivement le démarreur/générateur puis le moteur thermique [42].

Pendant cette phase, le véhicule peut également se déplacer grâce à la puissance de traction fournie par le moteur électrique, tandis que la batterie demeure la principale source d'énergie utilisée pour assurer le démarrage.

5.3 Mode parallèle (forte accélération)

Lorsqu'une forte accélération est requise au démarrage du véhicule, le groupe motopropulseur fonctionne en mode parallèle. Dans cette configuration, le moteur thermique est assisté simultanément par le démarreur/générateur et le moteur électrique, tous deux alimentés par la batterie. La Figure I.7 illustre le flux de puissance dans ce mode parallèle.

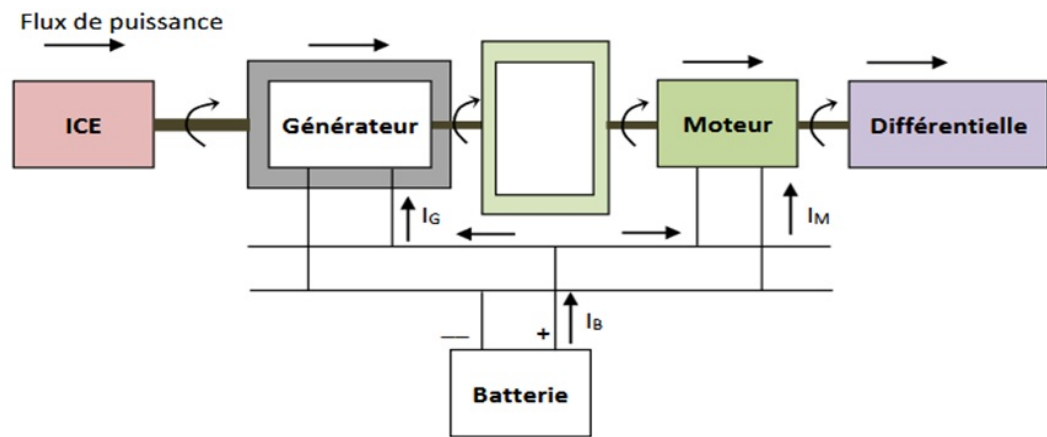


Fig. I.7 Mode de fonctionnement en parallèle des composants électriques et mécaniques du groupe motopropulseur.

La puissance du démarreur/générateur pour ce mode est donnée par :

$$P = \frac{r_s \omega_s}{r_r + r_s} T_P, \quad \omega_s < 0 \quad (\text{I.5})$$

En regardant dans l'arbre du générateur de l'engrenage, l'engrenage central tourne dans

le sens inverse, c'est-à-dire dans le sens antihoraire, ce qui entraîne un $P_{\text{sun}} < 0$. Cette rotation inverse de l'engrenage solaire augmente le couple du moteur IC, permettant ainsi au démarreur/alternateur de fournir le couple moteur au réducteur. L'alimentation électrique de la batterie est l'entrée du démarreur/générateur [43].

5.4 Mode Power-Split (croisière, accélération légère)

Dans ce mode de fonctionnement, la puissance du moteur thermique est répartie entre le démarreur/générateur et l'arbre moteur, comme illustré dans la Figure (I.8). Le moteur électrique vient ajouter du couple à l'arbre d'entrée du différentiel de l'entraînement final afin d'assister le moteur thermique.

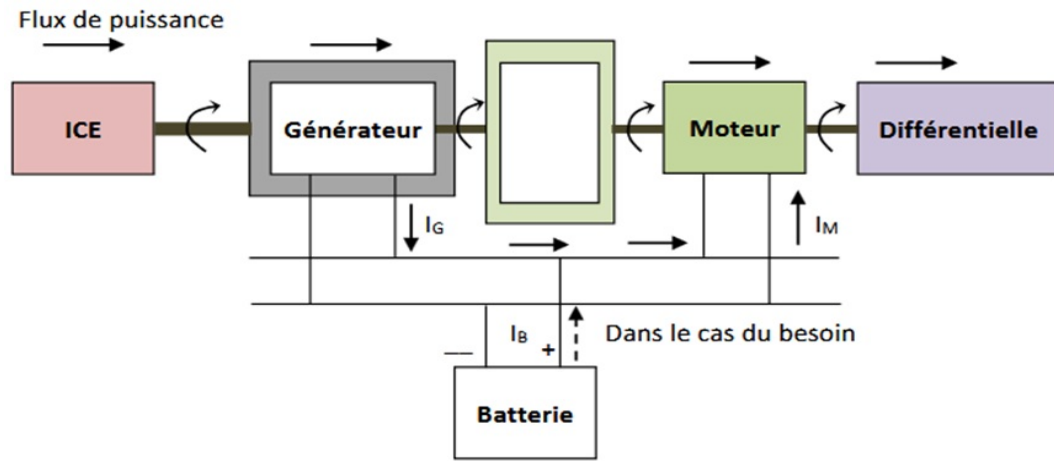


Fig. I.8 Mode de fonctionnement en mode de partage de puissance.

Simultanément, une partie de la puissance du moteur thermique peut être redirigée vers le train planétaire, permettant ainsi au démarreur/générateur de fonctionner en mode générateur pour recharger la batterie. Dans cette phase, le démarreur/alternateur tourne dans le sens avant.

Le flux de puissance entre le moteur thermique et le démarreur/alternateur, et par conséquent vers la batterie, est contrôlé en ajustant la vitesse du moteur thermique, puisque le transfert de couple vers le démarreur/alternateur est défini mécaniquement [44]. La puissance demandée par la batterie détermine le courant fourni par le démarreur/générateur, influençant ainsi son couple.

$$I_{\text{gen}} \rightarrow T_s = \frac{r_s}{r_r + r_s} T_P \quad (\text{I.6})$$

Ce couple central fixe à son tour le couple moteur T_P , par conséquent, le moteur IC doit être rapidement contrôlé.

5.5 Mode frein moteur (mode sélectionnable par le conducteur)

Dans ce mode, le moteur thermique tourne au ralenti et absorbe une certaine puissance. Le moteur tourne librement ($I_{\text{moteur}} = 0$). Le démarreur/générateur tourne dans le sens inverse et génère le flux de puissance dans ce qui est illustré à la Figure (I.9).

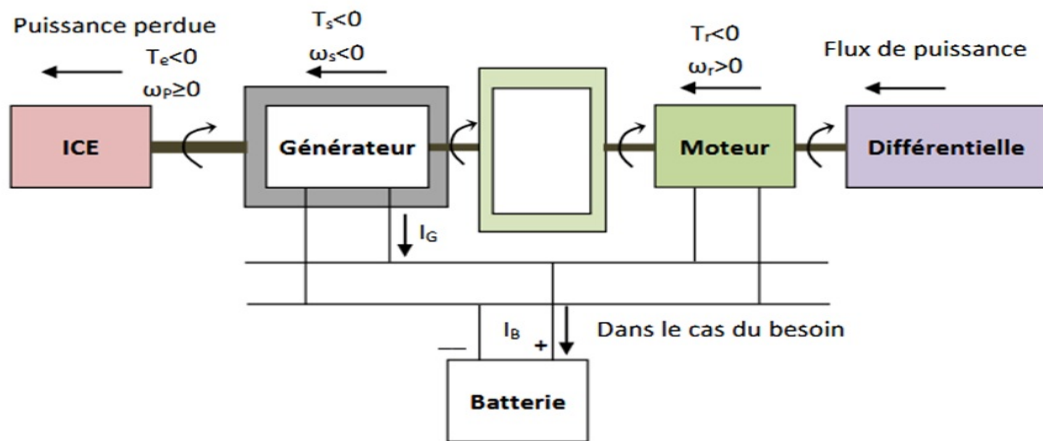


Fig. I.9 Mode de fonctionnement en mode de partage de puissance.

5.6 Mode régénération (freinage du véhicule)

Dans ce mode, le générateur tourne librement ($I_g = 0$), tandis que le moteur est entraîné par l'énergie cinétique du véhicule et se régénère en fournissant de l'énergie à la batterie. La Figure (I.10) illustre le flux de puissance dans ce mode.

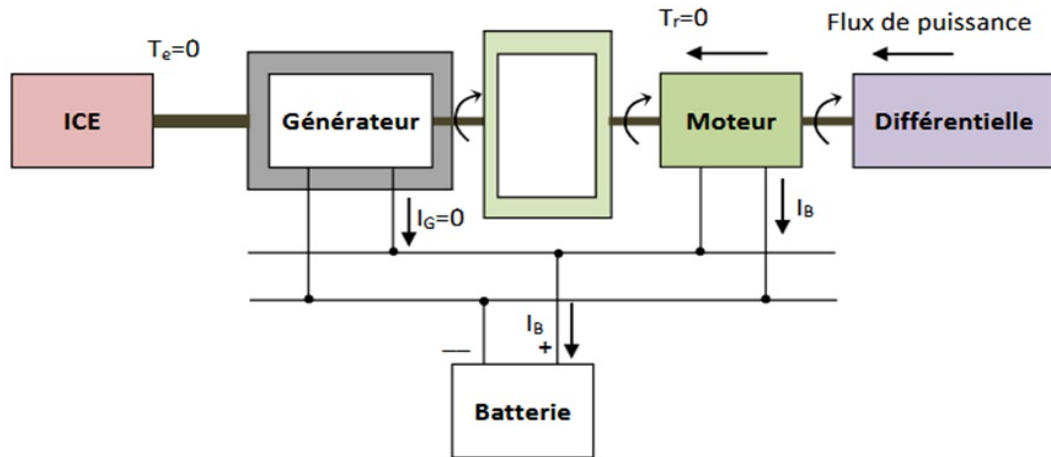


Fig. I.10 Mode de fonctionnement du frein moteur.

6 Modes hybrides série-parallèle 2×2

L'architecture série-parallèle 2×2 , représentée dans la Figure (I.11), repose sur une répartition de puissance contrôlée électroniquement. Dans cette configuration, le moteur thermique est relié aux roues avant via un embrayage et une transmission, tandis que le démarreur/générateur est couplé à l'arbre de sortie du moteur thermique [45].

Le moteur électrique, quant à lui, entraîne les roues arrière, conférant ainsi au véhicule une transmission intégrale. Cette architecture offre une grande flexibilité en matière de modes de fonctionnement, optimisant ainsi les performances du véhicule hybride électrique.

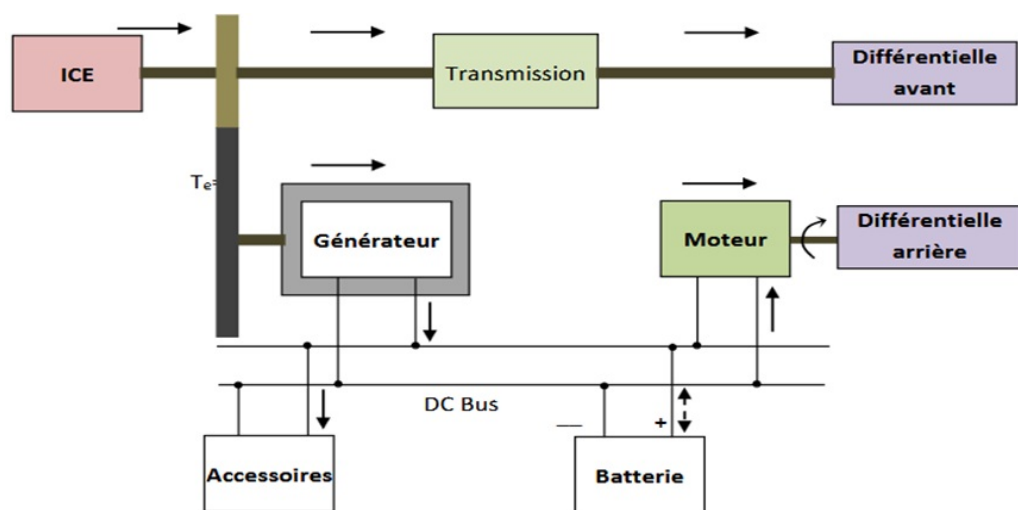


Fig. I.11 Architecture série-parallèle 2x2.

6.1 Électrique uniquement (basse vitesse, marche arrière, chargement de la batterie)

Le véhicule peut fonctionner en mode entièrement électrique en maintenant le moteur thermique éteint et en désengageant l'embrayage. Dans cette configuration, l'énergie stockée dans la batterie ou tout autre dispositif de stockage est utilisée pour alimenter le moteur électrique, qui génère la puissance de traction nécessaire aux roues arrière via le différentiel arrière.

La recharge des batteries peut être assurée par une stratégie de régénération, où le moteur électrique fonctionne en mode générateur lorsque le véhicule est en roue libre ou en phase de freinage, avec le moteur thermique désactivé.

6.2 Mode série (basses vitesses)

Le véhicule peut également fonctionner en mode hybride série, particulièrement adapté à la conduite urbaine, où la demande de puissance du conducteur reste modérée. Dans cette configuration, l'ensemble du couple moteur produit par le moteur thermique est transféré au générateur, qui alimente ensuite le moteur électrique, tandis que le système de stockage d'énergie joue un rôle de tampon [46].

Le moteur électrique assure alors la puissance de traction aux roues arrière, tandis que la transmission est maintenue en mode neutre pour permettre le fonctionnement en mode série.

6.3 Mode partage de puissance (croisière, accélération légère)

Lorsque la vitesse du véhicule atteint un seuil prédéfini ou que la demande de puissance excède celle pouvant être fournie en mode série, l'embrayage est activé, permettant au moteur thermique d'assurer directement la propulsion via la transmission mécanique. Dans ce mode, la vitesse de rotation du moteur thermique est régulée par un algorithme de répartition de puissance, dont le fonctionnement sera détaillé ultérieurement.

La puissance du moteur thermique est transmise aux roues avant via un système de transmission mécanique, tandis que les roues arrière sont entraînées par le moteur électrique à travers une transmission électrique. L'utilisation de ces deux machines électriques permet une répartition de puissance similaire à celle obtenue avec un train d'engrenages planétaires dans une architecture mécanique.

Contrairement aux systèmes hybrides mécaniques à répartition de puissance, le rapport de distribution de puissance entre la transmission mécanique et la transmission électrique peut être ajusté dynamiquement en fonction de la charge du générateur [47]. Cette flexibilité permet d'optimiser le partage de puissance afin de maximiser l'utilisation de l'énergie électrique tout en maintenant un équilibre optimal de traction entre les essieux avant et arrière. De plus, cette gestion prend en compte les transitions fluides entre les différents modes de fonctionnement pour garantir une conduite efficace et harmonieuse.

6.4 Mode parallèle (forte accélération)

En mode parallèle, activé lors de fortes sollicitations du conducteur, le moteur thermique et les deux machines électriques fonctionnent simultanément pour générer la puissance de traction nécessaire aux roues. Dans cette configuration, le générateur électrique agit comme un moteur, et le couple combiné du moteur thermique et du générateur est transmis aux roues avant via le couplage moteur-générateur.

Parallèlement, le moteur électrique contribue également à la traction des roues arrière, garantissant ainsi une répartition efficace de la puissance [48]. L'énergie nécessaire au fonctionnement des deux machines électriques est fournie par le système de stockage d'énergie (ESS). Toutefois, cette configuration entraîne une décharge rapide de la batterie, ce qui la rend non viable sur de longues durées.

Néanmoins, ce mode peut être utilisé comme une suralimentation temporaire du véhicule, permettant de répondre à des besoins ponctuels d'accélération élevée et d'améliorer les performances dynamiques du système de propulsion.

7 Système de gestion de l'énergie (EMS) dans les véhicules électriques

Le système de gestion de l'énergie (EMS) d'un véhicule électrique (EV) est une unité de contrôle électronique (ECU) qui permet d'optimiser l'utilisation des ressources énergétiques disponibles. Piloté par un microprocesseur avancé, il reçoit diverses données capteurs, ainsi que des informations provenant du système interne et des commandes du conducteur, afin de calculer la puissance requise. Sur cette base, il génère des signaux de commande à destination des interfaces d'électronique de puissance (PEI), permettant un transfert fluide de l'énergie

entre la batterie et les roues, et inversement.

L'EMS ne se limite pas à l'interprétation et l'enregistrement des données, il analyse également les informations fournies par les capteurs et applique des algorithmes de commande intelligents pour améliorer l'autonomie du véhicule [49].

L'une des fonctions essentielles de l'EMS dans un véhicule électrique est la répartition optimale de la puissance entre les systèmes de stockage d'énergie (ESS). Pour cela, différentes équations de commande déterministes et stratégies de gestion énergétique peuvent être utilisées.

La Figure (I.12) présente en détail le fonctionnement du système de gestion de l'énergie, mettant en évidence la manière dont il supervise, régule et optimise la distribution de l'énergie entre les différents composants du véhicule, afin d'améliorer l'efficacité énergétique et la performance globale du système.

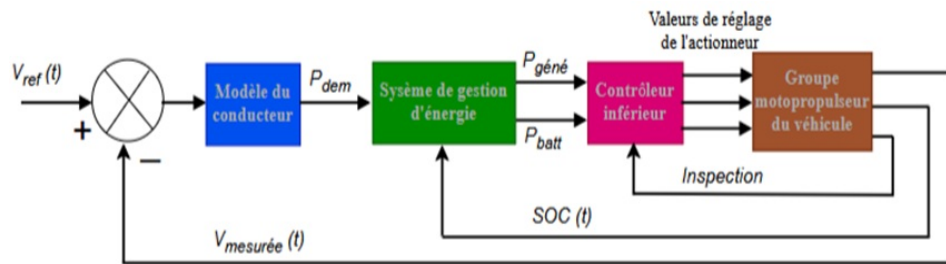


Fig. I.12 Le rôle du système de gestion de l'énergie dans le contrôle des véhicules hybrides.

La Figure (I.13) présente les principaux objectifs de la gestion d'énergie dans un système hybride. L'objectif fondamental est d'optimiser l'utilisation des sources d'énergie afin d'améliorer la performance globale du véhicule tout en garantissant une efficacité énergétique maximale.

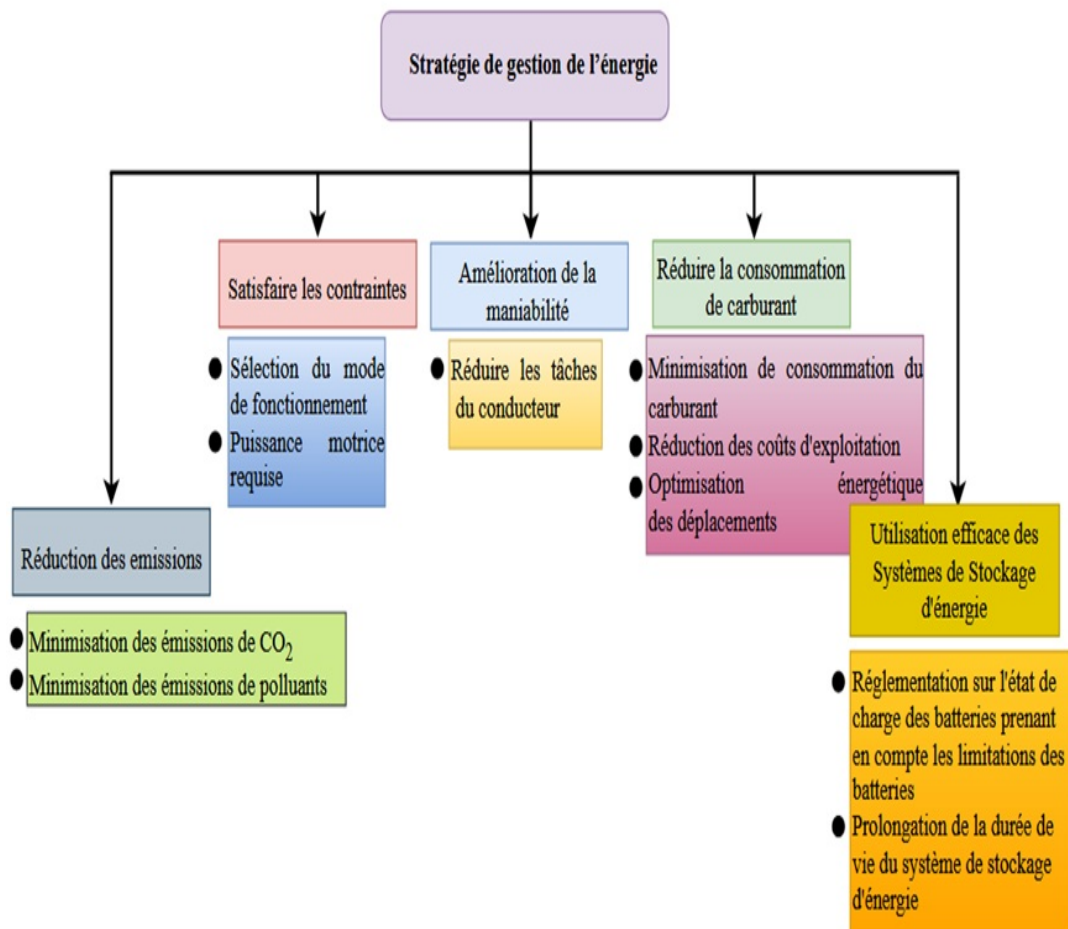


Fig. I.13 Les principaux objectifs de la gestion d'énergie.

Cependant, plusieurs facteurs influencent la sélection de l'EMS, notamment :

- Les commandes du conducteur
- La durée du trajet
- La vitesse du moteur/générateur électrique
- L'état de charge (SOC) de la batterie

Sans ces données essentielles, le contrôle de la répartition de la puissance reste limité.

En résumé, un EMS adapté aux systèmes de stockage hybride (HESS) doit :

- ✓ Répondre à la demande de charge
- ✓ Maintenir la tension de la batterie et l'état de charge du supercondensateur
- ✓ Améliorer l'efficacité globale du système
- ✓ Prolonger la durée de vie de la batterie

Stratégies de gestion de l'énergie

Les travaux récents sur la gestion énergétique des véhicules hybrides (HEV), véhicules hybrides rechargeables (PHEV) et systèmes de stockage hybride (HESS) dans les véhicules électriques ont proposé deux principales approches :

1. Stratégies basées sur des règles (*rule-based strategy*)
2. Techniques basées sur l'optimisation

La majorité des méthodes précédemment développées concernent des combinaisons batterie/supercondensateur ou pile à combustible/batterie/supercondensateur.

Cette section explore en détail les stratégies de gestion d'énergie appliquées aux systèmes batterie/supercondensateur, en analysant les avantages et inconvénients de chaque approche.

Un tableau comparatif des méthodes en fonction de leur mode d'application est présenté dans le Tableau ??, tandis que la classification des différentes techniques de gestion de l'énergie pour les systèmes HESS est illustrée dans la Figure (I.14).

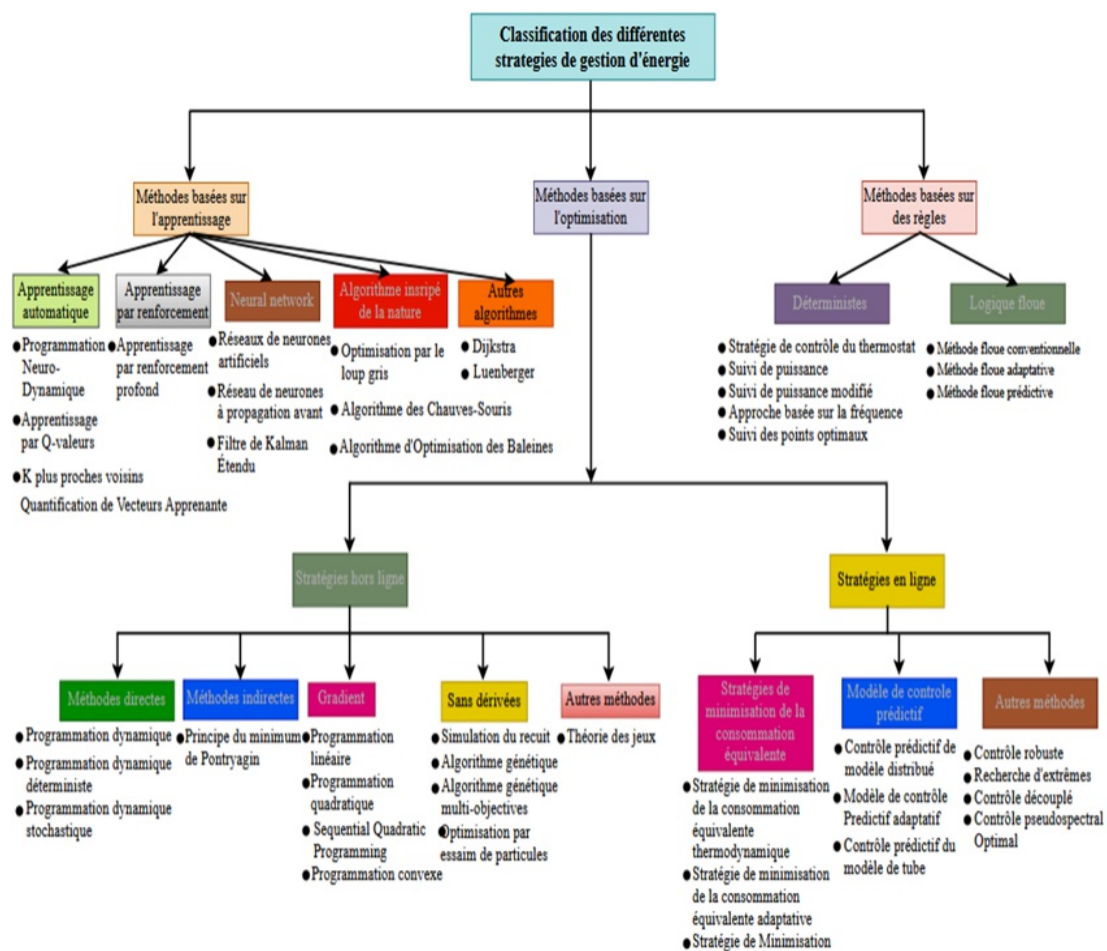


Fig. I.14 Classification des systèmes de gestion d'énergie.

7.1 Stratégies de gestion de l'énergie

Les stratégies de gestion de l'énergie existantes peuvent être classées selon différents critères. En fonction du schéma de calcul, elles se divisent en méthodes hors ligne (*offline*) et en ligne (*online*) [50].

Par ailleurs, selon le mécanisme de détermination de l'action de commande, les stratégies de gestion de l'énergie peuvent être regroupées en méthodes basées sur des règles (heuristiques) et en méthodes d'optimisation.

Une autre classification repose sur l'exploitation des prévisions des conditions de conduite. Ainsi, on distingue les stratégies prédictives et non prédictives.

Il est important de souligner que ces catégories ne sont pas exclusives. En effet, la combinaison de plusieurs approches peut permettre d'améliorer les performances du système de gestion de l'énergie. Les sections suivantes présentent une brève description de chaque groupe.

7.1.1 Méthodes basées sur l'optimisation

Contrairement aux approches heuristiques basées sur des règles, les méthodes d'optimisation déterminent l'action de commande en minimisant des indices de performance à l'aide de techniques mathématiques. Elles se divisent en deux grandes catégories :

- Méthodes hors ligne, telles que la programmation dynamique (DP) et le principe du minimum de Pontryagin (PMP).
- Méthodes en ligne, comme la commande prédictive de modèle (MPC), la stratégie de minimisation de la consommation équivalente (ECMS) et sa version adaptative (A-ECMS).

Ces stratégies peuvent être appliquées pour une optimisation locale ou globale des objectifs de performance :

- L'optimisation globale est représentée par des méthodes comme DP et l'algorithme génétique (GA).
- L'optimisation locale est mise en œuvre dans des approches comme PMP et MPC.

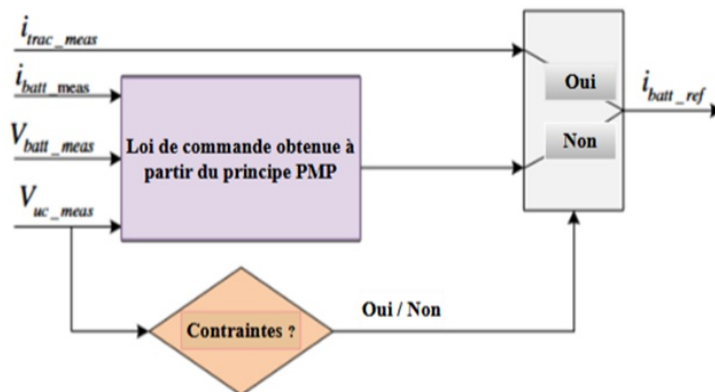


Fig. I.15 Schéma fonctionnel de la mise en œuvre de la stratégie EM utilisant le principe de Pontrygains.

7.1.1.1 Méthodes hors ligne Certaines méthodes de cette catégorie visent à optimiser globalement une fonction de coût, en prenant en compte plusieurs objectifs de conception. Parmi ces approches figurent la programmation dynamique (DP), l'algorithme génétique (GA) et la théorie des jeux.

Ces techniques sont généralement très exigeantes en calcul et nécessitent une connaissance précise des conditions de conduite futures, ce qui limite leur application en temps réel. Elles sont principalement utilisées comme références pour évaluer la performance d'autres approches et peuvent également servir à développer des méthodes heuristiques basées sur des règles, en extrayant des politiques optimales simplifiées.

Pour permettre une exécution en temps réel, des solutions sous-optimales peuvent être obtenues en prévoyant les futurs cycles de conduite. Par exemple, la programmation dynamique stochastique (SDP) anticipe les variations de vitesse et de demande de puissance grâce à des modèles probabilistes, tels que la chaîne de Markov, puis applique un schéma de rétropection (*backward induction*) inspiré de la programmation dynamique classique. Toutefois, cette méthode demeure complexe en termes de calcul, ce qui freine son utilisation en temps réel.

Une autre approche largement étudiée est le principe du minimum de Pontryagin (PMP), issu de la théorie du contrôle optimal, et utilisé pour résoudre les problèmes de gestion de l'énergie. Cette méthode repose sur un problème aux limites à deux points, fournissant des solutions localement optimales [51]. Elle transforme l'optimisation globale d'un cycle de conduite en une minimisation instantanée d'une fonction, mais nécessite une estimation préalable des cycles de conduite futurs, ce qui la rend non causale. En pratique, la valeur

initiale du co-état est généralement déterminée par des algorithmes itératifs, tels que la méthode du tir (*shooting methods*).

Enfin, le contrôle prédictif de modèle (MPC) joue un rôle crucial en permettant d'anticiper les variations de charge et d'adapter la consommation d'énergie en fonction des prévisions de trajet et des conditions de conduite [56]. Le MPC adaptatif, le MPC distribué et le MPC en tube offrent différentes approches pour garantir une gestion efficace et robuste de l'énergie dans des environnements dynamiques. La fonction de coût J utilisée dans la gestion d'énergie (EMS) en utilisant le contrôle prédictif de modèle (MPC) et qu'il faut la minimiser est la suivante :

$$J = \sum_{k=0}^{N-1} \left(\omega_1^k (P_{\text{bat}}(k))^2 + \omega_2^k (P_{\text{bat}}(k) - P_{\text{bat}}(k-1))^2 \right) + \sum_{k=0}^N \left(\frac{k}{3} (SOC_{SC} - SOC_{SC}^{\text{ref}})^2 + \omega_4^k (SOC_{\text{bat}} - SOC_{\text{bat}}^{\text{ref}})^2 \right) \quad (\text{I.7})$$

Sous contraintes :

$$x(k+1) = Fx(k) + G_u(k)u(k) + G_\omega(k)u(k) \quad (\text{I.8})$$

$P_{\text{bat}}(k)$ représente la puissance de la batterie à l'instant k . Elle correspond à l'énergie fournie (ou absorbée) par la batterie à chaque pas de temps. La minimisation du terme $(P_{\text{bat}}(k))^2$ permet de réduire les pertes d'énergie et de préserver la durée de vie de la batterie.

Le terme $(P_{\text{bat}}(k) - P_{\text{bat}}(k-1))^2$ assure une transition douce dans la demande énergétique, évitant ainsi les brusques changements de charge qui pourraient accélérer la dégradation de la batterie.

Le terme $(SOC_{SC} - SOC_{SC}^{\text{ref}})^2$ correspond à l'écart entre l'état de charge du supercondensateur (SC) et sa valeur de référence. L'objectif du contrôle est de maintenir le SOC du supercondensateur proche de son point optimal, afin qu'il puisse fournir ou absorber rapidement de l'énergie lorsque cela est nécessaire.

avec :

$$k \in \{0, \dots, N-1\}$$

$$SOC_{SC}^{\min} \leq SOC_{SC}(k) \leq SOC_{SC}^{\max} \quad (\text{I.9})$$

$$SOC_{\text{bat}}^{\min} \leq SOC_{\text{bat}}(k) \leq SOC_{\text{bat}}^{\max} \quad (\text{I.10})$$

$$P_{\text{bat}}^{\min} \leq P_{\text{bat}}(k) \leq P_{\text{bat}}^{\max} \quad (\text{I.11})$$

Où :

- $\omega_1, \omega_2, \omega_3, \omega_4$: sont les pondérations de la fonction de coût pour la puissance de la batterie, la variation de puissance dans la batterie et le SOC pour le suivi de la référence.
- x : est désigné comme la variable d'état.
- F, G_u, G_w : sont respectivement les matrices d'état, d'entrée et de perturbation.
- $SOC_{SC}^{\min}, SOC_{SC}^{\max}, SOC_{\text{bat}}^{\min}, SOC_{\text{bat}}^{\max}$: représentent les niveaux de charge minimum et maximum du supercondensateur et de la batterie.
- $P_{\text{bat}}^{\min}, P_{\text{bat}}^{\max}$: sont les limites de la puissance délivrée ou absorbée par la batterie.

En résolvant cette fonction de coût, des références optimales de puissance pour le SOC de la batterie et celui du supercondensateur sont obtenues, permettant une gestion efficace de l'énergie entre ces deux sources.

7.1.1.2 Méthodes en ligne Les stratégies de gestion d'énergie en ligne ne nécessitent pas une connaissance complète du cycle de conduite futur. Bien qu'elles fournissent des résultats sous-optimaux, elles présentent l'avantage d'être implantables en temps réel. Ces méthodes peuvent être classées en deux catégories :

1. Les stratégies basées sur l'optimisation instantanée
2. Les stratégies prédictives

a. Stratégies basées sur l'optimisation instantanée

Ces méthodes ne prennent pas en compte les prévisions du cycle de conduite futur. Elles déterminent la politique de commande en fonction des valeurs instantanées des points de fonctionnement du groupe motopropulseur. Parmi ces approches, on retrouve :

- La stratégie de minimisation de la consommation équivalente (ECMS)
- L'ECMS adaptative
- Le contrôle robuste

Dans la stratégie ECMS, l'objectif est de minimiser, à chaque instant, la puissance totale équivalente en carburant. Celle-ci est définie comme la somme de la puissance en carburant

consommée par le moteur à combustion interne (ICE) et de la puissance équivalente en carburant du système de stockage d'énergie (ESS), qui correspond dans ce cas à la batterie [52].

7.1.2 Algorithmes d'apprentissage dans la gestion de l'énergie

Les conditions de conduite imprévisibles, telles que la congestion du trafic et les habitudes du conducteur, rendent difficile la prédiction des cycles de conduite. Pour surmonter cette incertitude, les algorithmes d'apprentissage peuvent être exploités.

Par exemple, plusieurs chercheurs proposent un modèle de prédiction de cycle de conduite basé sur une chaîne de Markov, capable de s'adapter dynamiquement au comportement du conducteur.

Par ailleurs, les techniques d'apprentissage automatique et d'apprentissage par renforcement permettent de concevoir des contrôleurs sans modèle, offrant ainsi une meilleure capacité d'adaptation que les EMS classiques.

Des stratégies exécutables en temps réel peuvent être développées grâce à l'apprentissage par renforcement, où les décisions optimales sont apprises à partir des cycles de conduite historiques [53]. Cependant, cette approche nécessite une grande quantité de données pour l'entraînement.

Le processus d'apprentissage peut également être adaptatif, permettant ainsi de prendre en compte l'évolution des conditions de conduite [54].

Toutefois, il est important de noter que les performances en termes de consommation d'énergie restent sous-optimales.

7.1.2.1 Méthodes basées sur l'apprentissage automatique L'intelligence artificielle et l'apprentissage automatique révolutionnent la gestion de l'énergie dans les véhicules électriques en permettant une prise de décision plus intelligente et adaptative. L'apprentissage par renforcement, notamment le *Deep Reinforcement Learning* et le *Q-learning*, est utilisé pour développer des stratégies de conduite optimales en fonction des expériences passées du véhicule. Ces techniques permettent d'améliorer l'efficacité énergétique et l'autonomie en ajustant en temps réel les décisions de gestion d'énergie.

Les réseaux de neurones artificiels, en particulier les réseaux à propagation avant, sont exploités pour prédire la consommation énergétique et optimiser les stratégies de conduite.

D'autres algorithmes bio-inspirés, comme l'optimisation par le loup gris, l'algorithme des chauves-souris et l'algorithme d'optimisation des baleines, sont appliqués à la gestion des ressources énergétiques du véhicule, notamment pour améliorer le dimensionnement des batteries et optimiser les stratégies de recharge [55].

Certaines méthodes classiques, comme l'algorithme de Dijkstra, l'observateur de Luenberger et la quantification de vectrices apprenantes (LVQ), sont également intégrées dans la gestion d'énergie pour optimiser les itinéraires de conduite et améliorer l'estimation des états internes du système énergétique du véhicule.

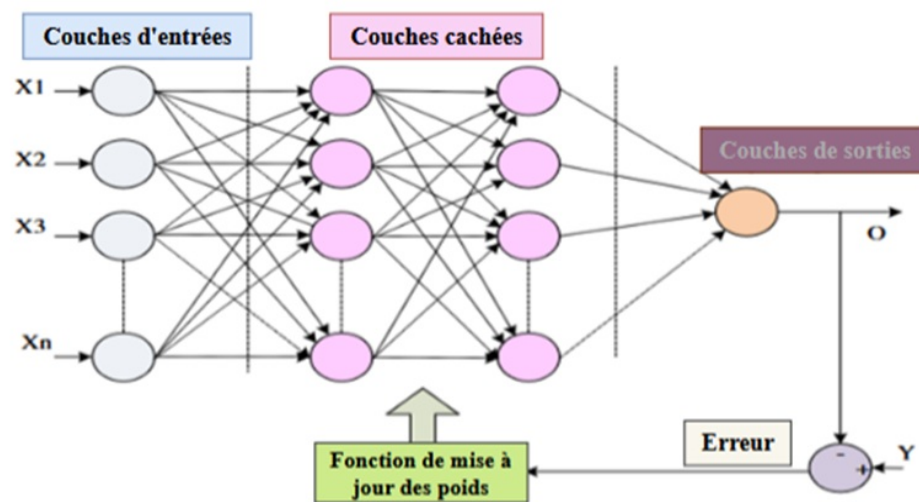


Fig. I.16 Schéma de principe de la gestion de l'énergie basée sur un réseau neuronal.

7.1.2.1 Méthodes basées sur des règles Les méthodes basées sur des règles peuvent être considérées comme une sous-catégorie des méthodes hors ligne, car leur conception repose sur des données préalablement analysées. Elles sont très répandues en raison de leur simplicité de mise en œuvre. Toutefois, leur principal inconvénient réside dans leur manque de flexibilité : si les conditions réelles de conduite diffèrent significativement de celles utilisées pour établir les règles, la performance du système peut être considérablement dégradée.

Ces stratégies sont souvent implémentées directement dans les systèmes de gestion d'énergie embarqués en raison de leur simplicité et de leur faible coût de calcul. Elles incluent des méthodes déterministes, comme le contrôle du thermostat, qui régule la température de la batterie pour éviter la surchauffe et préserver sa durée de vie, ainsi que le suivi des points optimaux, qui ajuste la consommation énergétique en fonction des conditions de conduite.

Les approches basées sur la logique floue (conventionnelle, adaptative et prédictive)

permettent une meilleure flexibilité face aux incertitudes des conditions de route et de charge. Par exemple, une méthode floue adaptative peut ajuster dynamiquement les paramètres de consommation en fonction des variations du trafic, améliorant ainsi l'efficacité énergétique. Cependant, ces méthodes ne garantissent pas toujours une optimisation globale du système et peuvent être limitées face à des scénarios complexes [56].

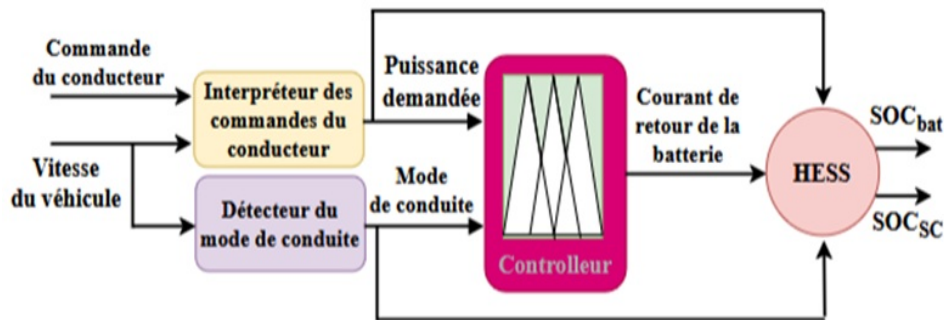


Fig. I.17 Schéma fonctionnel d'une stratégie de gestion de l'énergie basée sur la logique floue.

8 Système de stockage d'énergie des véhicules électriques

En fonction de l'application du véhicule électrique, le système de stockage d'énergie (ESS) peut être classé en plusieurs catégories. La Figure (I.18) détaille la classification des systèmes de stockage d'énergie, mettant en évidence, dans un cadre grisé, les technologies les plus couramment utilisées pour les véhicules électriques. Parmi celles-ci, on retrouve les volants d'inertie, les batteries électrochimiques secondaires, les piles à combustible (FCs), les supercondensateurs (UCs), les bobines supraconductrices, ainsi que les systèmes de stockage d'énergie hybrides (HESS), largement exploités pour l'alimentation des véhicules électriques [57].

Chaque type d'ESS possède des caractéristiques spécifiques qui influencent son domaine d'application. Un ESS ne se limite pas uniquement à stocker l'énergie sur une longue période, mais contribue également à la réduction des coûts pour l'utilisateur. De nombreux chercheurs consacrent leurs efforts à l'amélioration des systèmes de stockage afin d'optimiser leur rendement énergétique et de développer des solutions plus économiques et performantes.

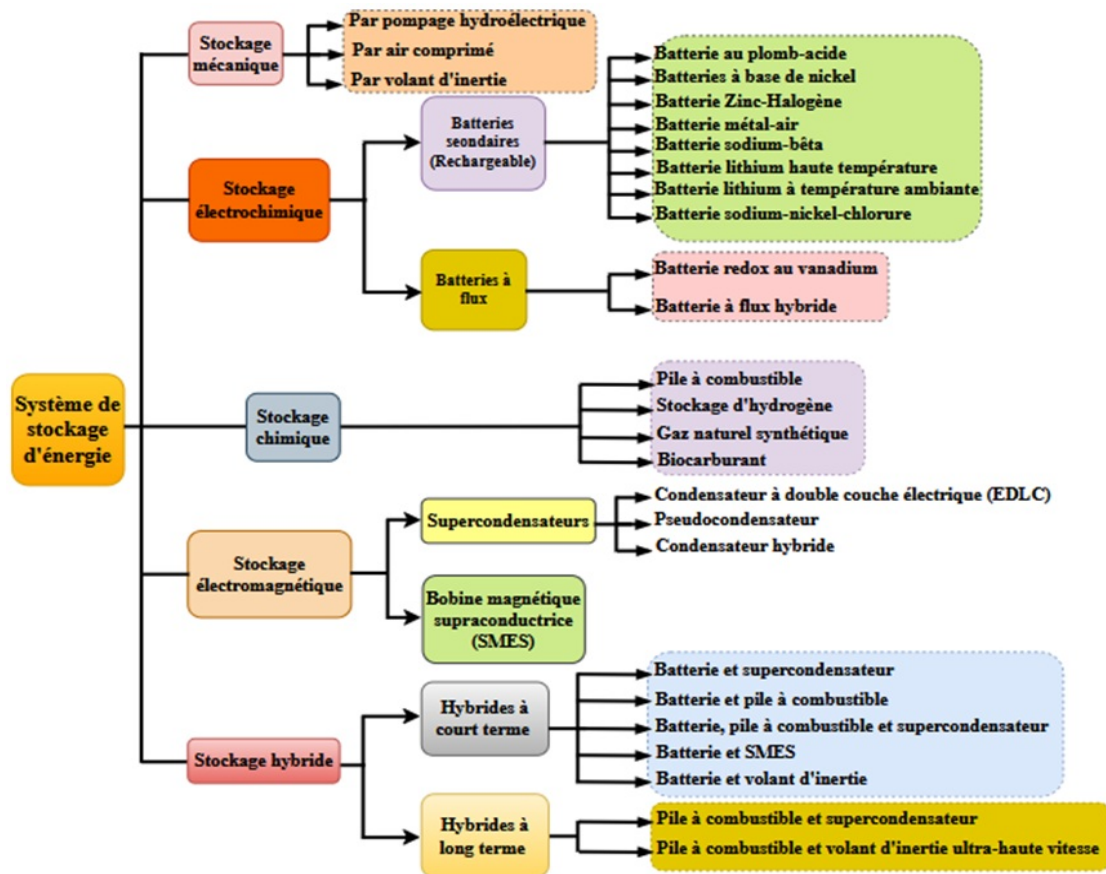


Fig. I.18 Classification des systèmes de stockage d'énergie.

8.1 Batterie

Les batteries sont les solutions de stockage d'énergie les plus couramment utilisées dans les véhicules électriques, en raison de leur capacité à convertir l'énergie chimique en énergie électrique [58]. Ainsi, leur puissance et leur capacité énergétique sont des critères essentiels à considérer. Lors de la conception d'un système de stockage d'énergie hybride (HESS), plusieurs caractéristiques clés sont prises en compte, notamment la capacité des batteries, qui varie entre 0,02 et 40 Ah en fonction du type de véhicule électrique à batterie (BEV). De plus, l'énergie stockée est évaluée en fonction de l'énergie spécifique, comprise entre 30 et 180 Wh/kg, selon [59], ainsi que du SOC utilisable, qui reflète le pourcentage d'énergie disponible dans la batterie à un instant donné.

Le marché propose une large gamme de batteries, différenciées par leur composition chimique. Actuellement, les batteries lithium-ion (Li-ion), nickel-hydrure métallique (Ni-MH) et plomb-acide sont les plus utilisées dans les véhicules électriques [60]. Le Tableau I.1 présente une comparaison détaillée de leurs performances [61].

Ce tableau met en évidence les différences entre trois principales catégories de batteries :

- **Batteries au lithium (Li-ion)** : elles offrent une énergie spécifique de 90 à 190 Wh/kg, un rendement de 80 à 95 %, une durée de vie de 500 à 18 000 cycles.
- **Batteries au nickel (Ni-MH)** : leur rendement varie entre 50 et 90 %, avec une capacité énergétique plus faible (30 à 70 Wh/kg), une durée de vie de 100 à 40 000 cycles.
- **Batteries au plomb-acide** : bien que leur énergie spécifique soit inférieure (30 à 50 Wh/kg), elles présentent l'avantage d'être plus économiques. Elles affichent un rendement de 70 à 90 % et une durée de vie comprise entre 500 et 4 500 cycles, ce qui les rend adaptées aux applications peu exigeantes.

Ainsi, le choix d'une technologie de batterie dépend des besoins en énergie, du budget, et des exigences de performance du véhicule électrique.

Tableau I.1 – Comparaison des performances des batteries pour véhicules électriques

Type de stockage d'énergie	Rendement (%)	Cycle	Durée de vie (années)	Énergie spécifique (Wh/kg)	Puissance spécifique (W/kg)
Batteries au lithium (Li-ion)	80–95	500–18 000	≈15	90–190	250–400
Batteries au nickel (Ni-MH)	50–90	100–40 000	15–20	30–70	50–1000
Batteries au plomb-acide	70–90	500–4500	3–15	30–50	50–180

8.2 Supercondensateurs

Les termes condensateurs électrochimiques à double couche (EDLCs), ultracondensateurs et supercondensateurs (SCs) font référence à un ensemble de technologies de stockage d'énergie électrochimique, conçues pour assurer des libérations rapides d'énergie et un stockage temporaire efficace [62].

À l'image des condensateurs classiques, les supercondensateurs stockent l'énergie en exploitant le déplacement de charges entre deux électrodes solides immergées dans un électrolyte. Toutefois, leur capacité de stockage est bien supérieure, atteignant jusqu'à 20 fois

celle des condensateurs traditionnels. Selon la référence [63], les supercondensateurs offrent une densité de puissance élevée, des temps de charge et de décharge rapides, ainsi qu'une durée de vie quasi illimitée [64].

Les supercondensateurs sont largement exploités dans les applications industrielles et les transports, où ils servent de tampons énergétiques puissants, utilisés seuls ou en association avec des batteries électrochimiques [65]. Comparés aux batteries, ils offrent des niveaux de puissance plus élevés et un transfert d'énergie plus rapide, avec une puissance spécifique pouvant être 100 à 1000 fois supérieure [66].

Les supercondensateurs se distinguent par une faible densité énergétique, comprise entre 1 et 10 Wh/kg, mais une densité de puissance très élevée, pouvant atteindre 10 000 W/kg [67]. Cette caractéristique leur confère une capacité de charge et de décharge ultra-rapide, les rendant idéaux pour des applications à haute puissance, comme le freinage régénératif et l'accélération des véhicules électriques.

Dans les systèmes de stockage d'énergie hybride (HESS), les supercondensateurs prennent en charge les demandes de puissance élevées, réduisant ainsi le stress sur les batteries et prolongeant leur durée de vie [68]. Bien que leur densité de puissance dépasse largement celle des batteries Li-ion [69], leur faible densité énergétique limite leur utilisation aux applications nécessitant des impulsions d'énergie rapides.

Cette étude met en avant, à travers des comparaisons quantitatives, la manière dont les supercondensateurs améliorent la performance des HESS dans les véhicules électriques. Contrairement aux batteries, leur capacité de stockage d'énergie est 3 à 30 fois inférieure, ce qui restreint leur utilisation aux applications nécessitant des pics de puissance, sans besoin de stockage énergétique important.

Par ailleurs, les condensateurs traditionnels, en raison de leur conception rigide et volumineuse, ne sont pas adaptés aux nouvelles générations d'applications. Les avancées technologiques visent désormais à développer des supercondensateurs plus compacts, plus légers et plus flexibles, pouvant s'adapter à divers usages électroniques [70].

Enfin, il existe trois catégories principales de supercondensateurs utilisées dans les véhicules électriques : les EDLC (condensateurs électrochimiques à double couche), les condensateurs hybrides et les pseudo-condensateurs [71].

8.3 Pile à combustible

L'énergie électrique peut être générée à l'aide d'une pile à combustible, qui exploite une réaction chimique entre l'oxygène et l'hydrogène. Les produits issus de cette réaction sont décrits par l'équation suivante [29] :



Des modèles dynamiques de piles à combustible ont été développés afin d'élaborer des stratégies de contrôle assurant des performances précises et optimisées [72]. Parmi les différentes technologies, les piles à combustible à membrane échangeuse de protons (PEG) sont les plus utilisées dans les véhicules électriques, notamment en raison de leur capacité à fonctionner à basses températures, facilitant ainsi un démarrage rapide [73]. Pour qu'une réaction électrochimique se produise au sein de la cellule, un déséquilibre du système est nécessaire [74] :



L'équation de Nernst établit une relation entre la tension de cellule standard et la tension non standard, en prenant en compte les variations des concentrations des solutions ioniques qui ne sont pas égales à 1 mole, ainsi que les changements de température [75, 76] :

$$\begin{cases} V_{PC-CO} = V_{PC-CO}^0 - \frac{RT}{nF} \ln(Q_{PC}) \\ Q_{PC} = \frac{C^c D^d}{A^a B^b} \end{cases} \quad (\text{I.11})$$

V_{PC-CO} représente le potentiel de la cellule dans les conditions actuelles, c'est-à-dire hors équilibre. Le potentiel standard, noté V_{PC-CO}^0 , correspond à la situation où toutes les concentrations des espèces chimiques valent 1 mol/L. La constante des gaz parfaits est $R = 8.314 \text{ J mol}^{-1} \text{ K}^{-1}$, tandis que T désigne la température absolue en kelvin. Le nombre d'électrons transférés au cours de la réaction électrochimique est noté n , et F désigne la constante de Faraday, dont la valeur est $F = 96\,485 \text{ C mol}^{-1}$. Enfin, Q_{PC} correspond au quotient réactionnel, qui caractérise l'état d'avancement du système électrochimique.

La modélisation d'une pile à combustible repose sur trois étapes principales : d'abord, établir un modèle des performances idéales, ensuite, évaluer les différentes pertes, enfin,

déterminer les performances réelles en retranchant ces pertes aux performances idéales [77] :

$$V_{PC} = V_{PC-CO} - V_{réa} - V_{con} - V_{Ohm} \quad (I.12)$$

L'optimisation des performances et du rendement des piles à combustible passe par une réduction des pertes. Cet objectif peut être atteint en améliorant la conception de la pile, notamment par : l'optimisation des composants des électrodes, l'amélioration de la conception des électrodes catalytiques, l'augmentation de la conductivité de l'électrolyte, le fonctionnement à des températures et pressions plus élevées, ainsi que la réduction des impuretés présentes.

L'un des principaux défis des piles à combustible réside dans la lenteur des réactions électrochimiques aux électrodes. Pour y remédier, l'utilisation d'électrodes à plus grande surface, souvent constituées de matériaux carbonés, permet d'accélérer ces réactions. De plus, l'intégration de l'électrolyte sous forme de feuilles entre les électrodes à l'intérieur de la cellule contribue à limiter l'exposition à des températures élevées pendant les réactions [78].

8.4 Le Stockage d'énergie hybride dans les véhicules électriques

L'essor des véhicules électriques repose en grande partie sur l'optimisation des systèmes de stockage d'énergie, qui influencent directement leur autonomie, leur performance et leur durabilité. Pour répondre aux besoins énergétiques variés d'un véhicule, un système de stockage d'énergie hybride (HESS - *Hybrid Energy Storage System*) est souvent privilégié. Ce concept repose sur la combinaison de plusieurs technologies de stockage afin d'exploiter leurs avantages respectifs et de pallier leurs limitations.

Un HESS associe généralement une batterie électrochimique, comme une batterie lithium-ion (Li-ion), à un supercondensateur. Cette complémentarité est essentielle pour répondre aux différentes exigences du véhicule :

- Les batteries sont optimisées pour stocker une grande quantité d'énergie grâce à leur haute densité énergétique, assurant ainsi une autonomie prolongée. Cependant, elles ont une puissance limitée et subissent une dégradation progressive en raison des cycles fréquents de charge et de décharge.
- Les supercondensateurs, en revanche, possèdent une faible densité énergétique, mais offrent une très grande densité de puissance, leur permettant de délivrer rapidement de

l'énergie et de se recharger presque instantanément. Ils sont donc parfaitement adaptés aux pics de puissance, comme ceux rencontrés lors de l'accélération et du freinage régénératif.

L'intégration d'un HESS vise ainsi à exploiter la capacité énergétique des batteries et la réactivité des supercondensateurs, tout en réduisant l'usure prématurée des batteries due aux variations rapides de puissance.

L'un des principaux atouts du stockage hybride est la prolongation de la durée de vie des batteries, puisque les supercondensateurs absorbent les pics de courant, limitant ainsi les contraintes imposées aux batteries. De plus, cette association améliore l'efficacité énergétique, notamment en maximisant la récupération d'énergie du freinage régénératif, et réduit les pertes thermiques qui peuvent affecter les performances globales du système. Grâce aux supercondensateurs, le véhicule bénéficie également d'une réponse instantanée aux demandes de puissance, améliorant ainsi la dynamique de conduite et le confort du conducteur [79].

En complément des batteries et des supercondensateurs, la pile à combustible est parfois intégrée dans les véhicules électriques, notamment dans les véhicules à hydrogène. Contrairement aux batteries et aux supercondensateurs, la pile à combustible ne stocke pas directement l'énergie, mais la produit en temps réel à partir d'une réaction chimique entre l'hydrogène et l'oxygène, générant ainsi de l'électricité et de l'eau comme sous-produit. Cette technologie offre une grande autonomie et un temps de recharge réduit, ce qui en fait une alternative viable aux batteries classiques, notamment pour les véhicules lourds et longue distance. Cependant, la pile à combustible ne peut pas répondre instantanément aux variations rapides de demande de puissance, ce qui explique pourquoi elle est souvent couplée à une batterie ou à un supercondensateur dans un système hybride.

Les applications du stockage hybride d'énergie dans les véhicules électriques sont nombreuses et s'adaptent à différents types de mobilité. Il est utilisé dans les véhicules électriques à batterie (BEV) pour améliorer l'autonomie et la gestion de l'énergie, dans les véhicules hybrides rechargeables (PHEV) pour optimiser l'interaction entre moteur thermique et motorisation électrique, et dans les transports publics électrifiés (bus, tramways) pour optimiser les cycles fréquents d'accélération et de freinage.

Aujourd'hui, les recherches sur les systèmes HESS se concentrent sur l'optimisation des algorithmes de gestion énergétique, notamment en intégrant des approches basées sur l'intelligence artificielle et le contrôle prédictif, afin d'améliorer encore leur efficacité et leur

durabilité.

9 Conclusion

L'étude de l'état de l'art sur la gestion d'énergie et le stockage dans les véhicules électriques met en évidence les défis majeurs liés à l'optimisation de l'autonomie, à l'amélioration de l'efficacité énergétique et à la durabilité des systèmes de stockage. Différentes stratégies ont été développées pour une gestion intelligente de l'énergie, exploitant des approches classiques et avancées, notamment l'optimisation basée sur l'intelligence artificielle, la commande prédictive et l'intégration aux réseaux intelligents. Parallèlement, les technologies de stockage, principalement basées sur les batteries lithium-ion, continuent d'évoluer, avec des solutions hybrides combinant supercondensateurs et autres dispositifs pour améliorer les performances globales du véhicule.

Récemment, une attention particulière a été accordée aux systèmes de transport intelligents pour améliorer les performances des véhicules en exploitant les algorithmes méta-heuristiques inspirés des phénomènes naturels. Dans le contexte des avancées actuelles en matière de méthodes intelligentes et basées sur l'information, il est suggéré d'intégrer de nouveaux cadres/algorithmes, concepts de communication, technologies et infrastructures dans la conception des EMS. Cette intégration permettrait de surmonter les incertitudes existantes et d'assurer une robustesse en temps réel aux systèmes de gestion de l'énergie des véhicules électriques et hybrides.

Cependant, malgré les progrès réalisés, plusieurs limitations persistent, notamment en termes de modélisation précise des flux énergétiques, d'adaptabilité des stratégies de gestion à différentes conditions d'exploitation et de prise en compte de l'évolution des technologies de stockage. Afin d'aborder ces enjeux, il est essentiel de disposer d'une modélisation rigoureuse du système de gestion d'énergie, permettant d'évaluer et d'optimiser les performances globales du véhicule en fonction de divers scénarios de fonctionnement.

Ainsi, dans le chapitre suivant, nous nous focaliserons sur la modélisation du système de gestion d'énergie dans un véhicule électrique. Cette modélisation constituera une base essentielle pour l'analyse et le développement de stratégies de gestion plus performantes et adaptées aux exigences des futures technologies.

Modélisation de l'état de charge et du système de gestion d'énergie dans un véhicule électrique

1 Introduction

L'optimisation de la gestion d'énergie dans les véhicules électriques est un enjeu majeur pour améliorer leur autonomie, leur efficacité énergétique et la durabilité des composants. Une gestion efficace repose sur une modélisation rigoureuse des flux énergétiques entre les différentes unités du véhicule, notamment la batterie, les supercondensateurs, les moteurs électriques et les systèmes auxiliaires. Cette modélisation permet de concevoir des stratégies de contrôle adaptées aux conditions réelles d'exploitation et aux exigences des utilisateurs.

Un système de gestion d'énergie (EMS – Energy Management System) vise à superviser et à optimiser la distribution de l'énergie dans un véhicule électrique. Son architecture repose sur plusieurs sous-systèmes interdépendants, notamment les sources de stockage (batteries et supercondensateurs), les convertisseurs d'énergie, le système de propulsion et les charges auxiliaires. Pour assurer une gestion optimale, il est essentiel d'élaborer des modèles précis des différents composants, en tenant compte de leurs contraintes physiques et opérationnelles.

Ce chapitre propose une modélisation détaillée du système de gestion d'énergie dans un véhicule électrique [80]. Nous y présentons la structure générale du système, les modèles mathématiques des principales composantes, ainsi que les stratégies de gestion adoptées. Ces éléments constituent une base essentielle pour le développement d'approches avancées visant à améliorer la performance énergétique et l'autonomie des véhicules électriques.

2 Système BMS

Un système BMS (ou système de gestion de batteries) est un système électronique qui surveille, contrôle et gère les batteries utilisées dans divers équipements, tels que les véhicules électriques, les systèmes solaires et les systèmes de stockage d'énergie. Il utilise des capteurs et des logiciels pour surveiller l'état de la batterie, notamment la tension, le courant, la température et la charge [81]. Le système BMS optimise la charge et la décharge de la batterie pour prolonger sa durée de vie et garantir sa sécurité.

3 Fonctionnalités assurées par le BMS

Le système BMS peut assurer les fonctionnalités suivantes :

- L'acquisition et la communication de mesures au travers d'un bus de communication
- La protection des cellules
- Le contrôle de la charge
- L'équilibrage des cellules
- La détermination de l'état de santé
- La détermination de l'état de charge
- La gestion optimale de l'énergie
- La gestion thermique du pack.

Ces fonctions ont pour principaux objectifs de protéger les batteries contre d'éventuels dommages, de prolonger leur durée de vie et de garantir un fonctionnement optimal. Elles se répartissent en deux catégories : les fonctions électroniques, qui interagissent directement avec les cellules, et les fonctions logicielles, principalement dédiées à la gestion globale de l'énergie.

Les fonctions électroniques incluent notamment les systèmes d'instrumentation, tels que les capteurs de tension, de courant et de température, ainsi que les dispositifs de communication permettant la transmission des données vers l'unité de gestion du BMS.

La figure (II.1) illustre l'architecture d'un BMS, dont les principaux blocs sont détaillés dans les paragraphes suivants [82].

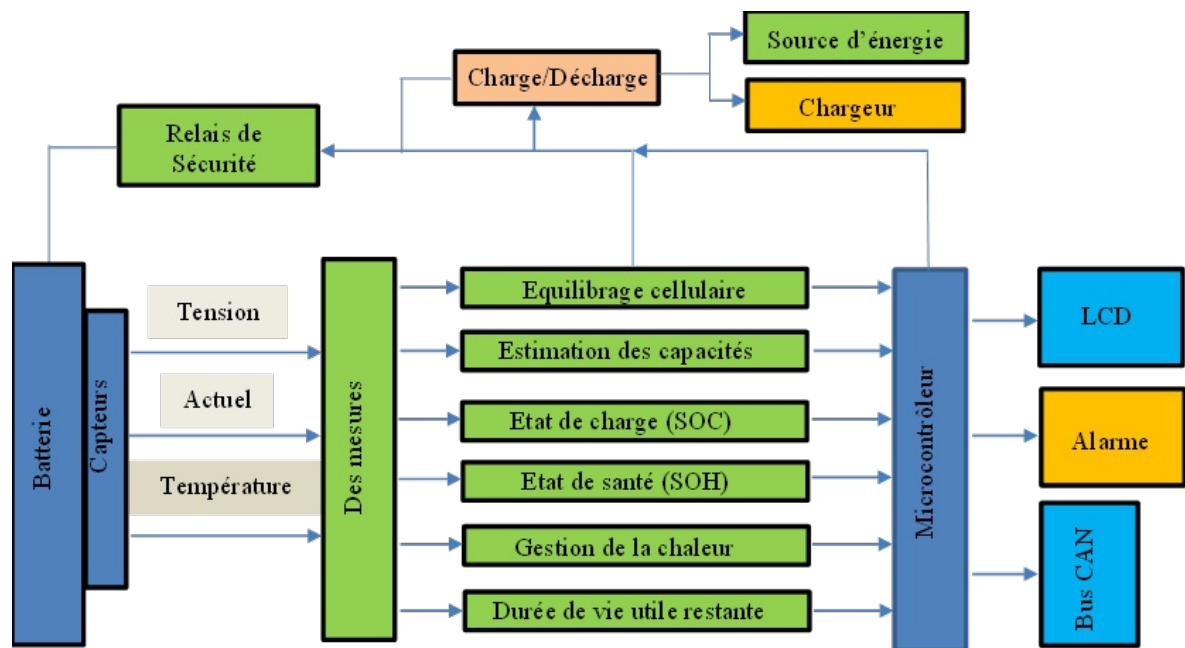


Fig. II.1 Schéma synoptique d'un BMS.

Un système de gestion de batterie (BMS) est composé de deux parties complémentaires : une partie matérielle (hardware) et une partie logicielle (software), comme il est illustré dans la Figure (II.2). La partie hardware et software du BMS. La partie matérielle regroupe l'ensemble des composants électroniques responsables de la surveillance, de la protection et de la transmission des paramètres essentiels de la batterie, tels que la tension, le courant et la température.

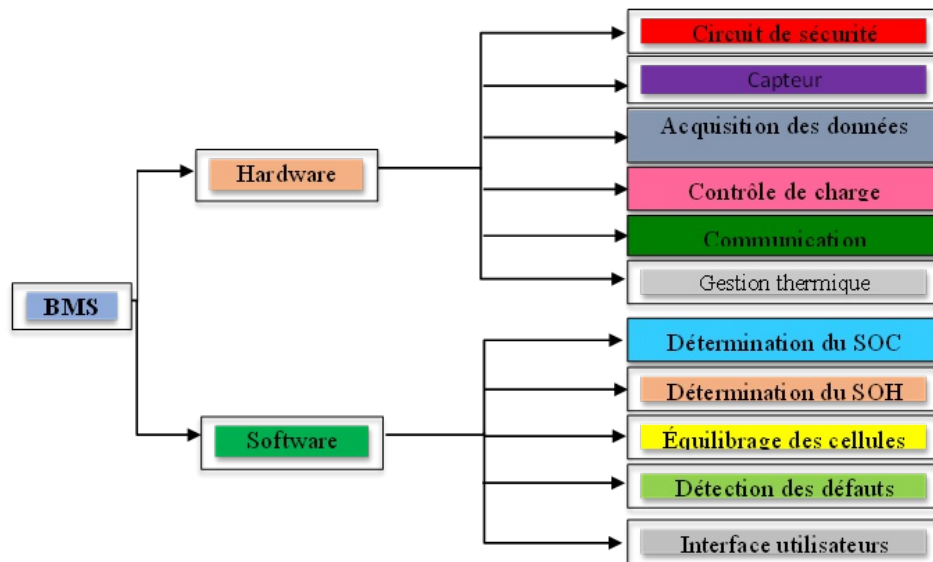


Fig. II.2 La partie hardware et software du BMS.

Elle inclut également les circuits de gestion des cellules et les interfaces de communication avec les autres systèmes du véhicule ou du réseau électrique. Quant à la partie logicielle, elle joue un rôle fondamental dans l'optimisation du fonctionnement de la batterie grâce à des algorithmes avancés de gestion de l'énergie, d'équilibrage des cellules et de détection des anomalies. En assurant une interaction efficace entre ces deux éléments, le BMS garantit une gestion intelligente et sécurisée des batteries, contribuant ainsi à leur performance, leur fiabilité et leur longévité.

4 Conception proposée d'un véhicule solaire

Le module solaire est installé sur les parties horizontales du véhicule, à savoir le capot, le toit et le coffre. Il est utilisé pour produire de l'énergie solaire et recharger la batterie du véhicule via un contrôleur de charge [83], comme montré dans la Figure (II.3). Initialement, la batterie est entièrement chargée, puis connectée au module solaire, garantissant ainsi qu'elle reste toujours alimentée.

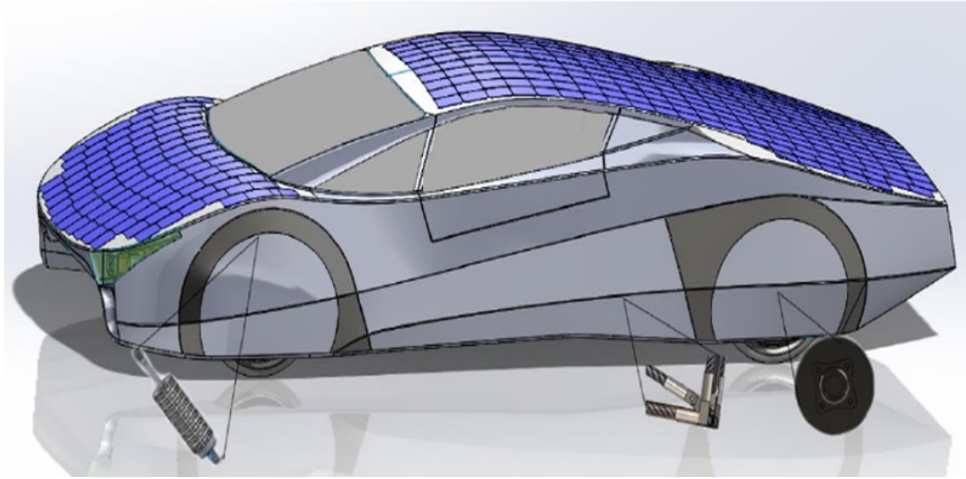


Fig. II.3 *Illustration d'un véhicule équipé de panneaux solaires.*

Tout d'abord, le panneau solaire installé sur le véhicule électrique capte la lumière du soleil et la convertit en électricité. Ensuite, le régulateur de puissance reçoit l'énergie produite par le panneau solaire et l'adapte pour la batterie principale. Il ajuste la tension du panneau photovoltaïque à la tension requise par le système. Une fois convertie, l'énergie est envoyée à la batterie, où elle est stockée et mise à disposition du moteur pour entraîner les roues. Un contrôleur de moteur, placé entre la batterie et le moteur, régule la quantité d'énergie transmise au moteur en fonction de l'accélération demandée.

5 Cycle de conduite

Le cycle de conduite proposé a été conçu pour être représentatif des conditions de conduite en milieu urbain, en intégrant deux événements de conduite de longue durée à vitesse variable, suivis de plusieurs événements courts d'accélération et de freinage, qui reflètent le comportement de conduite typique entre les feux de signalisation [84]. Le profil de vitesse et de durée du cycle, ainsi que le programme de changement de vitesse correspondant, sont illustrés à la Figure ((II.4) (a) et (b)). Conformément aux exigences de couple et de puissance, le programme de changement de vitesse est relativement souple par rapport au cycle de vérification standard.

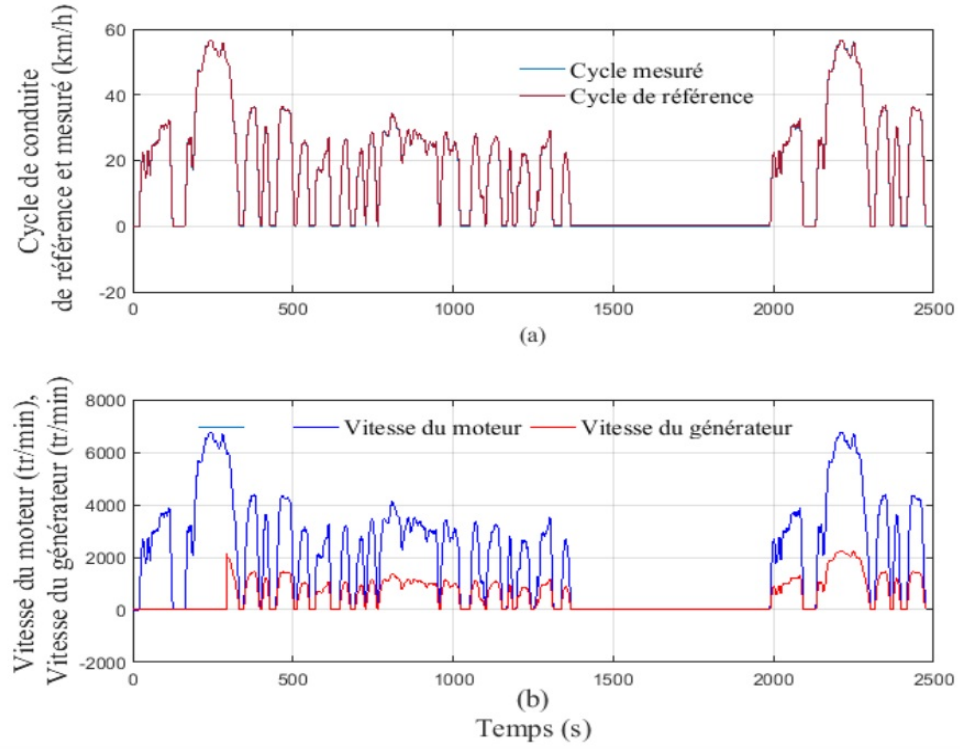


Fig. II.4 (a) Cycle de conduite appliqué au véhicule électrique hybride, (b) Vitesse du moteur et du générateur pour le cycle de conduite appliqué.

6 Système de traction électrique

Cette section conclut l'étude de la puissance nécessaire à l'exploitation d'un véhicule (Figure (II.5)) [85]. Le mouvement du véhicule est conditionné par plusieurs forces de résistance qui s'opposent à son déplacement. Parmi elles, la résistance au roulement, générée par la déformation des pneumatiques et les interactions avec la surface de la route, joue un rôle déterminant dans la consommation d'énergie. À cela s'ajoute la résistance aérodynamique, qui augmente avec la vitesse et dépend du coefficient de traînée ainsi que de la surface frontale du véhicule. Par ailleurs, la résistance gravitationnelle, influencée par l'inclinaison de la route et le poids du véhicule, intervient de manière significative lors des montées et descentes. Enfin, les forces d'inertie, directement liées aux variations de vitesse, nécessitent une puissance supplémentaire lors des accélérations et influencent le freinage. L'ensemble de ces résistances détermine l'énergie requise pour assurer une conduite optimale, tout en veillant à minimiser les pertes énergétiques et à améliorer l'efficacité du véhicule.

$$F_w = F_{ro} + F_{sf} + F_{add} + F_{cr} \quad (\text{II.1})$$

où : F représente la force de résistance au roulement, générée à la surface de contact entre le pneu et la route.

$$F_{ro} = \mu m g \cos \alpha \quad (\text{II.2})$$

Le coefficient μ dépend de plusieurs facteurs, notamment :

- La vitesse du véhicule,
- La pression des pneumatiques,
- Les caractéristiques du revêtement routier.

De plus, il varie proportionnellement à la vitesse du moteur ainsi qu'aux manœuvres de virage, influençant ainsi l'adhérence et la dynamique du véhicule.

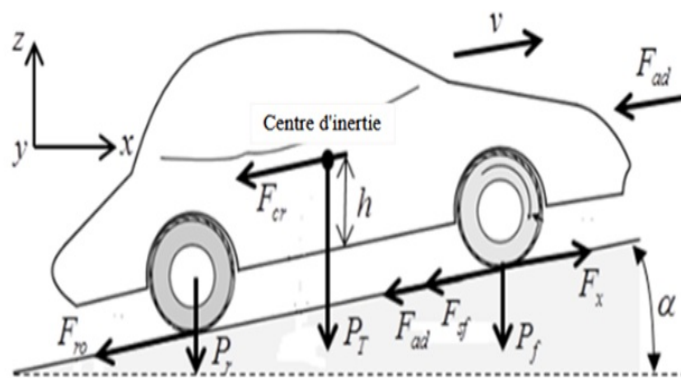


Fig. II.5 Forces appliquées sur un véhicule électrique et leur impact dynamique.

En maintenant une pression des pneus conforme aux normes, il est possible de réduire efficacement la force de résistance au roulement, améliorant ainsi l'efficacité énergétique et les performances du véhicule.

$$F_{sf} = k_A v \quad (\text{II.3})$$

$$F_{add} = \frac{1}{9} \xi C_w A_f (v + v_0)^2 \quad (\text{II.4})$$

La résistance à la montée et la force de descente s'expriment comme suit :

$$F_{cr} = \pm mg \sin \alpha \quad (\text{II.5})$$

Le moteur électrique génère la force requise pour compenser les charges imposées par la route, assurant ainsi la propulsion du véhicule. L'équation du mouvement s'écrit sous la

forme suivante :

$$k_m m \frac{dv}{dt} = F - F_w \quad (\text{II.6})$$

La force $(F - F_w)$ permet d'accélérer ou de décélérer le véhicule.

La puissance nécessaire à la propulsion d'un véhicule correspond à l'énergie requise pour vaincre l'ensemble des résistances au mouvement, incluant la résistance au roulement, la traînée aérodynamique et les forces gravitationnelles en pente. Elle s'exprime par :

$$P_v = v F_w \quad (\text{II.7})$$

L'équation mécanique, qui décrit la dynamique du système en prenant en compte les forces et couples appliqués, permet d'analyser le comportement du véhicule en fonction des contraintes de charge et des conditions de conduite.

$$J \frac{d\omega_r}{dt} + T_B + T_L = T_{em} \quad (\text{II.8})$$

L'équation suivante est obtenue en raison de l'utilisation d'un réducteur de vitesse, permettant d'adapter le couple et la vitesse du moteur aux exigences de traction du véhicule électrique.

$$\omega_{Wheel} = \frac{\omega_m}{i}, \quad T_{Wheel} = T_m i \eta_t \quad (\text{II.9})$$

Le couple de charge correspond à la force résistante exercée sur le moteur, influençant directement ses performances et sa consommation énergétique. Il est défini par :

$$T_L = \frac{T_{LWheel}}{i} = \frac{R}{i} F_w \quad (\text{II.10})$$

Le moment d'inertie global du véhicule, prenant en compte l'ensemble des masses en rotation ainsi que leurs contributions respectives, est défini comme suit :

$$J = J_W + J_V, \quad J_V = \frac{1}{2} m R^2 i^2 (1 - \lambda) \quad (\text{II.11})$$

Le paramètre λ dépend du coefficient d'adhérence de la chaussée, influençant ainsi la transmission des forces entre les roues du véhicule et la surface de la route.

7 Batteries

7.1 Principales caractéristiques des batteries

7.1.1 Cellule électrochimique

De manière générale, le courant est créé par un mouvement d'ensemble des électrons. Ces derniers se déplacent de l'anode (électrode négative) à la cathode (l'électrode positive) à en passant par un fil de métal (conducteur), pour alimenter ensuite un moteur ou une lampe, par exemple.

Les ions issus de ce transfert d'électrons traversent l'électrolyte, en partant de l'anode pour rejoindre la cathode, comme les électrons. Ceci a donc lieu lorsque la batterie se décharge. Lorsque l'on recharge la batterie, les électrons sont renvoyés de la cathode vers l'anode que les ions [86, 87].

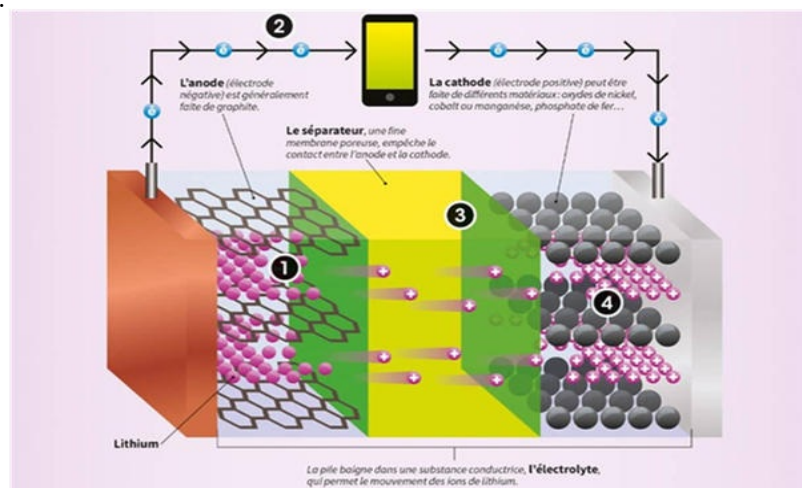


Fig. II.6 Batterie Li-ion.

7.1.2 La tension nominale

La tension nominale, exprimée en volt, est fixée par le potentiel de la réaction chimique de chaque élément du couple d'oxydoréduction utilisé. Par exemple, dans le cas d'un accumulateur au lithium, la tension nominale (tension opérationnelle) par cellule est de 3.6 volts.

7.1.3 Tension à circuit ouvert U_{CO}

La tension à vide ou en circuit ouvert U_{CO} (Open Circuit Voltage) d'une batterie correspond à son potentiel d'équilibre, i.e. la différence de potentiel entre les deux électrodes quand la

batterie est au repos :

$$U_{CO} = U_N + \beta_1 SOC + \beta_2 \ln(SOC) + SOC^2 \quad (\text{II.12})$$

avec :

SOC : est l'état de charge de la batterie (exprimé en fraction ou en pourcentage).

$\ln(SOC)$: représente la dépendance logarithmique dans certains modèles de batteries.

β : est une caractéristique spécifique à la technologie de la batterie.

7.1.4 Tension de fin de décharge

À cette tension, l'accumulateur est considéré comme étant déchargé. Généralement, on ne doit pas descendre en dessous de cette tension pour éviter la détérioration de l'accumulateur. Si on prend le cas d'une cellule au lithium-ion (3.6 V), la tension de fin de décharge est d'environ 2.5 V.

7.1.5 Capacité d'une batterie d'accumulateurs

La tension de la batterie est déterminée par sa chimie, mais sa capacité représente la quantité maximale d'électricité qu'elle peut fournir. Comme le courant est le nombre d'électrons par unité de temps, la capacité d'une cellule est l'intégrale du courant fourni par la batterie. La capacité est mesurée en ampères-heures (Ah) et elle est exprimée par l'équation suivante :

$$Q = \int_{t_0}^t I_b(t) dt \quad (\text{II.13})$$

7.1.6 La résistance interne

La résistance interne d'une batterie est la somme de plusieurs résistances élémentaires représentant des phénomènes divers observés lors des études électrochimiques. Elle comprend alors :

- La résistance de l'électrolyte.
- La résistance des matériaux actifs de chaque électrode.
- La résistance de contact entre les électrodes et les cellules.

7.1.7 Phénomène de la double couche électrique (EDL)

Lorsqu'un potentiel est appliqué à une électrode immergée dans un électrolyte, un courant transitoire se produit, entraînant une redistribution des charges dans le milieu. La couche de solution située immédiatement au contact de l'électrode adopte une charge opposée à celle du potentiel appliqué, ce qui conduit à la formation d'une double couche de charge : l'une sur la surface de l'électrode et l'autre, de charge opposée, dans l'électrolyte. Cette structure est connue sous le nom de double couche électrique.

Le premier modèle de la double couche électrique a été proposé par le physicien Hermann von Helmholtz en 1853 [88]. D'un point de vue mathématique, il a assimilé cette structure à un condensateur, en s'appuyant sur un modèle physique dans lequel les charges positives et négatives sont réparties sur deux plans distincts, séparés par une distance L_h . Pour ce modèle spécifique, la capacité surfacique est exprimée par l'équation suivante :

$$C_h = \frac{\varepsilon_0 \varepsilon_r}{L_h} \quad (\text{II.14})$$

avec :

ε_0 et ε_r : représentent respectivement la permittivité du vide et celle du matériau utilisé.

7.1.8 Phénomène de polarisation

Lorsqu'un courant I_{bat} passe dans l'accumulateur, la tension varie de l'équilibre du circuit ouvert U_{co} vers une valeur plus faible ou plus forte selon la phase (charge ou décharge). Ce phénomène est appelé la polarisation (η). Vu que ce phénomène évolue avec le courant, cela le rend de plus en plus nuisible au rendement car il provoque des pertes d'énergie (et en capacité). Trois types de polarisation sont identifiés :

- **Polarisation d'activation** (η_a) : Reprend l'énergie nécessaire pour surmonter la barrière d'énergie d'activation afin qu'une réaction puisse se dérouler.
- **Polarisation de concentration** (η_c) : Représente la variation du potentiel d'électrode apportée par des changements locaux de concentration, la diminution de la concentration des réactifs et l'augmentation des produits de la réaction.
- **Polarisation résistive** (η_R) : Représente la chute de potentiel due aux pertes résistives dans la cellule.

7.1.9 Phénomène d'autodécharge

L'autodécharge n'est pas un défaut de fabrication, mais un phénomène propre aux batteries qui est associé à la perte de capacité pendant l'entreposage, causé par la fuite interne qui se produit entre les plaques positive et négative de la batterie. Il peut arriver que la batterie soit tellement déchargée qu'elle ne puisse plus fournir une tension utilisable.

D'où l'importance de respecter la capacité de décharge de la batterie et de la recharger lorsqu'elle a atteint une profondeur de décharge (DOD) de 50%. Spécialement pour une batterie en entreposage qui risque de rester à plat si vous avez négligé de la tenir bien en santé, donc bien chargée [89].

Tableau II.1 – L'autodécharge des différentes technologies de batteries

Type de batterie	L'estimation de l'autodécharge
Primaire	10 % en 5 ans
Plomb-acide	5 % par mois
Ni-Cd	10–15 % en 24 heures, après 10–15% par mois
Ni-Mh	30 % par mois
Li-ion	5 % en 24 heures, après 1–2 % par mois

7.1.10 L'effet de mémoire

L'effet mémoire est un phénomène qui affecte les performances et la durée de vie des batteries lorsque celles-ci sont rechargées avant d'être totalement déchargées. L'effet mémoire concerne principalement les batteries Nickel-cadium (Ni-Cd) et Nickel-Hydrure Métallique (Ni-Mh) [90].

7.1.11 Le taux-C

Le courant de charge ou de décharge de la batterie d'accumulateurs est mesuré à un taux noté « C ». C'est-à-dire, une batterie d'accumulateurs de capacité 1 Ah peut fournir un courant de 1 A pendant une heure de décharge à un taux 1 C. La même batterie d'accumulateurs déchargée à un taux de 0,5 C fournira un courant de 0.5 A pour deux heures. Un taux de 2 C, la batterie va délivrer 2 A pendant 30 minutes. Donc, un taux de 1 C implique une décharge (ou charge) pendant une heure, 0,5 C correspond à 2 heures et 0,1 C à 10 heures de décharge (ou charge).

7.1.12 L'état de charge (SOC)

Le SOC, couramment utilisé en génie électrique, est un paramètre estimé pendant que la batterie est traversée par un courant électrique. Le SOC est donné par le rapport entre la capacité actuelle disponible et la capacité totale effective disponible à l'instant qui précède l'utilisation (à ne pas confondre avec la capacité initiale de la batterie neuve) :

$$SOC = \frac{\text{Capacité actuelle (Ah)}}{C \times (Ah)} \times 100 \quad (\text{II.15})$$

Comme solution simple, l'évolution du SOC peut être traquée selon l'équation :

$$\Delta SOC = SOC(t) - SOC(t_0) = -\frac{1}{\text{capacité}} \int_{t_0}^t I_b dt \quad (\text{II.16})$$

$$SOC = SOC(t_0) - \frac{1}{\text{capacité}} \int_{t_0}^t I_b dt \quad (\text{II.17})$$

7.1.13 La profondeur de décharge (DOD)

Le DOD est la quantité de capacité retirée durant la phase de décharge lors d'un cycle à partir d'une batterie pleinement chargée. Il est exprimé en pourcentage (%) en référence à la capacité maximale qui peut être livrée par cette batterie.

$$DOD\% = \frac{\text{capacité retirée (Ah)}}{C \times (Ah)} \times 100 \quad (\text{II.18})$$

La profondeur de décharge est le complément de l'état de charge :

$$DOD = (1 - SOC) \times 100 \quad (\text{II.19})$$

7.1.14 L'état de santé (SOH)

Le paramètre SOH permet d'évaluer l'état global de la batterie ou de la cellule, ainsi que sa capacité à fournir les performances requises par rapport à une batterie neuve. Il constitue une mesure essentielle pour surveiller la baisse de performances de la batterie et pour estimer la durée de vie restante en nombre de cycles.

$$SOH = \frac{\text{capacité retirée d'une batterie utilisée (Ah)}}{C \times (Ah)} \times 100 \quad (\text{II.20})$$

Pour certaine prédéfinition, la batterie est à sa fin de vie (EOL) lorsqu'elle a :

$$SOH = 80\% \quad (\text{II.21})$$

7.1.15 Courbe de décharge

La courbe de décharge est la plus utilisée dans l'industrie. D'ailleurs, c'est celle qui est utilisée par les fabricants pour présenter les spécifications des batteries. On obtient la courbe de décharge en mesurant la tension de la batterie en fonction du temps pour un courant de décharge donné. La procédure acceptée par l'industrie est d'effectuer la décharge complète de la batterie en appliquant une charge équivalente à sa capacité ampérométrique sur la période spécifiée.

Dans la Figure (II.7), nous donnons un exemple de courbe de décharge d'une batterie Li-ion [91].

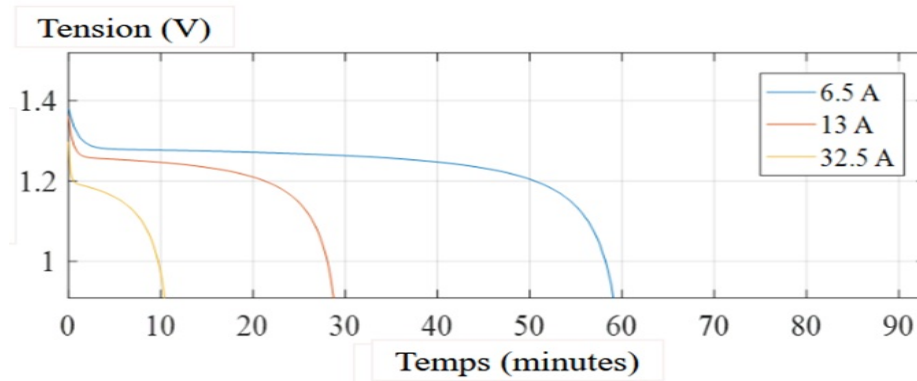


Fig. II.7 Courbe de décharge de Li-ion pour différent courant.

$$U_{bat} = U_{CO} - R_{int}I_{bat} \quad (\text{II.22})$$

7.2 Les modèles des Batteries

7.2.1 Les modèles électrochimiques

Les modèles électrochimiques ou les modèles basés sur la physique distribuée excellent par leur précision concernant la prédiction de la tension de sortie des bornes de la batterie, obtenue par ces modèles, mais ils nécessitent une connaissance détaillée des processus chimiques de la batterie, ce qui les rend difficiles à configurer [92].

De plus, ces modèles peuvent capturer les réactions électrochimiques à l'aide d'équations aux dérivées partielles (PDE) qui relient les paramètres physiques à la dynamique électrochi-

mique interne de la cellule de batterie permettant une analyse de compromis et une grande précision.

7.2.2 Modèle empirique

C'est une méthode classique basée sur des tests expérimentaux. Les performances de la batterie d'accumulateurs sont enregistrées et tabulées. Ce type de modèle ne représente pas un modèle générique pour tous les accumulateurs car il ne tient pas compte de tous les paramètres, il faut faire des tests pour chaque type d'accumulateur.

7.2.3 Modèle par circuit équivalent

Les ECM sont les modèles empiriques qui remplacent les phénomènes électrochimiques dans les batteries par des composantes électriques. L'ECM le plus simple, connu sous le nom de modèle Rint, a simplement une résistance en série avec la tension de circuit ouvert (U_{co}) [93]. La tension aux bornes de la batterie, indiquée par U_{bat} , dépend du courant, représenté par I_{bat} , comme indiqué dans la Figure (II.8).

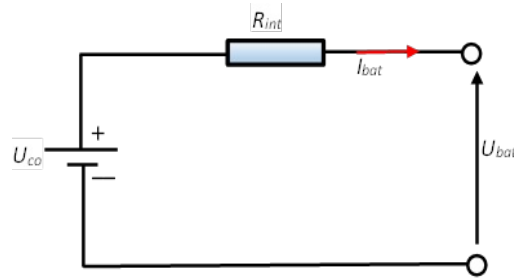


Fig. II.8 Modèle idéal.

$$U_{bat} = U_{CO} - R_{bat_{int}} I_{bat} \quad (II.23)$$

La valeur de courant est positive pendant la décharge et négative pendant la charge. U_{oc} représente le potentiel de la batterie lorsqu'aucun courant ne circule. Il convient de noter que la valeur de R_{int} n'est pas constante, mais plutôt fonction du SOC de la batterie et de la température.

Bien que ce modèle soit relativement simple et facile à mettre en œuvre, il n'est pas capable de capturer le comportement dynamique de la batterie car la concentration et la polarisation d'activation au sein de la batterie ne peuvent être modélisées. Pour résoudre ce problème, un autre modèle peut être utilisé afin de se rapprocher du comportement réel de la batterie, il s'agit du modèle RC qui est illustré sur la Figure (II.9).

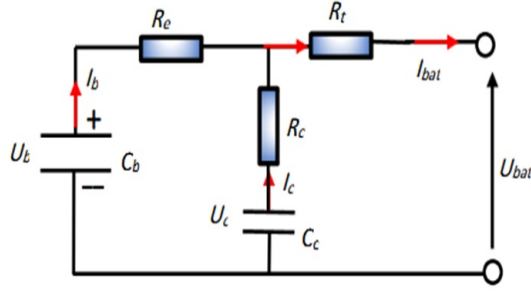


Fig. II.9 Modèle RC.

Les équations (II.24), (II.25) et (II.26) représentent le modèle du circuit RC :

$$U_{bat} = \frac{U_b R_c}{R_e + R_c} + \frac{U_c R_e}{R_e + R_c} - \left(R_t - \frac{R_e R_c}{R_e + R_c} \right) I_{bat} \quad (\text{II.24})$$

$$\frac{dU_b}{dt} = \frac{U_b - U_c + R_c I_{bat}}{C_b (R_c + R_e)} \quad (\text{II.25})$$

$$\frac{dU_c}{dt} = \frac{U_c - U_b + R_e I_{bat}}{C_c (R_e + R_c)} \quad (\text{II.26})$$

Deux d'autres modèles les plus couramment utilisés sont le modèle de Thevenin et le modèle à double polarisation [94], ces modèles sont présentés respectivement sur les Figures (II.10 et II.11).

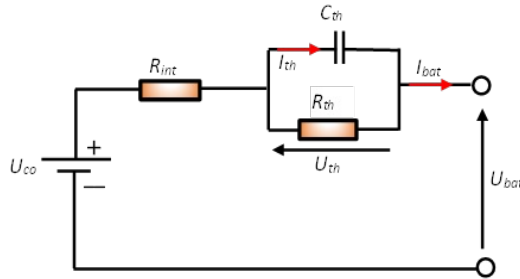


Fig. II.10 Modèle de Thevenin du premier ordre.

Le modèle se compose de l' U_{CO} représenté par U , une résistance R et une paire RC en parallèle. La résistance initiale est utilisée pour capturer la résistance ohmique de l'électrolyte, de la cathode et de l'anode. Tandis que la paire RC représente l'effet de polarisation électrochimique de la batterie. L'ECM peut être écrit sous la forme d'une équation différentielle comme indiqué ci-dessous :

$$U_{bat} = U_{CO} - U_{th} - I_{bat} R_{int} \quad (\text{II.27})$$

$$\frac{U_{th}}{R_{th} C_{th}} + I_{bat} \frac{1}{C_{th}} \quad (\text{II.28})$$

où :

- R_{th} : est la résistance de Thevenin,
- C_{th} : est le condensateur de Thevenin.

En plus de la polarisation électrochimique, une polarisation de concentration dans la batterie, pour modéliser cet effet, une autre paire RC est souvent ajoutée au modèle de Thevenin. Ce modèle est donc capable de capter la polarisation électrochimique et de concentration.

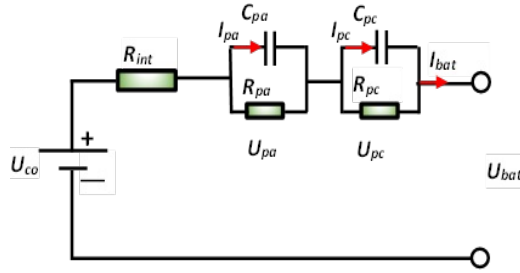


Fig. II.11 Modèle de Thevenin du deuxième ordre.

Ce modèle est caractérisé par les équations suivantes :

$$U_{bat} = U_{CO} - U_{pa} - U_{pc} - R_{init}I_{bat} \quad (\text{II.29})$$

$$\xrightarrow{U} U_{pc} = \frac{dU_{pc}}{dt} = -\frac{U_{pc}}{R_{pc}C_{pc}} + I_{bat}\frac{1}{C_{pc}} \quad (\text{II.30})$$

Le modèle, ci-dessus [95], apporte à l'évolution de la tension (U_{bat}) la réponse transitoire liée au phénomène de la double couche de polarisation électrique (EDL) et la polarisation dynamique. Les deux réseaux (R_{pa} , C_{pa} , R_{pc} , C_{pc}) font réagir l'ensemble à deux constantes de temps différentes, τ_{pa} (rapide) et τ_{pc} (lente), il consiste en une source idéale U_{oc} de tension en circuit ouvert, une résistance ohmique R_{int} , et deux résistances de polarisation, R_{pa} et R_{pc} , qui représentent successivement la résistance de la polarisation électrochimique et la résistance de polarisation de concentration, et deux condensateurs C_{pa} et C_{pc} , qui représentent respectivement la capacité de polarisation électrochimique et la capacité de concentration.

Un autre modèle couramment utilisé pour la modélisation des batteries industrielles est le modèle PNGV. La Figure 2.12 présente son circuit équivalent, dont le comportement est décrit par les équations suivantes :

$$U_{bat} = U_{OC} - U_1 - U_2 - I_{bat}R_{int} \quad (\text{II.31})$$

$$\frac{dU_2}{dt} = \frac{-U_2}{C_2 R_2} + \frac{I_{bat}}{C_2} \quad (\text{II.32})$$

$$\frac{dU_1}{dt} = \frac{I_{bat}}{C_1} \quad (\text{II.33})$$

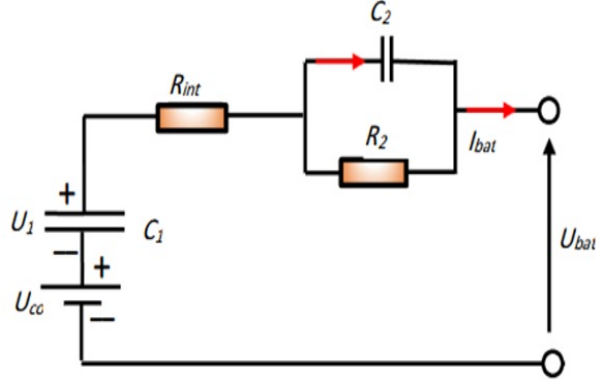


Fig. II.12 Modèle PNGV.

Le modèle GNL de la batterie, illustré dans la Figure (II.13), représente son comportement dynamique à l'aide d'un circuit équivalent comprenant une tension à circuit ouvert (U_{CO}), une résistance interne R_{int} (R_s), et un réseau RC parallèle. Ce modèle permet de simuler les pertes ohmiques, les effets de polarisation et l'évolution du SOC en fonction du courant appliqué.

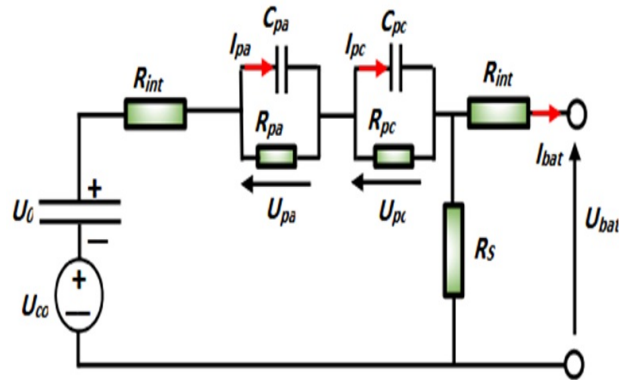


Fig. II.13 Modèle GNL.

Les équations associées décrivent la tension de sortie de la batterie et la dynamique de la tension de polarisation. Ce modèle est largement utilisé pour améliorer la gestion de l'énergie et optimiser l'autonomie des batteries dans les véhicules électriques.

$$U_{bat} = U_{OC} - U_0 - U_1 - U_2 - I_{bat} R_{int} \quad (\text{II.34})$$

$$\frac{dU_2}{dt} = \frac{-U_2}{C_2 R_2} + \frac{U_{bat}}{R_s C_2} + \frac{(R_s R_{int} I_{bat})}{R_s C_2} \quad (\text{II.35})$$

$$\frac{dU_1}{dt} = \frac{-U_1}{C_1 R_1} + \frac{U_{bat}}{R_S C_1} + \frac{(R_S R_{int} I_{bat})}{R_S C_1} \quad (\text{II.36})$$

$$\frac{dU_0}{dt} = \frac{U_{bat}}{R_S C_0} + \frac{(R_S R_{int} I_{bat})}{R_S C_0} \quad (\text{II.37})$$

8 Filtre LC pour la protection de la batterie

Dans un véhicule électrique, l'intégration de convertisseurs d'électronique de puissance, tels que les onduleurs et hacheurs, est indispensable pour assurer la conversion et la gestion efficace de l'énergie fournie par la batterie. Cependant, ces convertisseurs génèrent des ondulations de courant susceptibles d'engendrer un stress électrique sur la batterie, d'accélérer son vieillissement et de compromettre son bon fonctionnement.

Afin de limiter ces fluctuations indésirables et d'optimiser la qualité de l'alimentation électrique, il est nécessaire d'implémenter un système de filtrage en amont de la batterie. À cet effet, une capacité de filtrage, judicieusement dimensionnée, est placée en parallèle entre la batterie et les convertisseurs. Cette capacité permet de lisser le courant, réduire les variations brusques et ainsi améliorer la stabilité du système [96].

Dans notre approche, nous intégrons un filtre LC (Figure (II.14)) dans la modélisation du système. Ce filtre prend en compte l'inductance de ligne existant entre la batterie et les convertisseurs, ce qui permet de mieux contrôler les transitoires de courant, d'atténuer les perturbations haute fréquence et de garantir un fonctionnement optimal du système d'alimentation du véhicule électrique.

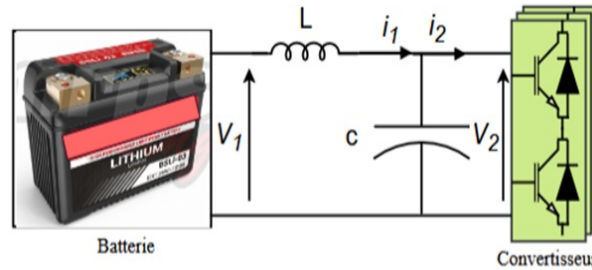


Fig. II.14 Filtre LC.

L'inductance L modélise l'inductance de ligne entre la batterie et le convertisseur, tandis que la capacité C est un composant physique ajouté en parallèle de la batterie et dimensionné de telle sorte que les fréquences parasites soient filtrées. Dans le domaine temporel, le comportement du filtre est représenté par les équations suivantes :

$$\begin{cases} C \frac{dV_2}{dt} = i_1 - i_2 \\ L \frac{di_1}{dt} = V_1 - V_2 \end{cases} \quad (\text{II.38})$$

avec : la condition initiale à t_0 : $V_2(t_0), i_1(t_0)$.

Sous forme matricielle, ces équations deviennent :

$$\frac{d}{dt} \begin{pmatrix} V_2 \\ i_1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{C} \\ -\frac{1}{L} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_2 \\ i_1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & \frac{1}{C} \\ -\frac{1}{L} & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} V_2 \\ i_1 \end{pmatrix} \quad (\text{II.39})$$

9 Modélisations d'un convertisseur DC/DC bidirectionnel

Le convertisseur DC-DC bidirectionnel est un convertisseur qui fonctionne alternativement en mode abaisseur et en mode élévateur pour respectivement charger (G2V) et décharger la batterie (V2G et V2H). L'association des deux convertisseurs directs via un étage résonnant va permettre le bon fonctionnement de la batterie (charge/décharge). Cette association garantira également une tension réglable et assurera par conséquent la variation de la vitesse [97].

Le convertisseur Buck-boost proposé (figure II.15) comprend un condensateur de bus CC C_{bus} , deux MOSFETs de puissance S_1 et S_2 , une inductance de filtrage L_p , un condensateur de sortie C_o et une batterie.

Les diodes D_1 et D_2 sont les diodes antiparallèles des MOSFET de puissance S_1 et S_2 .

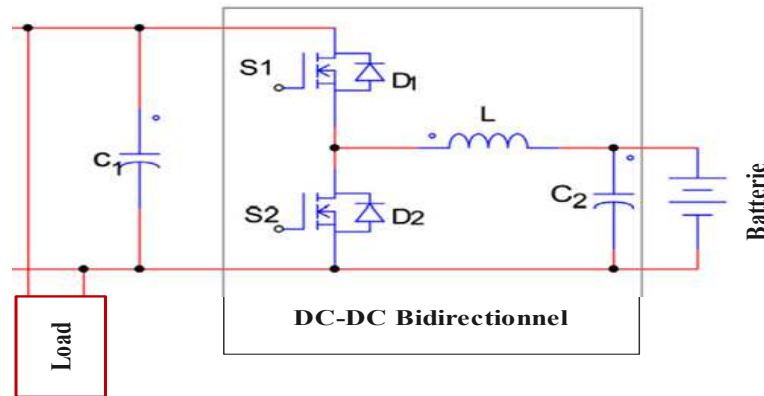


Fig. II.15 Schéma de convertisseur Buck-Boost.

2.9.1 Mode de charge

En mode de charge, le convertisseur fonctionne comme un buck et l'énergie circule du bus DC vers la batterie. On distingue deux états [97].

État 1 : S_1 ON, S_2 OFF et D_2 bloquée

Comme il est montré dans la figure (II.16, (a)), l'inductance L_p est chargée par :

$$V_L = V_{\text{bus}} - V_{\text{batt}} \quad (\text{II.40})$$

Le courant inducteur croît alors linéairement selon :

$$\frac{dI_{Lp}}{dt} = \frac{V_{\text{bus}} - V_{\text{batt}}}{L_p} \quad (\text{II.41})$$

État 2 : S_1 OFF, S_2 OFF et diode D_2 conductrice

Comme il est montré dans la figure (II.16, (b)), la tension aux bornes de L_p devient :

$$V_L = -V_{\text{batt}} \quad (\text{II.42})$$

Le courant inducteur décroît alors linéairement :

$$\frac{dI_{Lp}}{dt} = -\frac{V_{\text{batt}}}{L_p} \quad (\text{II.43})$$

$$I_{Lp}(t) = I_{Lp}^* + \frac{\Delta I_{Lp}}{2} \quad (\text{II.44})$$

Où :

- I_{Lp}^* est le courant de charge souhaité ;
- ΔI_{Lp1} est l'ondulation du courant dans l'inductance.

2.9.2 Mode de décharge

En mode de décharge, le convertisseur fonctionne comme un boost et la batterie fournit l'énergie au bus DC. On distingue également deux états [97].

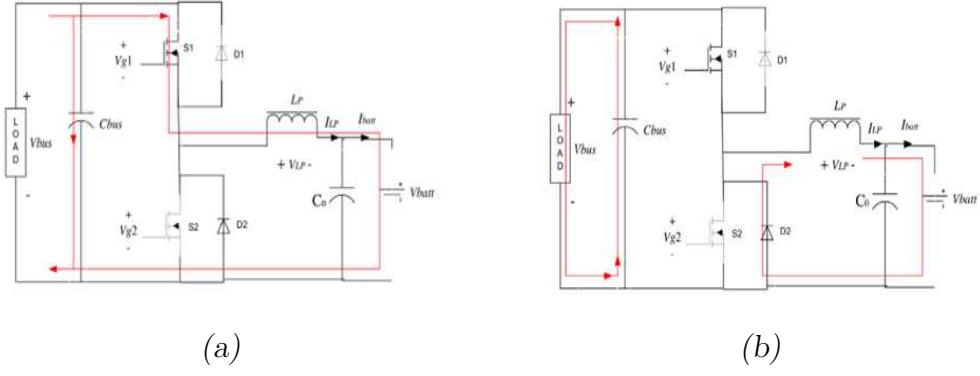


Fig. II.16 convertisseur en mode de charge

État 1 : S_2 ON, S_1 OFF et D_2 bloquée

Comme il est montré dans la figure (II.17,(a)), la tension sur L_p est donnée par :

$$V_L = -V_{\text{batt}} \quad (\text{II.45})$$

Le courant inducteur augmente alors :

$$\frac{dI_{Lp}}{dt} = -\frac{V_{\text{batt}}}{L_p} \quad (\text{II.46})$$

État 2 : S_1 et S_2 OFF et diode D_1 conductrice

Comme il est montré dans la figure (II.17,(b)), l'inductance L_p se décharge vers le bus :

$$V_L = V_{\text{bus}} - V_{\text{batt}} \quad (\text{II.47})$$

Le courant dans l'inductance de filtrage L_p commence alors à diminuer linéairement. On peut écrire :

$$I_L = \frac{V_{\text{bus}} - V_{\text{batt}}}{L_p} \quad (\text{II.48})$$

L'inductance de filtrage L_p se décharge. Le condensateur du bus CC commence à se charger grâce au courant de décharge de la batterie. Le courant I_{Lp} dans l'inductance de filtrage (c'est-à-dire le courant de la batterie I_{batt}) dans cet état peut être exprimé comme suit :

$$I_{Lp} = I_{Lp}^* \pm \frac{\Delta I_{Lp2}}{2} \quad (\text{II.49})$$

Où :

- I_{Lp}^* est le courant de charge souhaité ;
- ΔI_{Lp2} est l'ondulation du courant.

$$\Delta I_{Lp2} = \frac{V_{batt} D}{L_p} = \frac{(V_{bus} - V_{batt})(1 - D)}{L_p} \quad (II.50)$$

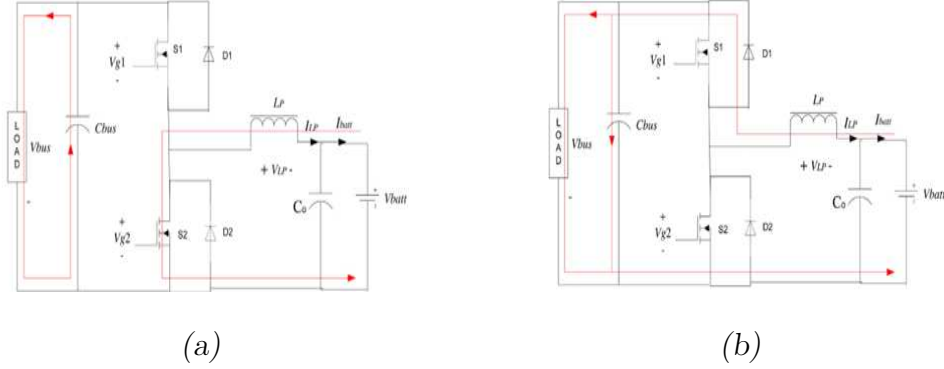


Fig. II.17 convertisseur en mode de charge

10 Modèle du supercondensateur

Un supercondensateur, également appelé ultracondensateur ou condensateur électrochimique, est un dispositif de stockage d'énergie qui emmagasine l'électricité sous forme de champ électrique. La modélisation d'un supercondensateur consiste à établir un modèle mathématique permettant de représenter son comportement électrique.

L'approche courante repose sur un circuit équivalent de type RC série, comprenant une capacitance équivalente (C_s) et une résistance série (R_s). Cette dernière représente les pertes d'énergie survenant lors des phases de charge et de décharge du supercondensateur. Afin de prendre en compte les effets d'auto-décharge et les interventions d'équilibrage des cellules, une résistance parallèle (R_p) est ajoutée au circuit équivalent RC série. Le modèle électrique du supercondensateur est illustré dans la Figure (II.18) [98].

Le comportement électrique du supercondensateur peut être décrit par un ensemble d'équations différentielles qui régissent ses cycles de charge et de décharge. Ces équations relient la tension, le courant et la capacité, tout en intégrant les effets de la résistance interne, de la capacitance et des charges externes connectées au dispositif.

La modélisation des supercondensateurs joue un rôle clé dans la prédiction de leur comportement électrique et thermique, ainsi que dans l'optimisation de leur conception et de leurs performances. Ces modèles permettent de mieux comprendre leur fonctionnement sous différentes conditions d'exploitation et d'adapter leur conception à des applications spécifiques, notamment dans les systèmes de stockage d'énergie pour véhicules électriques, les systèmes d'énergie renouvelable et d'autres applications nécessitant une puissance élevée.

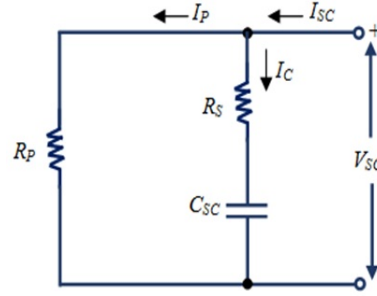


Fig. II.18 Circuit équivalent du supercondensateur.

Le supercondensateur se distingue par une faible résistance série, une capacitance équivalente élevée et une durée de vie prolongée grâce à un grand nombre de cycles de charge et de décharge. Contrairement aux batteries qui stockent l'énergie via une réaction électrochimique, le supercondensateur la conserve sous forme de charge électrostatique [99].

La Figure (II.19) illustre le modèle électrique équivalent moyen du supercondensateur. Pour assurer l'adaptation des niveaux de tension entre le convertisseur DC-DC et le supercondensateur, un convertisseur abaisseur-élevateur (buck-boost) ainsi qu'un filtre à inductance (choke filter) sont intégrés au système [100].

$$C_{SC} \frac{dV_{SC}}{dt} = -I_{SC} \quad (\text{II.51})$$

Le modèle du filtre selfique s'écrit comme suit :

$$L_{SC} \frac{dI_{SC}}{dt} = V_{SC} - u_m \quad (\text{II.52})$$

Le modèle moyen peut être décrit comme suit :

$$u_m = m_{SC} V_{dc} \quad (\text{II.53})$$

$$i_m = m_{SC} I_{SC} \quad (\text{II.54})$$

Le réservoir de supercondensateur peut être modélisé comme suit [101] :

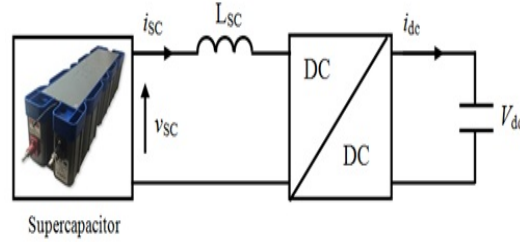


Fig. II.19 Modèle électrique du supercondensateur.

La stratégie de gestion de l'énergie est élaborée en fonction du rôle spécifique de chaque composant de la source d'alimentation hybride. Le supercondensateur prend en charge les demandes de puissance de crête, tandis que la batterie l'assiste en régulant son état d'énergie afin de répondre aux fluctuations transitoires de puissance. De son côté, le système photovoltaïque, en raison de sa dynamique plus lente, assure la gestion de l'état de charge de la batterie, garantissant ainsi un équilibre énergétique optimal.

11 Modélisation du champ photovoltaïque

De nombreux circuits similaires ont été développés jusqu'à présent pour simuler les cellules solaires. De manière générale, ces modèles peuvent être classés en deux principales catégories : le modèle à une diode et le modèle à deux diodes. Le modèle à une diode, illustré dans la Figure (II.20), est l'un des circuits équivalents les plus couramment utilisés pour représenter les cellules photovoltaïques [102].

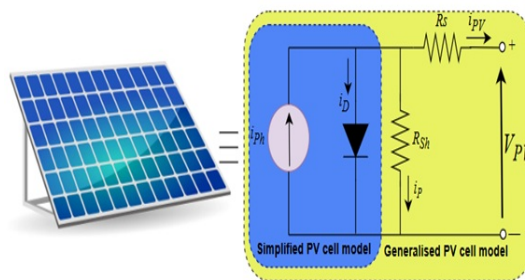


Fig. II.20 Schéma équivalent d'une cellule photovoltaïque.

Le courant photovoltaïque (i_{PV}), le courant de la diode (i_D), la résistance série (R_S), la résistance parallèle (R_{SH}) et le courant net de la cellule (i) sont représentés dans la Figure (II.20).

En prenant en compte le circuit équivalent du panneau photovoltaïque, l'équation (II.55) permet de déterminer le courant net de la cellule i_{PV} :

$$i_{PV} = i_{Ph} - i_D - i_P \quad (\text{II.55})$$

En utilisant les relations établies dans [103], l'équation mathématique finale (II.56) de ce modèle, qui caractérise les caractéristiques I-V du panneau solaire, peut être obtenue par :

$$i_D = i_0 \left(\exp \left(\frac{V_{PV} + R_s i_{PV}}{nv} \right) \right) \quad (\text{II.56})$$

$$i_P = i_0 \left(\frac{V_{PV} + R_s i_{PV}}{R_P} \right) \quad (\text{II.57})$$

$$i_{PV} = i_{Ph} - i_0 \left(\exp \left(\frac{V_{PV} + R_s i_{PV}}{nv} \right) - 1 \right) - \frac{V_{PV} + R_s i_{PV}}{R_P} \quad (\text{II.58})$$

Où :

- i_{PV} : correspond au courant de sortie du panneau photovoltaïque qui traverse la résistance série R_s .
- V_{PV} : correspond à la tension de sortie du panneau photovoltaïque.
- i_{Ph} : représente le courant photo-généré.
- i_d : est le courant de saturation de la diode.
- i_0 : est le courant de saturation en régime inverse.
- i_P : est le courant traversant la résistance de shunt R_P .
- n : représente le nombre de cellules photovoltaïques connectées en série.
- v : correspond à la tension thermique de jonction.

La tension en circuit ouvert du panneau photovoltaïque est donnée par :

$$V_{OC} = \frac{akT}{q} \log \left(\frac{i_{Ph}}{i_D} \right) \quad (\text{II.59})$$

Où :

- a : est la constante d'idéalité d'une diode.
- q : représente la charge d'un électron (1.602×10^{-19} C).
- k : est la constante de Boltzmann (1.381×10^{-23} J/K).
- T : correspond à la température de la jonction p-n.

Comme le montrent les équations précédentes, le courant d'une cellule photovoltaïque dépend de manière complexe de la température et de l'intensité du rayonnement. Étant donné que la puissance générée par une cellule photovoltaïque est le produit de son courant et de sa tension, cette puissance est également influencée de manière non linéaire par la température et l'intensité du rayonnement [104].

La Figure (II.3) illustre la variation de la puissance électrique délivrée par une cellule photovoltaïque en fonction des fluctuations de l'intensité lumineuse. Elle met en évidence la relation entre l'illumination et l'efficacité de la conversion énergétique, soulignant ainsi l'impact des variations de rayonnement sur les performances de la cellule [105].

D'après la Figure (II.3), qui illustre les caractéristiques photovoltaïques, il est évident que ces courbes ne sont pas linéaires. Par conséquent, l'intégration d'un contrôleur est indispensable pour extraire la puissance maximale du panneau photovoltaïque. Ce contrôleur permet d'optimiser les performances du panneau en fonction des variations d'irradiation solaire et de température [106].

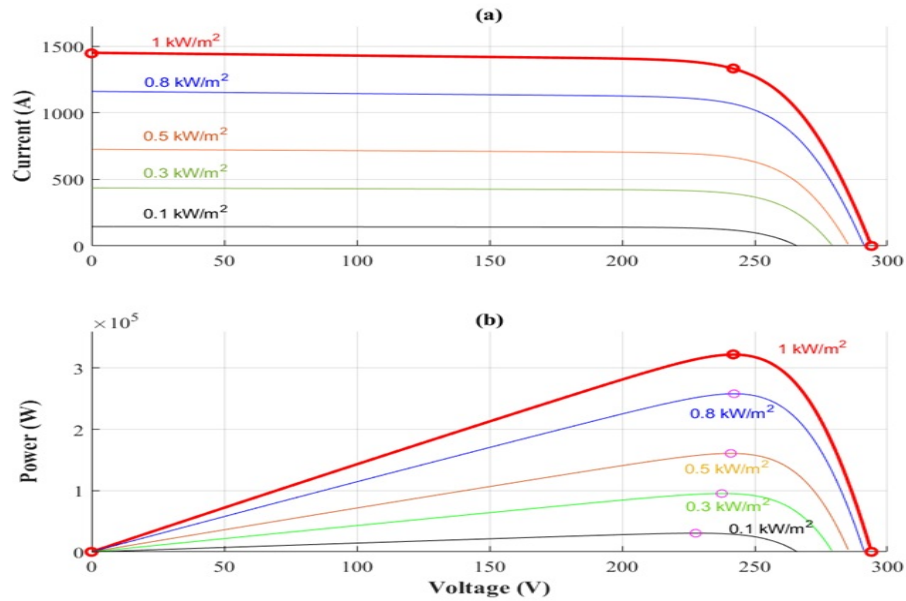


Fig. II.21 Characteristics of the PV cell at different illumination levels : (a) current/voltage characteristic, (a) power/voltage characteristic.

La Figure (II.22) présente la mise en œuvre d'un contrôleur de suivi du point de puissance maximale (MPPT) associé à un convertisseur élévateur DC-DC (boost).

Le convertisseur boost contrôlé sert d'interface entre les panneaux photovoltaïques et les charges connectées. Il permet de convertir toute tension d'entrée comprise dans sa plage de fonctionnement en une tension de sortie constante, adaptée à l'alimentation des charges.

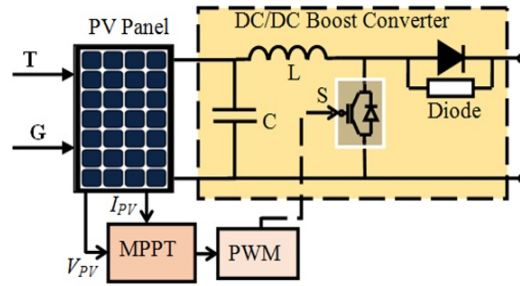


Fig. II.22 Commande MPPT avec un convertisseur élévateur (Boost).

Le contrôleur intelligent proposé ajuste dynamiquement le rapport cyclique du convertisseur élévateur en fonction de la tension d'entrée et des conditions de charge, afin de garantir une tension de sortie stable. Un prototype a été développé afin de valider l'applicabilité de cette approche ainsi que son intégration dans le domaine automobile, démontrant ainsi sa pertinence pour l'optimisation des systèmes d'alimentation embarqués.

12 Convertisseur AC/DC

Ce convertisseur joue un rôle essentiel dans la conversion de l'énergie en transformant les signaux continus provenant de la batterie en signaux alternatifs destinés à alimenter le stator de la machine (Figure (II.23)).

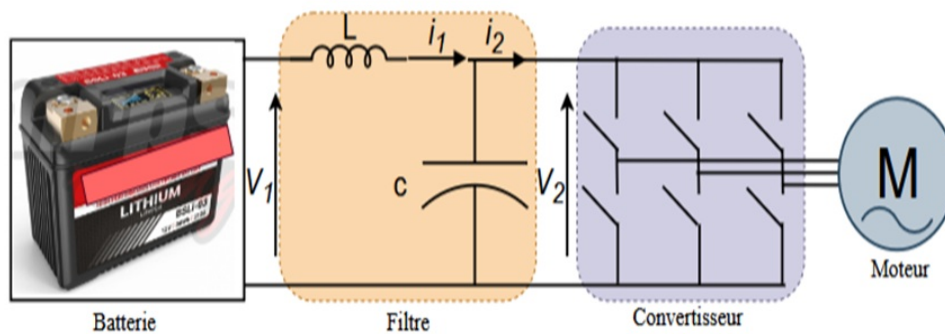


Fig. II.23 Convertisseur AC-DC.

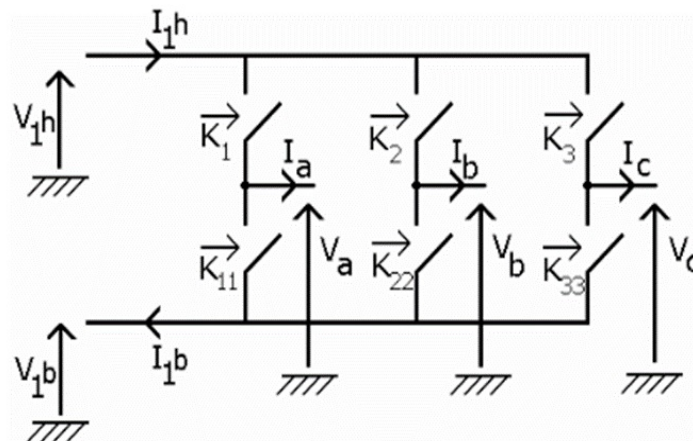


Fig. II.24 Schéma électrique d'un onduleur à six interrupteurs .

Pour cette application, nous adopterons une architecture classique d'onduleur triphasé, composée de trois bras, chacun équipé de deux interrupteurs, permettant ainsi un contrôle précis de la commutation et une génération efficace des tensions alternatives requises (Figure (II.24)).

En fonction du type de simulation envisagé, il est possible de distinguer deux grandes catégories de modèles :

- Le modèle idéal (également appelé modèle « 1ère harmonique » ou modèle moyen)
- Les modèles à commutations.

Le modèle idéal ne tient pas compte des ouvertures et fermetures des interrupteurs. Il fournit une représentation simplifiée du système, où les signaux triphasés de sortie correspondent à des valeurs moyennes, proches de sinusoïdes parfaites, sans inclure les composantes harmoniques de plus haute fréquence (Figure (II.25)). Cette approche est particulièrement adaptée aux études de comportement global et d'analyse énergétique, où l'impact des commutations peut être négligé [107].

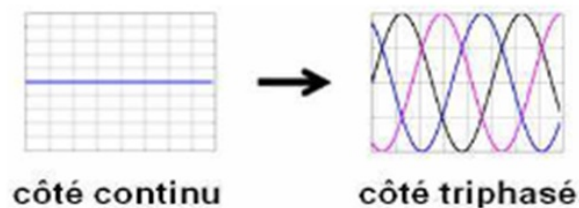


Fig. II.25 Sorties simulées d'un onduleur basé sur un modèle idéal.

Les modèles à commutations intègrent les dynamiques associées aux ouvertures et fermetures des interrupteurs, ce qui permet de capturer avec précision les variations rapides des signaux. Grâce à cette approche, il devient possible de représenter les composantes hautes fréquences du spectre, offrant ainsi une meilleure analyse des phénomènes transitoires et des perturbations électromagnétiques qui peuvent survenir dans le système (Figure II.26).

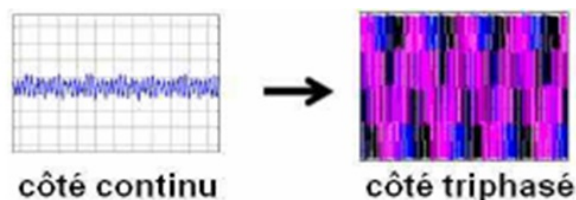


Fig. II.26 Sorties simulées d'un onduleur avec modèle à commutations.

L'examen de ces schémas justifie pleinement l'appellation « modèle 1ère harmonique » : ce modèle ne permet de visualiser que l'harmonique fondamental, tandis que le second modèle représente l'ensemble du spectre.

Comme mentionné brièvement dans cette section, les modèles idéaux sont principalement utilisés pour simuler des cycles de roulage, tandis que les modèles à commutations sont davantage adaptés à l'analyse des phénomènes transitoires, tels que les accélérations ou décélérations ponctuelles.

13 Modèle du MSAP

13.1 Avantages des moteurs synchrones à aimants permanents par rapport aux moteurs asynchrones

- **Capacité de surcharge élevée :** Les PMSM offrent une capacité de surcharge supérieure, avec un rapport puissance/poids plus élevé que les machines asynchrones, ce qui les rend plus efficaces pour les applications exigeantes.
- **Efficacité accrue et encombrement réduit :** Les moteurs à aimants permanents présentent un rendement énergétique supérieur et une taille plus compacte, pouvant être jusqu'à trois fois plus petits que les moteurs à induction classiques. Cette réduction de taille facilite l'installation et la maintenance.
- **Maintien du couple à basse vitesse :** Contrairement aux moteurs asynchrones, les PMSM conservent un couple élevé même à faible vitesse, ce qui est essentiel pour certaines applications nécessitant un contrôle précis du mouvement.
- **Réduction des pertes cuivre et des pertes énergétiques :** Les moteurs PMSM utilisent des aimants pour générer le champ magnétique du rotor, éliminant ainsi le besoin de la composante magnétisante du courant statorique requise dans les moteurs à induction. Ces aimants ne consomment presque aucune énergie, ce qui réduit considérablement les pertes électriques dans le rotor, contrairement aux moteurs à induction ou synchrones excités.
- **Moins de pertes électriques et dissipation thermique réduite :** Le rotor des PMSM génère peu de pertes électriques et dissipe moins de chaleur par rapport à un moteur à induction. De plus, leur friction est réduite et leur durabilité est accrue puisqu'ils ne nécessitent ni collecteurs mécaniques ni balais, contrairement aux moteurs à induction.
- **Faibles coûts de maintenance et fiabilité accrue :** Grâce à l'absence de balais et de

commutateurs mécaniques, les moteurs PMSM nécessitent beaucoup moins d'entretien. De plus, ils éliminent les risques d'étincelles, ce qui les rend particulièrement adaptés aux environnements explosifs ou corrosifs.

- **Amélioration du facteur de puissance** : Les moteurs PMSM fonctionnent avec un facteur de puissance optimisé, ce qui améliore l'efficacité globale du système. Cela permet de réduire ou d'éliminer les pénalités de facteur de puissance imposées par les fournisseurs d'électricité, tout en minimisant les chutes de tension dans le réseau et aux bornes du moteur.

13.2 Équations du modèle du moteur synchrone à aimants permanents (PMSM)

Dans le repère synchronisé avec le rotor, les équations de tension du moteur synchrone à aimants permanents (PMSM) s'expriment comme suit [23] :

$$\begin{cases} v_{sd} = R_s i_{sd} + \frac{d\psi_{sd}}{dt} - \omega_r \psi_{sq} \\ v_{sq} = R_s i_{sq} + \frac{d\psi_{sq}}{dt} + \omega_r \psi_{sd} \end{cases} \quad (\text{II.60})$$

où :

- v_{sd}, v_{sq} : sont les composantes de la tension du stator selon les axes d et q (V).
- R_s : est la résistance de l'enroulement du stator (Ω).
- i_{sd}, i_{sq} : sont les composantes du courant du stator selon les axes d et q (A).
- ψ_d, ψ_q : sont les composantes du flux magnétique selon les axes d et q (Wb).
- ω_r : est la vitesse angulaire du rotor (rad/s).
- L_s : est l'inductance du stator (H).
- ψ_f : est le flux magnétique généré par les aimants permanents (Wb).

Les expressions du flux magnétique sont données par [23] :

$$\begin{cases} \psi_{sd} = L_s i_{sd} + \psi_f \\ \psi_{sq} = L_s i_{sq} \end{cases} \quad (\text{II.61})$$

En substituant ces expressions dans les équations de tension, on obtient :

$$\begin{cases} v_{sd} = R_s i_{sd} + L_s \frac{di_{sd}}{dt} - \omega_r L_s i_{sq} \\ v_{sq} = R_s i_{sq} + L_s \frac{di_{sq}}{dt} + \omega_r (L_s i_{sd} + \psi_f) \end{cases} \quad (\text{II.67})$$

Le couple électromagnétique développé par le PMSM dans le repère d-q est exprimé par la relation suivante :

$$T_{em} = \frac{p}{\omega_r} (i_q e_q) = p \psi_f i_q \quad (\text{II.62})$$

L'équation décrivant la dynamique mécanique du moteur est donnée par [23] :

$$\frac{J d\omega_r}{dt} = T_{em} - T_l - f \omega_r \quad (\text{II.63})$$

où :

- J : est l'inertie du rotor,
- T_l : est le couple de charge,
- f : est le coefficient de frottement visqueux.

Les équations ci-dessus (II.61), (??), (II.62) et (II.63) peuvent être utilisées pour former un modèle d'état espace continu pour la machine synchrone à aimants permanents comme suit :

$$\dot{x} = Ax + Bu + Ew \quad (\text{II.64})$$

où :

- x : est le vecteur d'état qui prend la forme $[i_{sq}, i_{sd}, \omega_r]^T$,
- u : est le vecteur d'entrée donné par $[v_{sq}, v_{sd}]^T$,
- w : est l'entrée de perturbation du système, qui, dans ce cas, peut être considérée comme la charge mécanique, gouvernée par $w = T_l$.

Les matrices A et B du modèle d'état espace peuvent être décrites comme suit :

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & 0 & \frac{\lambda P}{L} \\ 0 & -\frac{R}{L} & 0 \\ \frac{3}{2} \frac{\lambda P}{L} & 0 & -\frac{D}{J} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} \frac{1}{L} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L} \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad E = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -\frac{1}{J} \end{bmatrix} \quad (\text{II.65})$$

La méthode de commande vectorielle, basée sur l'orientation du champ, est couramment appliquée au contrôle de la PMSM. Plus précisément, nous utilisons la méthode qui impose que i_d soit maintenu à zéro, de sorte que le vecteur de courant statorique reste aligné avec l'axe q , rendant ainsi le couple électromagnétique linéairement proportionnel au courant de l'axe q , déterminé par une commande en boucle fermée. Cette méthode est facile à mettre en œuvre tout en permettant d'obtenir de hautes performances dynamiques. De cette manière, le modèle dynamique en espace d'état de la PMSM peut être encore simplifié, tout en conservant la forme de l'équation (II.65), mais avec des définitions différentes des paramètres de l'équation.

$$\dot{x} = Ax + Bu + Ew, \quad y = Cx \quad (\text{II.66})$$

$$x = \begin{bmatrix} i_q & \omega_r & \theta_r \end{bmatrix}^T, \quad u = v_q, \quad w = T_L \quad (\text{II.67})$$

$$A = \begin{bmatrix} -\frac{R}{L} & -\frac{\lambda P}{L} & 0 \\ \frac{3}{2} \frac{\lambda P}{L} & -\frac{D}{J} & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} \frac{1}{L} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad E = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{J} \\ 0 \end{bmatrix}, \quad C = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{II.68})$$

Cette technique de commande permet un contrôle précis du couple et du flux en découplant les courants statoriques dans le repère de Park. Grâce à cette approche, la régulation du courant d'axe d et q offre une réponse dynamique rapide et une meilleure performance énergétique. Ce type de commande est largement adopté dans les applications exigeant une grande efficacité, comme les véhicules électriques et les systèmes industriels avancés.

14 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé une modélisation détaillée du système de gestion d'énergie dans un véhicule électrique, en décrivant ses principales composantes et leurs interactions. Nous avons présenté les modèles mathématiques des sources de stockage (batteries et supercondensateurs), du système de propulsion et des convertisseurs d'énergie, offrant ainsi une base solide pour l'analyse des flux énergétiques et l'optimisation des performances du véhicule. Cette modélisation constitue un élément fondamental pour la conception de stratégies efficaces de gestion d'énergie, adaptées aux exigences des véhicules électriques modernes.

Toutefois, la performance énergétique d'un véhicule ne dépend pas uniquement de sa structure et de ses composants, mais également des stratégies adoptées pour gérer l'énergie de manière optimale. Ces stratégies doivent tenir compte des variations des conditions de conduite, des profils de charge et des contraintes techniques pour maximiser l'autonomie et l'efficacité énergétique du système.

Ainsi, dans le chapitre suivant, nous examinerons les différentes stratégies de gestion d'énergie pour les véhicules électriques. Nous analyserons les approches classiques et avancées, en mettant en évidence leurs avantages et leurs limites, afin d'identifier les solutions les plus adaptées pour une gestion intelligente et performante de l'énergie à bord des véhicules électriques.



Estimation de l'état de charge d'une batterie lithium-ion

1 Introduction

L'état de charge (SOC) est un paramètre fondamental pour évaluer l'état des systèmes de stockage d'énergie, en particulier dans les véhicules électriques, les ordinateurs portables, les téléphones mobiles et autres dispositifs électroniques. Une estimation précise du SOC est essentielle pour garantir une gestion efficace de l'énergie, améliorer la durée de vie des batteries et prévenir les risques liés à une surcharge ou une décharge excessive. Cependant, son évaluation directe demeure un défi en raison des variations des conditions de fonctionnement et des propriétés électrochimiques complexes des batteries [108].

Différentes méthodes d'estimation du SOC ont été développées et peuvent être classées en plusieurs catégories, notamment les approches expérimentales, les modèles basés sur des circuits équivalents, les méthodes basées sur l'apprentissage des données, ainsi que les techniques hybrides combinant plusieurs stratégies. Parmi ces approches, les algorithmes d'intelligence artificielle, tels que l'estimateur Fuzzy Q-learning, offrent une solution prometteuse en raison de leur capacité d'adaptation et de leur robustesse face aux incertitudes du système.

Dans cette étude, nous proposons une approche d'estimation du SOC basée sur l'estimateur Fuzzy Q-learning, exploitant les avantages des systèmes flous et de l'apprentissage par renforcement. L'implémentation et la validation de cette méthode sont réalisées par simulation, permettant d'évaluer sa précision et sa fiabilité dans différentes conditions d'exploitation.

2 Problématique et estimation du SOC

L'essor des véhicules électriques en tant qu'alternative écologique aux véhicules à moteur thermique suscite un intérêt croissant. L'estimation de l'état de charge de la batterie constitue un enjeu majeur pour garantir une gestion optimale de l'énergie, ainsi que la sécurité et la fiabilité du véhicule. Le SOC représente le niveau d'énergie ou la capacité restante de la batterie à un instant donné.

L'estimation en ligne du SOC basée sur un modèle repose sur deux éléments fondamentaux : un algorithme d'estimation et un modèle de batterie. La Figure (III.1) illustre le processus global d'estimation du SOC d'un pack de batteries, intégrant la modélisation de la batterie, l'acquisition des données et l'analyse de corrélation. L'algorithme d'estimation ajuste dynamiquement le gain et estime le SOC en fonction de l'erreur de tension en temps

réel.

Diverses méthodes d'estimation ont été largement adoptées pour ce type de modélisation, notamment les filtres de Kalman et leurs variantes [109], ainsi que des algorithmes d'observation classiques et avancés.

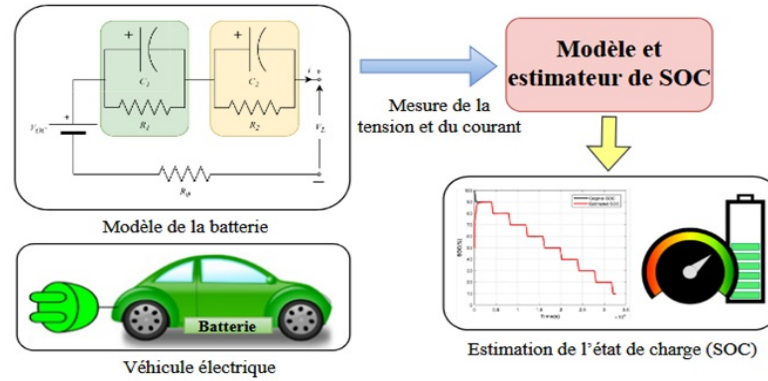


Fig. III.1 Procédure d'estimation en ligne du SOC basée sur un modèle.

L'objectif de cette étude est de développer une méthode et des équations mathématiques permettant de calculer le SOC de la batterie d'un véhicule électrique, en intégrant divers paramètres tels que les caractéristiques de la batterie, la consommation d'énergie et les conditions environnementales.

3 Catégorisation des observateurs pour l'estimation du SOC

Les estimateurs de l'état de charge des batteries sont des algorithmes ou modèles permettant de déterminer la capacité ou l'énergie restante d'une batterie. Ces estimateurs se classent en plusieurs catégories selon leur méthodologie et leur niveau de complexité.

La Figure (III.2) présente une classification détaillée des méthodes d'estimation du SOC, spécifiquement adaptées aux applications des véhicules électriques. Cette catégorisation est particulièrement pertinente, car une estimation précise du SOC est essentielle pour garantir un fonctionnement optimal et fiable des véhicules électriques [110].

Le choix de la méthode d'estimation du SOC dépend de plusieurs facteurs, notamment l'application visée, les données de mesure disponibles, la précision requise et les ressources de calcul. Chaque approche présente des avantages et des inconvénients, et la sélection doit être effectuée en fonction des exigences et des contraintes spécifiques du système de batterie.

La classification des méthodes SOC, illustrée dans la Figure (III.2), repose principalement sur quatre approches [111] :

1. Méthode expérimentale
2. Méthode basée sur un modèle
3. Méthode basée sur les données
4. Méthode hybride (combinaison des modèles et des données).

L'approche basée sur un modèle repose sur un circuit équivalent de la batterie, dont les caractéristiques state

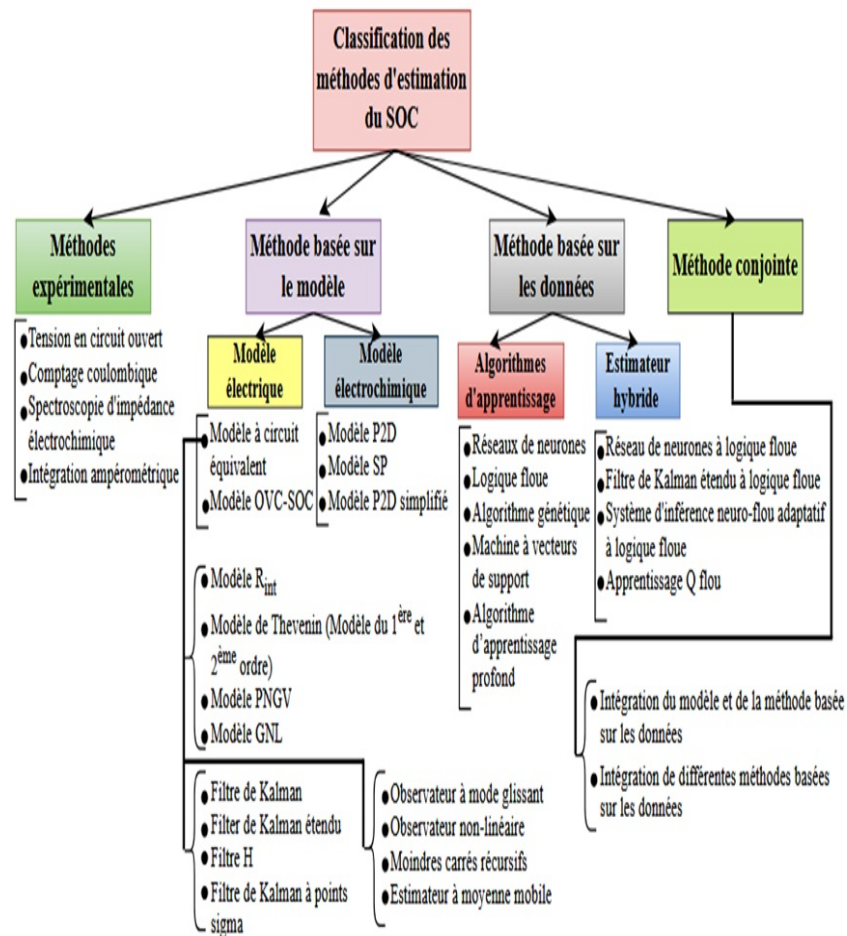


Fig. III.2 Classification des techniques d'estimation du SOC.

4 Historique des estimateurs de SOC

En science, l'unité utilisée pour indiquer la capacité d'une batterie est le Coulomb, en l'honneur du scientifique français C. A. Coulomb (1736-1806). Cette unité représente la durée pendant laquelle une batterie peut fournir un courant spécifique. Le Coulomb est une

mesure de la charge électrique, équivalente à une quantité d'électricité (As). Toutefois, dans la pratique, la capacité d'une cellule ou d'une batterie est souvent exprimée en ampères-heures (Ah) ou en milliampères-heures (mAh). Comprendre le SOC (*State of Charge* - état de charge) d'une batterie est crucial pour les utilisateurs [112].

Tableau III.1 – Historique de développement du SOC

Année	Développeur	Méthodes
1938	Heyer	Mesure de tension
1963	Curtis	Mesure de tension et seuil des niveaux de tension
1970	Lerner	Comparaison deux batteries
1974	Brandwein	Voltage, température, mesure de courant
1975	Christianson	Tension à vide (OCV)
1975	Dowgiallo	Mesure d'impédance
1975	Finger	Spectroscopie d'impédance
1978	Eby	Tension à vide (OCV) et en charge
1980	Kikuota	Book keeping
1981	Finger	Tension de relaxation
1984	Peled	Tableau basé sur tension à vide et température
1985	Muramatsu	Spectroscopie d'impédance
1986	Kopmann	Tableau basé sur tension à vide (OCV) et température
1988	Seyfang	Book keeping et système adaptatif
1992	Aylor	Tension à vide, prédiction de tension à vide et mesure coulométrique
1997	Gerard	Mesure de la tension et du courant, réseaux de neurones artificiels
1999	Salkind	Coulomb-métrie, logique floue, spectroscopie d'impédance
2000	Garche	Mesure de tension et de courant (filtre de Kalman)
2000	Bergveld	Book keeping, force électromotrice, capacité maximale (algorithme d'apprentissage)

Dans certaines références, le SOC est défini comme le pourcentage de la pleine capacité d'une batterie encore disponible pour une décharge ultérieure. Dans d'autres, il est décrit comme le rapport entre la capacité disponible d'une cellule et sa capacité maximale atteignable. Pour clarifier le concept de SOC, une définition claire est essentielle : le SOC représente le

pourcentage de charge maximale possible présente à l'intérieur d'une batterie rechargeable. La méthode de mesure du SOC ainsi que le modèle mathématique associé doivent être simples, pratiques, cohérents et fiables [112].

5 Estimation de l'état de charge de la batterie

La surveillance du niveau de charge de la batterie revêt une importance capitale dans de nombreuses applications impliquant le stockage d'énergie, équivalente à la jauge de carburant d'une voiture classique. Dans un véhicule électrique, cette donnée permet au conducteur de connaître la distance qu'il peut parcourir avant que sa batterie ne soit déchargée. De plus, cette indication est cruciale pour éviter une décharge excessive ou une surcharge de la batterie, ce qui contribue à prolonger sa durée de vie. Cependant, contrairement à une voiture traditionnelle où le niveau de carburant peut être mesuré directement, l'état de charge d'une batterie ne peut pas l'être à l'aide de capteurs directs [113].

Pour surmonter cette limitation, plusieurs méthodes d'estimation de SOC ont été classifiées en quatre groupes :

5.1 Groupes des méthodes d'estimation du SOC

Le processus de réaction électrochimique et l'état de la batterie sont complexes et soumis à des conditions de fonctionnement variables et difficiles à déterminer, notamment dans le contexte des véhicules. Par conséquent, obtenir une estimation précise de l'état de charge est un défi, car il s'agit d'une variable cachée [?].

Les méthodes pour estimer le SOC de la batterie peuvent être classées en quatre catégories distinctes : la méthode basée sur des paramètres caractéristiques, la méthode d'estimation intégrale en ampères-heures (AH), la méthode basée sur un modèle et la quatrième méthode basée sur le pilotage des données.

Tableau III.2 – Comparaison entre les groupes des méthodes d'estimation du SOC

Méthodes	Avantages	Inconvénients	Précision	Robustesse
Méthode d'estimation basée sur des paramètres caractéristiques	<ul style="list-style-type: none"> - Facile à mettre en œuvre - Faible coût de calcul - Bonnes performances en temps réel 	<ul style="list-style-type: none"> - Facilement affecté par les facteurs d'incertitude, tels que la température, les conditions de travail et le degré de vieillissement - Un étalonnage régulier des informations OCV ou EIS est requis 	Faible	Bien
Méthode d'estimation intégrale ampère-heure	<ul style="list-style-type: none"> - Facile à mettre en œuvre - Faible coût de calcul - Excellentes performances en temps réel 	<ul style="list-style-type: none"> - Dépendance à la valeur initiale précise du SOC - La méthode de calcul en boucle ouverte nécessite une révision périodique - Sensible à la dérive du courant, au bruit et au vieillissement 	Ordinaire	Faible
Méthode d'estimation basée sur un modèle	<ul style="list-style-type: none"> - Haute précision d'estimation - Boucle fermée, commande de rétroaction - Bonnes performances en temps réel - Forte adaptabilité 	<ul style="list-style-type: none"> - Dépend fortement de la précision du modèle - Les coûts informatiques sont relativement élevés - Des valeurs initiales incorrectes divergent des résultats estimés 	Excellente	Excellente
Méthode d'estimation basée sur les données	<ul style="list-style-type: none"> - Haute précision d'estimation - Bon pour traiter des problèmes non linéaires 	<ul style="list-style-type: none"> - Haute complexité de l'algorithme - Forte dépendance vis-à-vis des données d'entraînement 	Excellente	Faible

5.2 Groupe d'estimation basée sur des paramètres caractéristiques

La méthode se divise principalement en deux étapes :

- a) Établir une relation hors ligne entre les paramètres caractéristiques et l'état de charge.
- b) Calculer les valeurs des paramètres en temps réel et calibrer le SOC de la batterie.

Pour appliquer cette méthode, deux conditions doivent être remplies : la relation hors ligne entre les paramètres caractéristiques établis et le SOC doit être relativement stable, et les paramètres caractéristiques sélectionnés doivent être facilement accessibles. Les paramètres caractéristiques possibles incluent la capacité restante, le spectre d'impédance, la tension en circuit ouvert (OCV), etc.

La capacité disponible peut être déterminée par des tests de décharge, une méthode directe pour évaluer le SOC de la batterie. Cependant, cette méthode est difficile à appliquer sur une longue durée en conduite réelle, limitant son utilisation à des environnements spécifiques comme les laboratoires.

La méthode basée sur la spectroscopie d'impédance électrochimique nécessite un poste de travail électrochimique pour mesurer l'impédance à différents niveaux de SOC et établir la relation entre le SOC et les paramètres, puis calibrer le SOC à l'aide d'un tableau de correspondance.

La relation stable entre l'OCV et le SOC est fréquemment utilisée dans l'industrie pour calibrer le SOC des batteries. De nombreux systèmes de gestion de batterie (BMS) se basent également sur cette relation pour calibrer le SOC initial de la batterie. Cependant, pour obtenir une mesure précise de l'OCV, la batterie doit rester au repos pendant une longue période. Il est donc souvent nécessaire de combiner cette méthode avec des techniques d'identification de l'OCV en ligne pour les applications pratiques [114].

5.3 Groupe d'estimation intégrale ampère-heure

Cette méthode est également connue sous le nom de méthode de comptage coulombien, qui est basée sur la définition du SOC, comme le montre l'équation (III.1). La méthode de comptage coulombien repose sur l'équation suivante :

$$Z(t) = Z(t_0) - \frac{\int_{t_0}^t \eta_i \cdot i_L(\tau) d\tau}{C_{\max}} \quad (\text{III.1})$$

où :

- $Z(t)$: représente la valeur estimée du SOC de la batterie à l'instant t .
- $Z(t_0)$: indique la valeur initiale du SOC de la batterie.
- η_i : désigne l'efficacité coulombienne de la batterie, qui est déterminée par des expériences. Pour les batteries lithium-ion, l'efficacité de décharge est généralement considérée comme 1, l'efficacité de charge est comprise entre 0,98 et 1 (dans un courant de charge de 3C).
- $i_L(\tau)$: représente le courant de charge et de décharge au moment τ .
- τ et C_{\max} : font référence à la capacité maximale disponible de la batterie dans les conditions actuelles.

La méthode de calibration du *State of Charge* (SOC) de la batterie se décompose principalement en deux étapes :

- Difficulté à obtenir le SOC initial précis** : La valeur exacte du SOC initial est difficile à déterminer.
- Besoin de capteurs de courant précis** : La méthode nécessite des capteurs de courant très précis. Cependant, leur précision peut être affectée par le bruit, la dérive de température et d'autres perturbations aléatoires inconnues dans les applications pratiques. Ces variables aléatoires peuvent entraîner des erreurs accumulées lors du calcul intégral, et les arrondis effectués par le contrôleur ont également un impact.
- Impact de la détérioration de la capacité** : La dégradation de la capacité statique de la batterie affecte la précision de l'estimation du SOC.

Ces trois facteurs interagissent entre eux, compromettant davantage la fiabilité de cette méthode. Pour pallier ces limites et améliorer la précision de l'estimation, un étalonnage périodique, à la fois complexe et chronophage, s'avère indispensable. C'est pourquoi cette approche est souvent associée à d'autres techniques dans le cadre d'une méthode de fusion. Par exemple, l'OCV est employé pour estimer le SOC initial de la batterie, tandis que la méthode de l'intégrale ampère-heure permet de suivre l'évolution du SOC au fil du temps [115].

5.4 Groupe méthode d'estimation basée sur un modèle

La méthode proposée repose sur l'utilisation d'un modèle et d'un algorithme d'estimation d'état pour évaluer le niveau de charge de la batterie. Elle s'appuie sur un modèle de circuit équivalent (ECM) et ses équations d'état, complété par des algorithmes de filtrage

et d'observation, afin de développer un cadre d'estimation du SOC basé sur le modèle. Les principales étapes de mise en œuvre sont les suivantes :

a. Modélisation de la batterie : La batterie est généralement représentée par un modèle équivalent de type électrique, comme les modèles RC, Thévenin ou PNGV. L'équation de base relie la tension de la batterie V_{bat} , le courant I , l'état de charge (SOC) et la tension à circuit ouvert dépendante du SOC, notée $E(\text{SOC})$.

L'expression générale peut s'écrire sous la forme :

$$V_{\text{bat}} = E(\text{SOC}) - \sum_i U_i - R_{\text{int}} I, \quad (\text{III.2})$$

où U_i représente les différentes surtensions dynamiques issues des réseaux RC du modèle.

b. Mise à jour dynamique du SOC : Le SOC est mis à jour à chaque pas d'échantillonnage selon le courant traversant la batterie et son modèle dynamique :

$$\text{SOC}(k+1) = \text{SOC}(k) - \frac{\eta I(k) \Delta t}{Q_{\text{nom}}}, \quad (\text{III.3})$$

où :

- η : efficacité de charge/décharge ;
- Q_{nom} : capacité nominale de la batterie ;
- $I(k)$: courant instantané (positif en décharge) ;
- Δt : période d'échantillonnage.

d. Correction par un observateur :

Afin de corriger les erreurs d'estimation et d'améliorer la précision du SOC, un observateur est utilisé. Les techniques les plus courantes sont :

- Filtre de Kalman (KF),
- Filtre de Kalman étendu (EKF),
- Filtre de Kalman sans contrainte (UKF).

L'erreur de tension, utilisée pour la correction, est définie par :

$$e(k) = V_{\text{mes}}(k) - V_{\text{est}}(k). \quad (\text{III.4})$$

e. Estimation finale du SOC :

La combinaison de la dynamique du modèle et de la correction apportée par l'observateur fournit une estimation du SOC précise et robuste, y compris en présence de bruit de mesure, de variations de température ou de perturbations du système.

5.5 Groupe d'estimation basée sur les données

La méthode d'estimation du SOC basée sur les données (Data-Driven SOC Estimation Method) exploite de larges ensembles de données mesurées (tension, courant, température, SOC réel, etc.) pour apprendre la relation entre ces variables et le SOC, sans recourir à un modèle physique.

a. Collecte des données expérimentales

Les données proviennent de tests de laboratoire ou de véhicules électriques instrumentés :

- courant $I(t)$,
- tension $V(t)$,
- température $T(t)$,
- SOC réel (référence).

b. Prétraitement et extraction des caractéristiques

Les données brutes sont filtrées et transformées afin d'extraire des caractéristiques pertinentes (moyennes, dérivées, énergie cumulée, caractéristiques temporelles, etc.), qui serviront d'entrées au modèle d'apprentissage.

c. Phase d'apprentissage

Un algorithme d'intelligence artificielle ou de machine learning est utilisé pour apprendre la relation entre les données d'entrée et le SOC. Les approches courantes incluent :

- Réseaux de neurones artificiels (ANN),
- Réseaux LSTM (Long Short-Term Memory),
- Machines à vecteurs de support (SVM).

Le modèle appris approxime une fonction du type :

$$SOC = f(V, I, T, \dots). \quad (\text{III.5})$$

d. Estimation en temps réel (phase de prédiction)

Une fois le modèle entraîné, celui-ci est capable d'estimer le SOC de la batterie en temps réel. À partir des mesures instantanées de tension V , de courant I et de température T , le modèle calcule directement le SOC sans passer par des équations physiques. L'estimation s'exprime alors sous la forme :

$$SOC_{\text{est}} = f_{\text{appris}}(V, I, T). \quad (\text{III.6})$$

e. Mise à jour et auto-amélioration

Le modèle d'apprentissage peut être réentraîné périodiquement à l'aide de nouvelles données, permettant ainsi :

- de s'adapter au vieillissement de la batterie ;
- d'améliorer la précision de l'estimation dans des conditions de fonctionnement variées [116].

6 Méthodes d'estimation de charge

6.1 Méthode de coulomb-métrie

La méthode de coulomb-métrie, également connue sous le nom de méthode d'intégration du courant, repose sur le calcul du nombre d'ampères-heures entrant et sortant d'une batterie. La précision de cette méthode dépend principalement de la résolution du capteur de courant. Ce comptage doit refléter l'efficacité coulombienne en fonction du taux de charge ou de décharge. Cependant, ces méthodes permettent uniquement de déterminer des changements relatifs d'état de charge sans prendre en compte l'autodécharge [117].

La détermination de l'état de charge nécessite donc de connaître l'état de charge initial. L'estimation de l'état de charge de la batterie basée sur cette méthode est la suivante :

$$SOC = SOC_0 - \frac{100}{C_n} \int_{t_0}^t \eta \cdot I(\tau) d\tau \quad (\text{III.7})$$

Si la valeur initiale de l'état de charge SOC_0 est spécifiée, la méthode de comptage coulomb devient très précise et relativement simple pour déterminer le SOC. Cependant, si SOC_0 n'est pas connu, cette méthode devient moins précise.

De plus, le rendement coulombien, qui dépend des conditions opératoires telles que le

SOC, la température, le courant, est difficile à obtenir. Le capteur de courant peut introduire un décalage qui accroît l'imprécision de cette estimation. Au fil du temps, tous ces facteurs contribuent à l'augmentation de l'erreur de SOC, notamment dans les batteries de réserve (*Back-up*) et dans les packs pour véhicules électriques hybrides (HEV). Malgré cela, la méthode de comptage coulomb reste largement utilisée en pratique en raison de sa simplicité.

6.2 Méthode logique floue et réseaux de neurones artificiels

Les méthodes basées sur les réseaux de neurones et la logique floue estiment le SOC en modélisant la relation non linéaire entre l'état de charge de la batterie et les facteurs qui l'influencent, sans nécessiter une connaissance détaillée de ses paramètres internes. Grâce à leur approche basée sur l'apprentissage, ces techniques considèrent la batterie comme une boîte noire et peuvent être appliquées à divers types d'accumulateurs [118]. Elles offrent des performances remarquables lorsque les données d'entraînement englobent l'ensemble des conditions d'utilisation de la batterie. Toutefois, il est particulièrement complexe, voire impossible, de collecter des données représentatives de toutes les situations de charge et de décharge.

6.3 Méthode de test de décharge

Une première approche repose sur le test de décharge, qui consiste à décharger complètement la batterie afin d'évaluer la capacité restante. Cependant, cette méthode est inapplicable lorsque la batterie est en cours d'utilisation. Une autre technique repose sur l'analyse du phénomène de "*coup de fouet*" [119], caractérisé par une légère chute de tension observée juste après le début de la décharge d'une batterie au plomb. Ce phénomène sert d'indicateur de la capacité disponible, facilitant ainsi l'estimation de l'état de charge. Toutefois, cette approche présente des limites majeures dans les applications industrielles utilisant des batteries lithium-ion. D'une part, ces systèmes ne peuvent pas être brusquement soumis à un pic de courant, et d'autre part, le "*coup de fouet*" est une propriété spécifique aux batteries au plomb, ce qui le rend inapplicable aux technologies plus récentes.

6.4 Méthode d'estimation basée sur la tension à vide

Cette approche repose sur l'hypothèse d'une relation approximativement linéaire entre l'état de charge et la tension à circuit ouvert. L'idée principale consiste à estimer le SOC en déduisant la tension à circuit ouvert à partir des mesures de courant et de tension. Pour mettre en œuvre cette méthode, la batterie est généralement représentée par un modèle électrique équivalent, souvent inspiré du circuit de Thévenin.

Selon cette méthode, la relation entre l'état de charge et la tension à vide est exprimée par l'équation suivante :

$$\text{SOC}(t) = \frac{V_0(t) - A}{B} \quad (\text{III.8})$$

avec :

- A est la tension quand $\text{SOC}(t) = 0\%$.
- B est obtenue à partir de la valeur de A et $V_0(t)$ quand $\text{SOC}(t) = 100\%$.

L'estimation de l'état de charge est un paramètre intrinsèque propre à chaque batterie. Pour le calculer, il est crucial de modéliser la batterie. Plusieurs modèles ont été développés pour prédire le comportement des batteries. Il n'est pas nécessaire de tenir compte de tous les phénomènes physiques régissant le comportement de la batterie, car certains paramètres ont une influence minime sur l'état de charge.

Cependant, la plupart des phénomènes physiques et chimiques qui se produisent à l'intérieur de la batterie pendant son fonctionnement sont importants et sont pris en compte dans tous les modèles existants. De plus, certains modèles ont été développés pour des applications spécifiques et parfois pour un seul type d'accumulateur.

Le modèle de batterie peut être :

- Un modèle électrochimique,
- Un modèle empirique,
- Un modèle basé sur un circuit électrique.

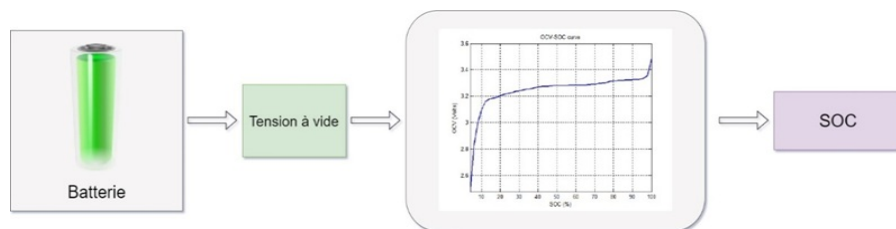


Fig. III.3 Méthode d'estimation basée sur la tension à vide.

6.5 Méthode d'estimation de Kalman

Le filtre de Kalman trouve ses origines au milieu du 20^e siècle, plus précisément en 1960, lorsque Rudolf Kalman publia son article révolutionnaire introduisant une nouvelle approche du filtrage linéaire des données discrètes et de la prédiction d'état. Cette méthode repose sur une estimation linéaire et récursive, exploitant la théorie des probabilités pour suivre l'évolution d'un système dynamique. Plus précisément, le filtre de Kalman utilise les propriétés des variables aléatoires conditionnelles gaussiennes afin de minimiser la variance de l'erreur d'estimation. Ce travail a marqué la naissance du célèbre estimateur de Kalman, désormais connu sous le nom de Filtre de Kalman (KF) [120].

6.5.1 Les étapes constituant le filtrage de Kalman

Le filtrage de Kalman est un mécanisme d'observation optimale qui vise à minimiser en temps réel les écarts entre les sorties estimées et les mesures réelles. Il fonctionne en ajustant les variables "incertaines" du modèle utilisé par le biais d'une rétroaction. L'estimation de l'état de charge (*SOC*) et de l'état de santé (*SOH*) à l'aide des filtres de Kalman repose sur un modèle électrique précis de la batterie ainsi que sur les mesures de tension, de courant et de température ambiante. En effet, le filtre de Kalman permet une estimation en temps réel de l'évolution de certains paramètres du modèle électrique, ce qui fournit une indication du SOC et du SOH de la batterie en fonction de la température [121].

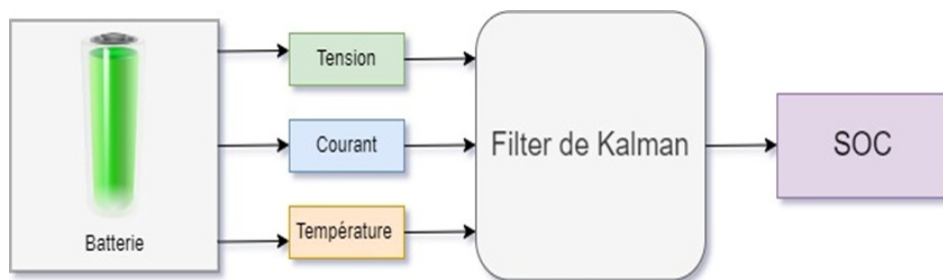


Fig. III.4 Méthode d'estimation de Kalman.

6.5.2 Estimation de l'état de charge de la batterie avec l'algorithme FKE

L'algorithme Filtre de Kalman Étendu (FKE) est une méthode avancée d'estimation du *State of Charge* des batteries, particulièrement adaptée aux systèmes non linéaires tels que les batteries lithium-ion. Contrairement au filtre de Kalman classique, le FKE prend en compte les dynamiques non linéaires du modèle électrique de la batterie, améliorant ainsi la précision de l'estimation [120].

La figure (III.5) montre l'estimation du SOC par FKE. Le processus repose sur deux phases principales :

- **Prédiction** : l'algorithme anticipe l'évolution du SOC à partir des équations du modèle de la batterie.
- **Correction** : les mesures de tension et de courant sont utilisées pour ajuster l'estimation en minimisant l'erreur grâce à un gain de Kalman optimisé.

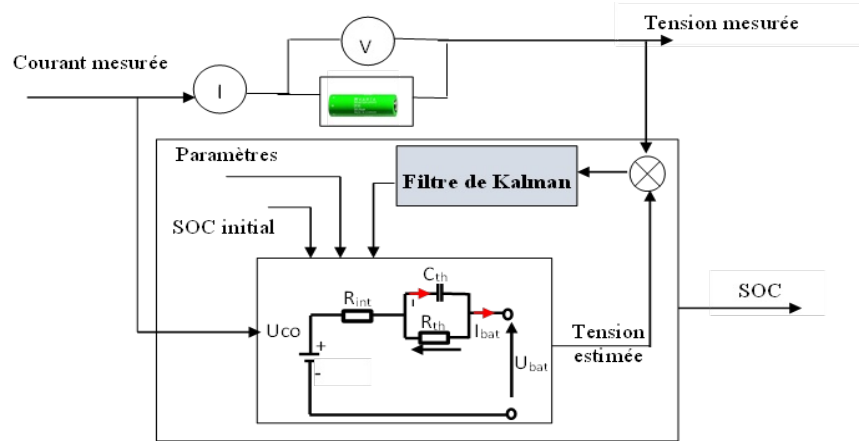


Fig. III.5 Estimation du SOC par FKE.

Grâce à cette approche, le FKE assure une estimation robuste et fiable du SOC en temps réel, même en présence de bruits de mesure et de variations de température, ce qui est essentiel pour optimiser l'autonomie et la sécurité des batteries des véhicules électriques.

7 Comparaison des méthodes d'estimation de charge

Le tableau III.3 présente une analyse comparative des différentes méthodes d'estimation de l'état de charge, en mettant en évidence leurs principes de fonctionnement, leurs avantages, leurs inconvénients ainsi que leur précision et leur applicabilité dans divers contextes [122].

Tableau III.3 – Aperçu des méthodes de détermination de l'état de charge

Technique	Applications	Avantages	Inconvénients
Test de décharge	Utilisé pour la détermination de la capacité au début de la vie.	Facile et précis ; indépendant de l'état de santé (SOH) de la batterie.	Hors ligne, prend du temps, modifie l'état de la batterie, perte d'énergie.
Coulomb-métrie	Tous les systèmes de batterie, la plupart des applications	Précis si suffisamment de points de recalibrage sont disponibles.	Sensible aux réactions parasites.
Tension en circuit ouvert	Plomb, Lithium	En ligne, pas cher.	Exige un temps de repos.
EMF	Plomb, Lithium	En ligne, pas cher.	Nécessite un long temps de repos.
Modèle linéaire	Plomb Photovoltaïque	En ligne, facile	Nécessite des données de référence pour ajuster les paramètres.
Spectroscopie d'impédance	Tous les systèmes	Donne des informations sur le SOH et la qualité	Sensible à la température, coûteux.
D. C. Résistance interne	Plomb, NiCd	Donne des informations sûres sur le SOH, possibilité de mesures en ligne	Bonne précision, mais seulement pour un court intervalle de temps.
Utiliser des neurones artificiels	Toute la batterie	En ligne	Nécessite des données d'entraînement d'une batterie similaire.
Logique floue	Toute la batterie	En ligne	Demande beaucoup de mémoire dans le monde réel.
Filtre de Kalman	Tous les systèmes de batteries, PV	Dynamique en ligne	Difficile à mettre en œuvre l'algorithme de filtrage qui prend en compte toutes les caractéristiques telles que les non-normalités.

8 Implémentation de l'estimateur SOC par FQL

8.1 Modélisation de la batterie en vue de l'estimation de son état de charge

Un modèle de batterie adapté est essentiel pour une évaluation précise de l'état de charge. Les modèles de batterie les plus couramment utilisés se classent en trois catégories : les modèles de circuits équivalents (ECM), les modèles boîte noire et les modèles électrochimiques. Parmi ces approches, les modèles mathématiques possédant une interprétation physique claire et une structure flexible sont particulièrement avantageux pour représenter et analyser les ECMs. Leur principal atout réside dans leur simplicité de calcul en ligne et leur compatibilité avec les simulations informatiques. C'est pourquoi, dans cette étude, un modèle de circuit équivalent (ECM) a été adopté.

L'ECM permet d'expliquer le comportement d'une batterie sous une charge spécifique en combinant une source de tension en circuit ouvert avec divers composants électriques, notamment des résistances et des condensateurs. Le modèle ECM le plus basique, souvent appelé modèle Rint, est constitué d'une source de tension idéale en circuit ouvert couplée en série avec une résistance ohmique interne R_0 . À noter que R_0 et la tension OCV sont des fonctions dépendantes du SOC, de l'état de santé (SOH) et de la température [116]. Des versions améliorées de ce modèle sont obtenues en ajoutant plusieurs branches résistance-condensateur (RC) afin de capturer différentes constantes de temps inhérentes au système de batterie. La valeur de la résistance interne R_{int} est un indicateur clé des performances de la batterie et de son état de santé (SOH) [123]. En effet, R_{int} reflète la chute de tension de la cellule lorsqu'elle fournit ou absorbe un courant sous une charge donnée.

Pour caractériser la réponse transitoire de la batterie lors des phases de charge et de décharge, un groupe RC est intégré dans le modèle ECM de Thévenin, également appelé modèle ECM du premier ordre. Ce modèle permet d'illustrer la dynamique de relaxation de la tension. Une autre amélioration consiste à ajouter un condensateur en série avec la résistance ohmique interne pour modéliser plus précisément l'évolution de l'OCV en fonction du SOC. Ce modèle amélioré est connu sous le nom de modèle PNGV (*Partnership for a New Generation of Vehicles*). Ce modèle non linéaire permet de simuler avec précision les processus transitoires et peut être appliqué à des scénarios de charge et de décharge sévères,

impliquant des courants élevés. Cependant, sa complexité accrue exige un effort de calcul plus important, ce qui peut compromettre les performances en temps réel.

Le modèle ECM du second ordre, quant à lui, se compose de deux branches RC, ce qui lui permet de prendre en compte les réponses transitoires rapides et lentes causées par la diffusion ionique et le transfert de charge. Grâce à son bon compromis entre précision et efficacité computationnelle, ce modèle est largement utilisé pour l'estimation en ligne du SOC.

Les modèles ECM sont également très utiles pour l'analyse des caractéristiques des batteries et l'identification de leurs paramètres [124]. Ils modélisent les propriétés externes des batteries de puissance en utilisant des éléments de circuit classiques : résistance, capacité et source de tension constante. Plus l'ordre du modèle est élevé, plus l'ajustement aux données expérimentales est précis. Toutefois, une complexité structurelle excessive peut alourdir les calculs. Ainsi, pour concilier précision prédictive et simplicité de structure, un modèle du second ordre a été retenu, comme illustré à la Figure (III.6). Ce choix optimise la modélisation des caractéristiques externes des batteries tout en facilitant l'identification des paramètres.

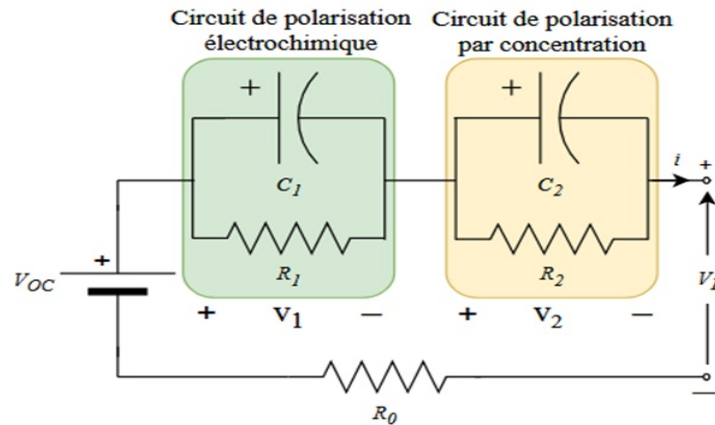


Fig. III.6 Modèle de circuit équivalent RC du second ordre EMC pour une batterie lithium-ion.

Le modèle de batterie RC du second ordre, illustré à la Figure 2.1, est composé d'une tension à circuit ouvert (OCV) désignée par $V_{OC}(SOC)$, d'une résistance R_0 , ainsi que de deux réseaux RC parallèles connectés en série (R_1-C_1 et R_2-C_2).

La résistance R_0 représente les résistances ohmiques causées par l'accumulation et la dissipation de charge dans la double couche électrique.

R_1 et C_1 correspondent respectivement à la résistance et à la capacité liées à la polarisation électrochimique.

R_2 et C_2 représentent respectivement la résistance et la capacité associées à la polarisation par concentration.

V_1 et V_2 désignent les tensions de polarisation aux bornes de C_1 et C_2 , respectivement.

$i(t)$ représente le courant de charge ou de décharge (supposé positif en décharge et négatif en charge).

V_L correspond à la tension aux bornes de la batterie [125].

Le comportement électrique du modèle de batterie RC du second ordre est régi par l'équation (3.4), définie comme suit :

$$\begin{cases} \frac{dV_1}{dt} = -\frac{1}{R_1C_1}V_1 + \frac{1}{C_1}i \\ \frac{dV_2}{dt} = -\frac{1}{R_2C_2}V_2 + \frac{1}{C_2}i \\ V_L = V_{OC} - V_1 - V_2 - R_0i \end{cases} \quad (\text{III.9})$$

Le SOC d'une batterie est défini comme le rapport entre la capacité restante et la capacité nominale disponible. L'estimation du SOC par la méthode de comptage des Coulombs peut être exprimée sous une forme discrète comme suit :

$$SOC(t) = SOC(t_0) + \frac{\eta_i}{C_n} \int_{t_0}^t i(t) dt \quad (\text{III.10})$$

où :

- $SOC(t)$ et $SOC(t_0)$: représentent respectivement les valeurs de l'état de charge à l'instant t et t_0 .
- C_n : est la capacité nominale sous une température et un taux de charge-décharge donnés.
- η_i : est le rendement de Coulomb.
- $i(t)$: désigne le courant de la batterie variant en fonction du temps.

La représentation d'état du second ordre de notre système de batterie, donnée par l'équation (III.11), définit le modèle électrique de Thévenin. L'algorithme Fuzzy Q-Learning ne nécessite pas toujours la discrétisation du modèle mathématique de la batterie pour estimer son état de charge.

L'équation d'état s'écrit alors sous la forme suivante :

La discrétisation du système d'équations (III.11) sous sa forme matricielle détaillée peut s'écrire comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu + \omega \\ y = Cx + Du + v \end{cases} \quad (\text{III.11})$$

La discrétisation du système d'équations (III.11) sous sa forme matricielle détaillée peut s'écrire comme suit :

$$x_{k+1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{1k}}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{2k}}} \end{bmatrix} x_k + \begin{bmatrix} \frac{\eta_i \Delta t}{C_n} \\ R_{1k} \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{1k}}}\right) \\ R_{2k} \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{2k}}}\right) \end{bmatrix} u_k + \omega_k \quad (\text{III.12})$$

$$y_{k+1} = \begin{bmatrix} \frac{\partial V_{OC}}{\partial SOC} & -1 & -1 \end{bmatrix} x_k - R_{\text{int},k} \quad (\text{III.13})$$

$$\text{avec } A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{1k}}} & 0 \\ 0 & 0 & e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{2k}}} \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} \frac{\eta_i \Delta t}{C_n} \\ R_{1k} \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{1k}}}\right) \\ R_{2k} \left(1 - e^{-\frac{\Delta t}{\tau_{2k}}}\right) \end{bmatrix}, \quad x_k = \begin{bmatrix} SOC_k \\ V_{1k} \\ V_{2k} \end{bmatrix} \quad (\text{III.14})$$

$$C = \begin{bmatrix} \frac{\partial V_{OC}}{\partial SOC} & -1 & -1 \end{bmatrix}, \quad D = -R_{\text{int}} \quad (\text{III.15})$$

où :

- $x_k = \begin{bmatrix} SOC_k & V_{1k} & V_{2k} \end{bmatrix}^T$: vecteur d'état à l'instant k .
- τ_1 et τ_2 : constantes de temps dans le modèle électrique équivalent (ECM), avec $\tau_1 = R_1 C_1$ et $\tau_2 = R_2 C_2$.
- $u_k = i$ (courant de la batterie) : vecteur d'entrée à l'instant k .
- $y_k = V$ (tension aux bornes de la batterie) : vecteur de sortie à l'instant k .
- ω_k : bruit du système dû aux parties non modélisées ou aux entrées inconnues.
- v_k : bruit de mesure causé par la précision intrinsèque du dispositif de mesure.

L'identification des paramètres est une étape essentielle pour obtenir une estimation précise de l'état de charge. Cette étape consiste à sélectionner les variables clés qui caractérisent le comportement de la batterie dans différentes conditions.

8.2 Identification des paramètres et relation OCV-SOC

Étant donné qu'elle permet d'identifier les paramètres de résistance-capacité et d'estimer l'état de charge, la relation entre la tension à circuit ouvert (OCV) et le SOC joue un rôle fondamental dans l'étude des batteries. L'OCV est une fonction spécifique du SOC, permettant d'obtenir les valeurs correspondantes de tension grâce à une courbe de relation. Parmi les techniques couramment utilisées pour examiner cette relation, on trouve le test OCV à faible courant et le test OCV incrémental. Dans cette étude, la seconde méthode a été privilégiée pour établir la courbe de corrélation OCV-SOC, car elle offre une meilleure précision de suivi et une meilleure résistance aux interférences.

L'identification hors ligne des paramètres du modèle constitue la base du développement d'un estimateur en ligne du SOC. Selon la référence [126], l'expérience HPPC (Hybrid Pulse Power Characteristic) permet de déterminer simultanément la caractéristique de surtension et les paramètres de potentiel d'équilibre. Lors des tests HPPC, les courbes OCV-SOC sont ajustées à l'aide d'un modèle de régression polynomiale établi sur la base des points de test OCV obtenus lors des expériences de décharge par impulsions à température ambiante.

L'outil de régression de courbes de MATLAB a été utilisé pour déterminer la relation entre la tension à circuit ouvert (V_{OC}) et le SOC (Figure III.8), en se basant sur les mesures de la tension et du courant de décharge de la batterie issues du test HPPC illustré à la Figure (III.7). Le polynôme de régression obtenu avec cet outil est donné ci-après.

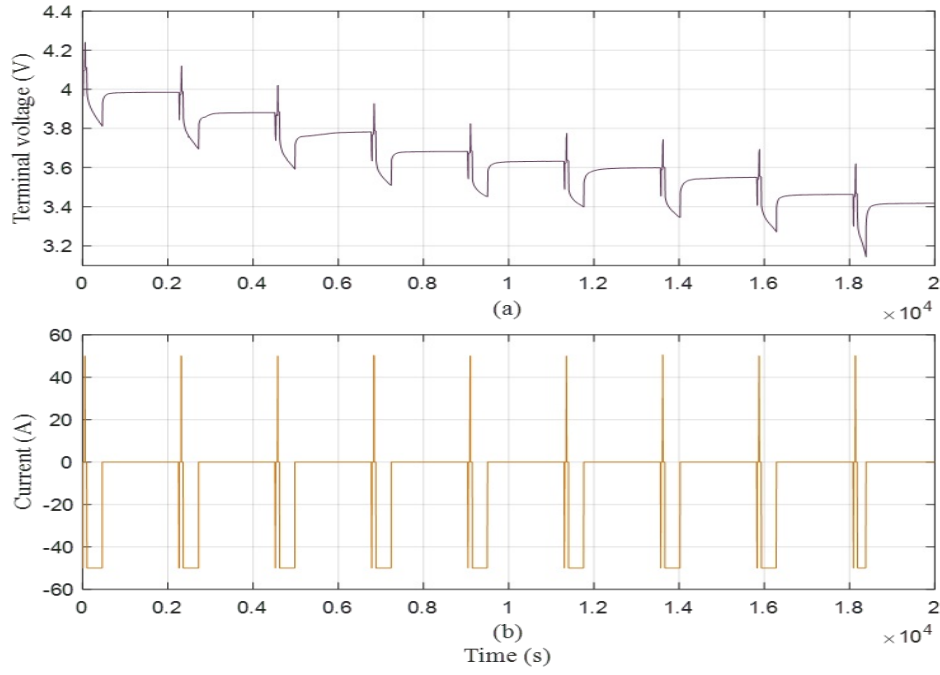


Fig. III.7 Test des caractéristiques de puissance par impulsions hybrides (HPPC) : (a) Tension aux bornes de la batterie lors de décharge, (b) Courant.

Puisque l'environnement de l'expérience est maintenu à une température constante de 25 °C, l'influence de la température sur l'identification des paramètres et l'estimation du SOC n'est pas prise en compte [127]. Le test HPPC est utilisé pour déterminer la relation entre la tension à circuit ouvert et le SOC de la batterie, ainsi que les paramètres initiaux du modèle.

Pour estimer le SOC, il est nécessaire d'établir la relation entre l'OCV et le SOC. Avant de réaliser le test HPPC, la batterie testée est complètement chargée avec un SOC initial de 100 %. Après une heure de repos, la valeur de l'OCV est enregistrée à SOC = 100 %. Ensuite, le test HPPC est lancé selon le protocole suivant : décharge de la batterie pendant 10 secondes à 1C, repos de 60 secondes, puis nouvelle décharge de 350 secondes à 1C, suivie d'une pause d'une seconde. À ce moment-là, la valeur de l'OCV est enregistrée et le SOC diminue à 90 %. Ce processus est répété jusqu'à la décharge complète de la batterie.

Ainsi, nous obtenons des points de données discrets pour la relation OCV-SOC. Enfin, un polynôme de degré cinq, donné par l'équation (III.16), est utilisé pour ajuster ces points expérimentaux [128].

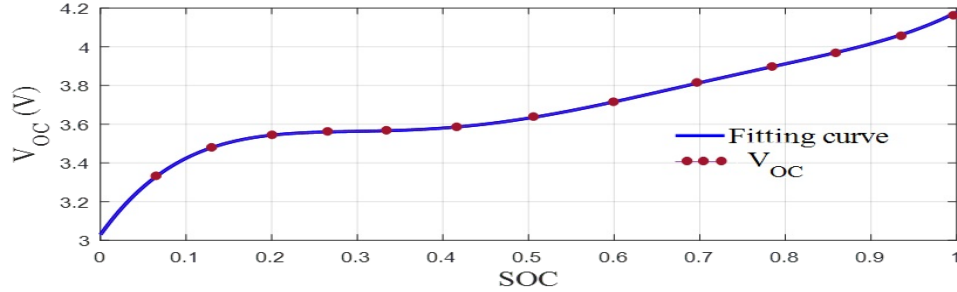
$$V_{OC}(SOC) = a_0 + \sum_{i=1}^5 a_i SOC^i \quad (\text{III.16})$$

Le tableau (III.4) présente les coefficients ajustés a_i de l'équation (III.16).

Par la suite, la courbe OCV-SOC est obtenue en ajustant les points de données à l'aide d'un polynôme de degré cinq, comme illustré à la Figure (III.8).

Tableau III.4 – Coefficients ajustés du polynôme de degré huit

Coefficient	a_0	a_1	a_2	a_3	a_4	a_5
Valeur	3.029	6.16	-27.15	55.47	-50.64	17.31

**Fig. III.8** Tension VOC mesurée et ajustée en fonction du SOC.

Les valeurs approximatives des paramètres dynamiques du modèle de circuit équivalent peuvent être déterminées à partir des équations suivantes :

$$\begin{aligned}
 R_0 &= 2.2236e^{-33.8871 \cdot SOC} + 0.016, \\
 R_1 &= 0.000124e^{-11.6207 \cdot SOC} + 0.1656, \\
 C_1 &= 732.6083e^{11.6207 \cdot SOC} + 690.5780, \\
 R_2 &= 44.6259e^{-333.6240 \cdot SOC} + 0.0257, \\
 C_2 &= 6191.5e^{10.6698 \cdot SOC} + 4470.1.
 \end{aligned} \tag{III.17}$$

L'identification des paramètres (R_1, R_2, C_1, C_2) a été réalisée à l'aide de l'outil *Optimization Toolbox* de MATLAB (*Control and Estimation Tools Manager*), dans lequel est intégré l'algorithme de Levenberg-Marquardt [128].

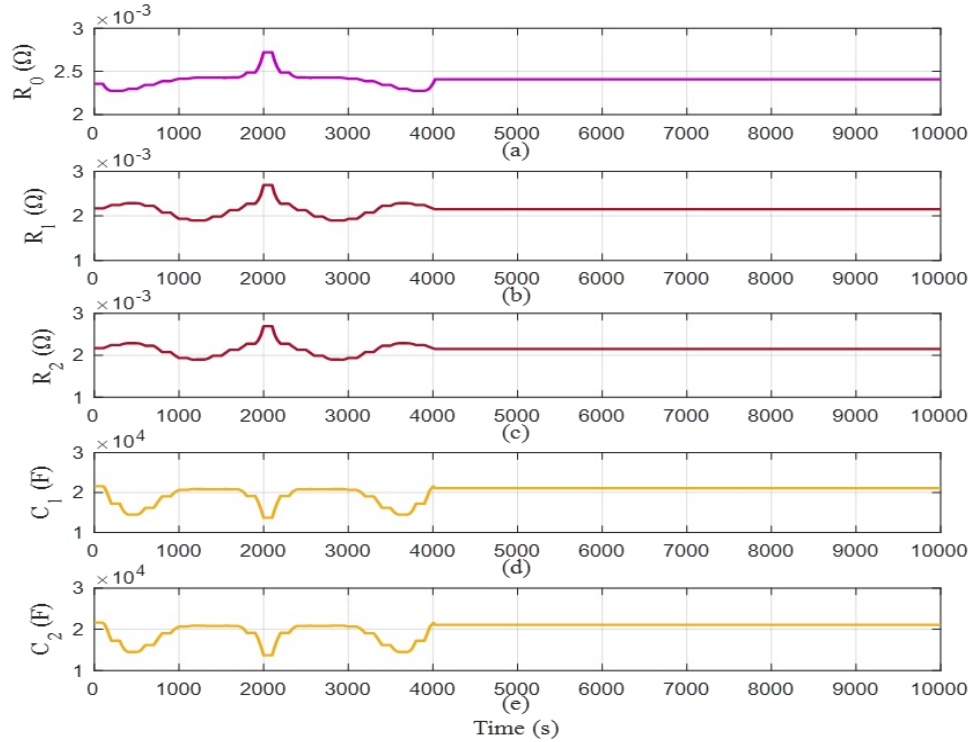
L'interface *Control and Estimation Tools Manager* utilise les paramètres suivants :

- Le courant de décharge,
- La tension aux bornes de la batterie lors de la décharge,
- La capacité de la batterie,
- Les valeurs initiales des tables de recherche (*Look-up Tables*) de R_1, R_2, C_1, C_2 .

La Figure (III.9) illustre l'évolution des paramètres R_0, R_1, R_2, C_1 et C_2 , tandis que le Tableau (III.5) récapitule les paramètres obtenus pour le modèle de batterie du second ordre.

Tableau III.5 – Les paramètres identifiés pour le modèle de batterie du second ordre

Paramètres	Intervalle de variation	Valeurs déterminées
R_0	0.0022 - 0.0027 Ω	$\sim 0.0024 \Omega$
R_1	0.0019 - 0.0028 Ω	$\sim 0.0021 \Omega$
R_2	0.0019 - 0.0028 Ω	$\sim 0.0021 \Omega$
C_1	1300 - 2200 F	~ 2100 F
C_2	1300 - 2200 F	~ 2100 F

**Fig. III.9** Les paramètres identifiés pour le modèle de batterie du second ordre.

8.3 Algorithme d'apprentissage Q flou

Dans l'algorithme Q-Learning, chaque paire état-action est associée à une valeur Q , qui est mise à jour au fil du temps en fonction des interactions de l'agent avec son environnement. Cependant, lorsque le nombre de paires état-action devient trop important, la mise en œuvre du Q-Learning classique peut devenir difficile, voire impraticable [129].

L'utilisation des Systèmes d'Inférence Floue (FIS) permet d'améliorer la précision de l'approximation de la fonction Q tout en rendant l'application du Q-Learning possible dans des espaces d'états continus, donnant ainsi naissance au *Fuzzy Q-Learning* [130].

Dans cette approche, l'état de l'agent est défini par un ensemble d'entrées précises, notées x , qui sont ensuite converties en valeurs floues. Chaque règle floue est associée à un état, et

le degré d'appartenance d'un agent à un état donné est déterminé par l'intensité d'activation des règles correspondantes. Contrairement au Q-Learning classique, les conséquences des règles ne sont pas prédéterminées sous forme de paires fixes état-action. Elles sont plutôt ajustées dynamiquement à travers un processus d'exploration/exploitation, ce qui permet aux différentes règles du système flou d'avoir des actions concurrentes [131].

Les règles dans un Système d'Inférence Floue (FIS) adoptent ainsi la structure suivante :

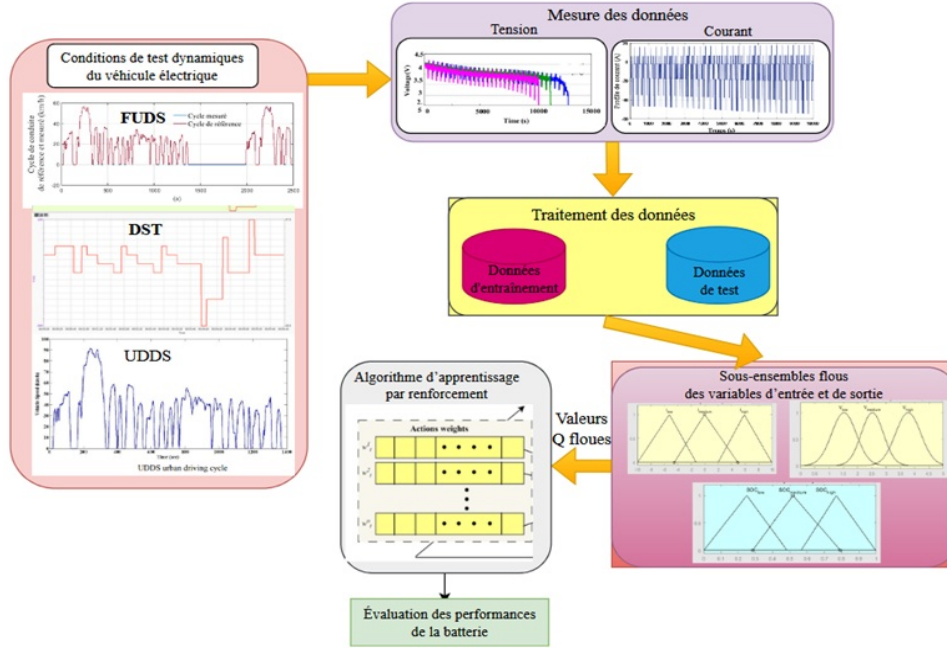


Fig. III.10 Estimateur Fuzzy Q-learning pour la reconstitution du SOC de la batterie d'une voiture électrique.

Approche d'exécution globale en un seul pas de temps est proposée afin d'illustrer le fonctionnement de l'algorithme *Fuzzy Q-Learning* (FQL) lorsqu'il est appliqué aux paramètres d'entrée. À l'instant $t+1$, correspondant au pas de temps actuel, l'agent effectue une transition d'état de S_t à S_{t+1} , exécute l'action Q_t et reçoit un signal de renforcement r_{t+1} .

Le processus suit huit étapes clés : après la phase de fuzzification, un calcul de l'intensité d'activation des règles est réalisé afin de caractériser le nouvel état, en s'appuyant sur les points modaux (a_t) sélectionnés lors du pas de temps précédent t .

Les étapes essentielles de l'algorithme *Fuzzy Q-Learning* sont détaillées comme suit [131] :

1. **Détermination de la fonction d'évaluation t-optimale** : cette fonction est calculée à partir des meilleurs points modaux de chaque fonction d'appartenance, permettant ainsi d'optimiser la prise de décision en fonction de l'état actuel de l'agent.

$$Q_t^*(S_{t+1}) = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^{Nm_{f_{i,j}}} \left(\max_{k=1, N_{niv}_i^j} (q_t(a_i^{j,k})) \mu_t^{F_i^j}(x_i) \right) \quad (\text{III.18})$$

où :

- Q_t^* : est la valeur estimée de l'état suivant S_{t+1} .
- $\max q_t(a_i^{j,k})$: est la valeur maximale des q -valeurs pouvant être atteintes dans l'état S .
- $a_i^{j,k}$: est le point modal sélectionné à l'instant t .
- F_i^j : est la fonction d'appartenance utilisée selon une politique d'exploration-exploitation.
- $\mu_t^{F_i^j}(x_i)$: est le degré d'appartenance de la variable d'entrée x_i .
- Nmf : représente les fonctions d'appartenance.
- $Nniv$: est la cardinalité de l'ensemble.

2. Calculer l'erreur de différence temporelle (TD) :

$$\tilde{\varepsilon}_{t+1} = r_{t+1} + \gamma Q_t^*(S_{t+1}) - Q_t(S_t) \quad (\text{III.19})$$

où :

- $\tilde{\varepsilon}_{t+1}$: est l'erreur de différence temporelle.
- r_{t+1} : est le signal de renforcement externe reçu à l'instant $t + 1$.
- γ : est le facteur d'actualisation ($0 \leq \gamma \leq 1$) utilisé pour déterminer la valeur actuelle des récompenses futures.
- Q_t : est la qualité globale de l'état S_t à l'instant t .

3. Mettre à jour le taux d'apprentissage adaptatif $\varphi_i^{j,k}(t+1)$.

4. Mise à jour du vecteur de paramètres Q en utilisant la trace d'éligibilité actuelle [129] :

$$q_i^{j,k}(t+1) = q_i^{j,k}(t) + \varphi_i^{j,k}(t+1)\tilde{\varepsilon}_{t+1}e_i^{j,k}(t) \quad (\text{III.20})$$

où : $i = 1, \dots, n$, $j = 1, \dots, Nmf$, $k = 1, \dots, Nniv_{i,j}$.

5. Exploration-exploitation : Utiliser la même technique d'exploration-exploitation que dans l'algorithme FQL pour la partie des conséquents, afin de déterminer les points modaux $a_{i,j}$ pour chaque fonction d'appartenance $F_{i,j}$.

6. Estimation des nouvelles fonctions d'évaluation : Utiliser le nouveau vecteur de points modaux pour estimer les nouvelles fonctions d'évaluation de l'état $t + 1$. Nous recalculons les entrées pour déterminer les nouveaux degrés d'appartenance des fonctions d'appartenance $\mu_{t+1}^{F_{i,j}}$.

7. Mise à jour de la trace d'éligibilité à l'instant suivant :

$$e_{t+1}^i(t+1) = \begin{cases} \gamma \lambda e_t^i(t) + \mu_{t+1}^{F_{i,j}}(x_i), & \text{si } a_{i,j,k} = a_{i,j} \\ \gamma \lambda e_{t,i,k}(t), & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{III.21})$$

où :

- e_{t+1}^i : est l'éligibilité accumulée à l'instant $t+1$.
- λ : est le taux d'éligibilité utilisé pour pondérer le temps.

Après chaque épisode, les valeurs de la trace d'éligibilité doivent être réinitialisées à zéro.

8. **Nouvelle estimation de la fonction d'évaluation** : Avec les paramètres mis à jour, une nouvelle estimation de la fonction d'évaluation correspondant aux points modaux sélectionnés dans l'état actuel est réalisée :

$$Q_{t+1}(S_{t+1}) = \sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^{Nm f_i} q_{t+1}(a_i^j) \mu_{t+1}^{F_i^j}(x_i) \quad (\text{III.22})$$

où :

- Q_{t+1} : est la qualité globale de l'état S_{t+1} à l'instant $t+1$.
- q_{t+1} : est la q -valeur associée à l'état flou à l'instant $t+1$.

$Q_{t+1}(S_{t+1})$ sera utilisé dans le calcul de l'erreur à l'instant de temps suivant.

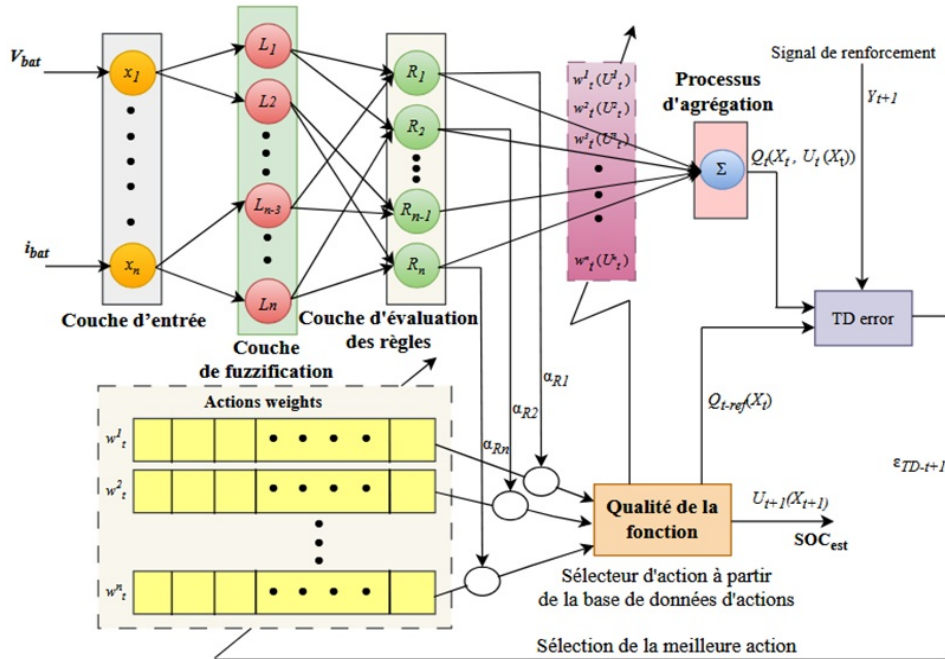


Fig. III.11 Architecture of the proposed FQL algorithm.

Le Fuzzy Q-Learning permet de lever les ambiguïtés du processus d'apprentissage par renforcement en intégrant la logique floue, ce qui permet à l'agent de prendre des décisions plus fiables et adaptatives, même dans des situations complexes et incertaines.

9 Estimateur Fuzzy Q-Learning

L'intégration d'un contrôleur flou de type Sugeno constitue un élément clé dans la conception de l'estimateur de l'état de charge de la batterie basé sur le Fuzzy Q-Learning, comme illustré dans la Figure (III.11). Ce contrôleur avancé joue un rôle essentiel dans l'optimisation des performances et de la précision du processus d'estimation du SOC. L'ajustement des paramètres de l'estimateur est réalisé de manière à atteindre les performances souhaitées.

Le processus de mise en œuvre détaillé de l'algorithme Fuzzy Q-Learning (FQL) proposé est présenté ci-après [132, 133] :

- **Étape 1 : Définition des variables d'entrée**
 - Tension de la batterie (V)
 - Courant de la batterie (i)
- **Étape 2 : Définition des variables de sortie**
 - SOC de batterie estimé (SOC_{est})
- **Étape 3 : Définition des ensembles flous**
 - Ensembles flous pour la tension de la batterie :
 $\{V_{\text{low}}, V_{\text{medium}}, V_{\text{high}}\}$
 - Ensembles flous pour le courant de la batterie :
 $\{i_{\text{low}}, i_{\text{medium}}, i_{\text{high}}\}$
 - Ensembles flous pour l'estimation de l'état de charge :
 $\{SOC_{\text{low}}, SOC_{\text{medium}}, SOC_{\text{high}}\}$
- **Étape 4 : Définition des règles floues**
 - Si (V est V_{low}) et (i est i_{low}) alors (SOC_{est} est SOC_{high}).
 - Si (V est V_{high}) et (i est i_{high}) alors (SOC_{est} est SOC_{low}).
- **Étape 5 : Application de la logique floue**
 - Utilisation des ensembles flous et des règles floues pour calculer les degrés d'appartenance des entrées aux ensembles flous correspondants.

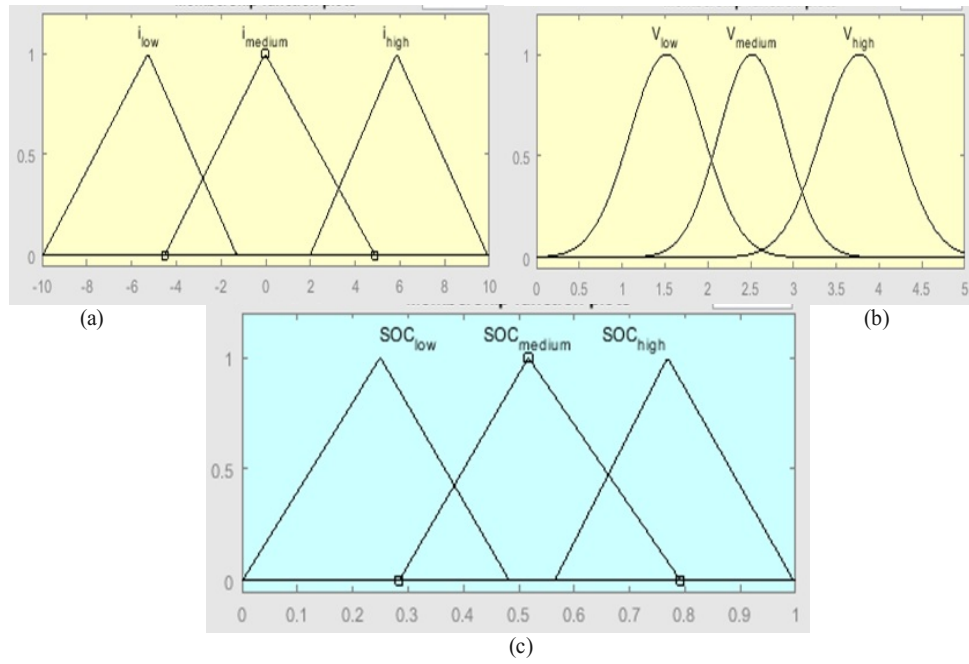


Fig. III.12 Sous-ensembles flous des variables d'entrée et de sortie et leurs fonctions d'appartenance..

. Ces règles établissent les liens flous entre les mesures de tension et de courant et l'estimation de l'état de charge (SOC) de la batterie, en utilisant des variables linguistiques telles que "faible", "moyen" et "élevé". Il convient de noter que cet exemple est simplifié ; en pratique, ces principes doivent être ajustés en fonction des caractéristiques spécifiques de la batterie et des objectifs de performance du SOC. Il est également possible d'ajouter davantage de règles afin de mieux couvrir l'ensemble des combinaisons possibles de tension et de courant, améliorant ainsi la précision de l'estimation [134].

Tableau III.6 – Règles floues pour l'estimation du SOC

Courant	Tension	SOC
Faible	Faible	Faible
Faible	Moyen	Moyen
Faible	Élevé	Élevé
Moyen	Faible	Moyen
Moyen	Moyen	Moyen
Moyen	Élevé	Élevé
Élevé	Faible	Moyen
Élevé	Moyen	Élevé
Élevé	Élevé	Élevé

Étape 6 : Utilisation de l'apprentissage Q

- L'apprentissage Q est utilisé pour mettre à jour les paramètres du système d'inférence floue en fonction des récompenses et des actions effectuées.
- Les récompenses sont déterminées en fonction de la différence entre l'estimation du SOC et la valeur réelle du SOC, ainsi que d'autres critères de performance définis.

Étape 7 : Estimation de l'état de charge (SOC_{est})

- En utilisant les degrés d'appartenance des entrées floues aux ensembles flous ainsi que les règles floues, l'estimateur basé sur l'apprentissage Q flou calcule l'estimation du SOC (SOC_{est}).

L'organigramme illustrant l'application de l'apprentissage Q flou pour l'estimation de l'état de charge de la batterie est présenté dans la Figure (III.13). L'architecture inclut les éléments suivants [132].

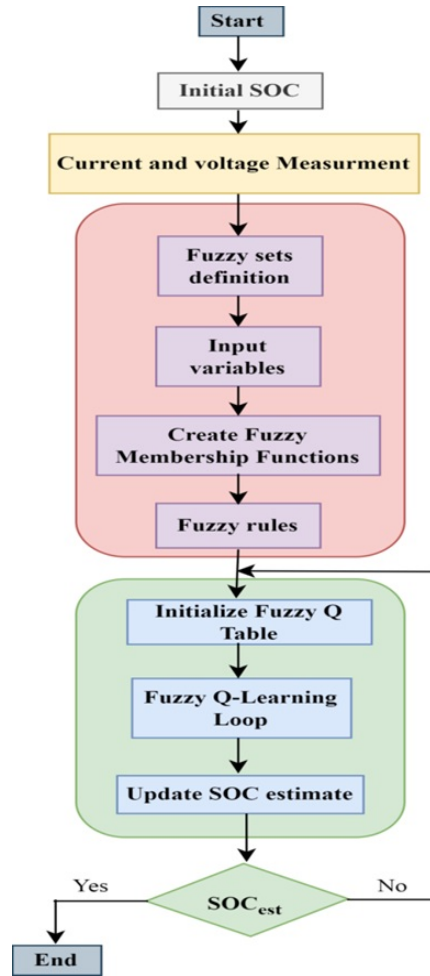


Fig. III.13 Organigramme de l'estimation du SOC par l'algorithme d'apprentissage *Q* flou.

L'organigramme décrit le fonctionnement du système d'estimation du SOC basé sur l'apprentissage Fuzzy Q-Learning :

1. **Démarrage** : L'organigramme commence.
2. **Mesure du SOC** : La tension et le courant de la batterie sont mesurés.
3. **Variables d'entrée** : Les mesures fournissent des variables d'entrée telles que le niveau de tension, le courant et la température, entre autres.
4. **Inférence floue** : L'inférence floue est réalisée en utilisant les variables d'entrée et les fonctions d'appartenance.
5. **Règles floues** : Les règles floues définissent le comportement du système en fonction des facteurs linguistiques et des ensembles flous.
6. **Choix de l'action** : L'observateur sélectionne une action en fonction du résultat de l'inférence floue.

7. **Apprentissage Q** : L'observateur applique l'apprentissage Q pour mettre à jour sa politique de sélection d'actions, en tenant compte des récompenses et pénalités accumulées lors du fonctionnement de la batterie.
8. **Mise à jour de l'estimation du SOC** : En fonction de l'action choisie et de l'état actuel de la batterie, l'estimation du SOC est ajustée.
9. **Sortie** : La valeur estimée du SOC de la batterie constitue la sortie finale.
10. **Fin** : L'organigramme prend fin.

Cette étude présente une vue d'ensemble de l'architecture de l'organigramme proposé (figure (III.14)). Toutefois, les caractéristiques précises et les chemins de décision peuvent varier en fonction de la mise en œuvre spécifique de l'observateur Fuzzy Q-Learning et des choix de conception adoptés pour l'estimation du SOC de la batterie [135].

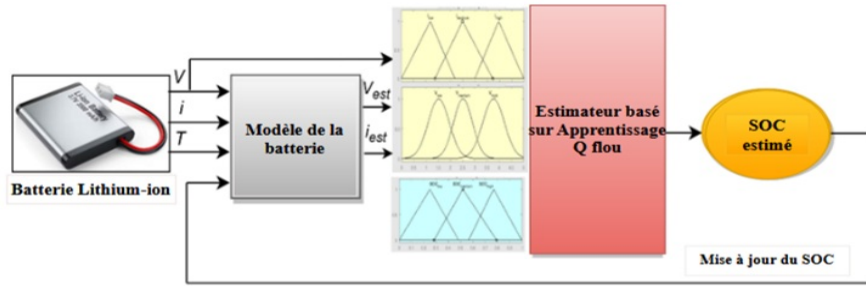


Fig. III.14 Diagramme de structure de la méthode d'estimation du SOC basée sur l'apprentissage Q flou.

10 Résultats de simulation et discussions

Les paramètres des cellules de batterie Li-ion utilisées dans cette simulation sont répertoriés dans le Tableau 3 en annexe, accompagnés des spécifications les plus pertinentes issues de la fiche technique. Un profil de courant de -50 A est appliqué à l'entrée du système afin d'évaluer la performance de l'estimateur FQL proposé, comme illustré dans la Figure (III.15). Ce profil a été choisi avec une variation de fréquence correspondant au cycle de décharge d'un véhicule électrique.

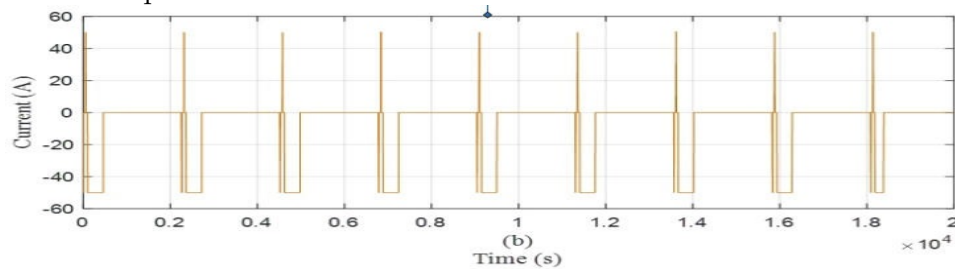


Fig. III.15 Profil de courant utilisé pour tester la performance du FQL proposé.

La variation des deux tensions (mesurée et calculée) lors de la décharge est représentée dans la Figure III.16(a). On observe que la tension calculée et la tension mesurée concordent, avec des pics dans la quantité estimée lors des variations de la tension de décharge, qui sont prises en compte lors du fonctionnement transitoire.

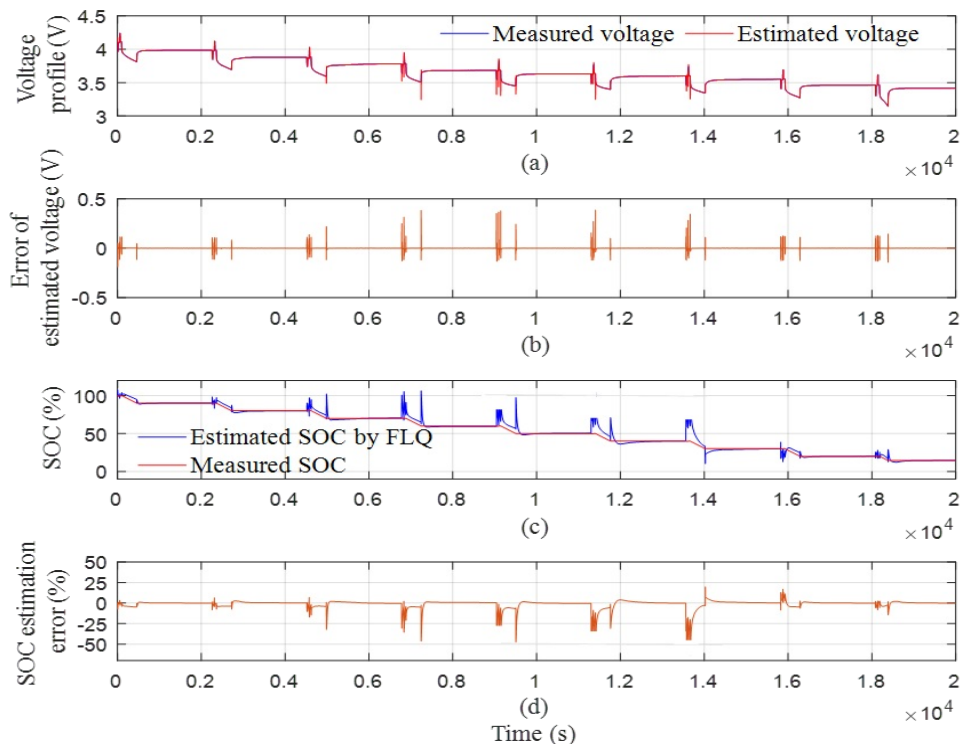


Fig. III.16 SOC réel et estimé lors de la décharge avec un SOC initial de 100 % .

Les Figures (III.17 et III.18) présentent un zoom sur une partie des Figures (III.16 (a) et (c)), afin d'apprécier plus précisément l'exactitude de la tension calculée et de l'état de charge estimé, respectivement. Les erreurs d'estimation de la tension et du SOC sont illustrées dans la Figure (III.16 (b) et (d))

Les oscillations observées dans les Figures (III.16 (a), (c) et III.17) sont dues à l'erreur associée à la courbe SOC-OCV. Cette erreur peut être éliminée grâce à une mesure plus précise de la relation SOC-OCV.

Par ailleurs, comme le processus de calcul repose sur une représentation matricielle, des fluctuations brusques de tension et de courant peuvent compromettre la stabilité du système. En effet, la matrice utilisée ne garantit pas toujours une stricte positivité, ce qui peut entraîner une divergence de l'estimation d'état et une instabilité des résultats.

Lors des tests expérimentaux, les principales approximations résultent des hypothèses formulées pour établir le modèle dynamique de la batterie. En pratique, une batterie ne peut jamais être parfaitement modélisée, ce qui introduit des perturbations dans les mesures de

tension et de courant.

Les défauts électroniques, plus faciles à détecter et à corriger, incluent les erreurs de gain, les décalages (offsets) et les non-linéarités des composants. Un câblage soigné ainsi qu'un bon blindage permettent de minimiser ces anomalies. De plus, l'erreur de gain statique peut être compensée par un étalonnage précis après stabilisation de la température.

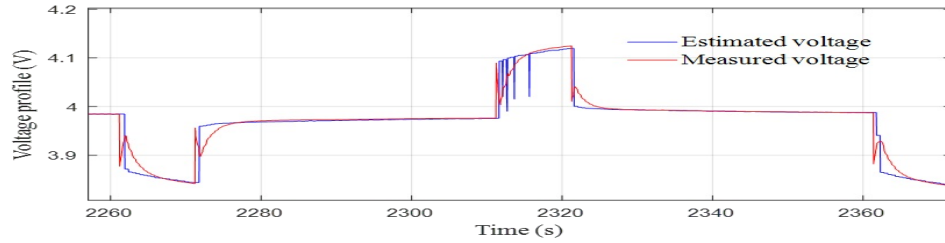


Fig. III.17 Zoom sur le SOC réel et estimé lors de la décharge avec un SOC initial de 100 % .

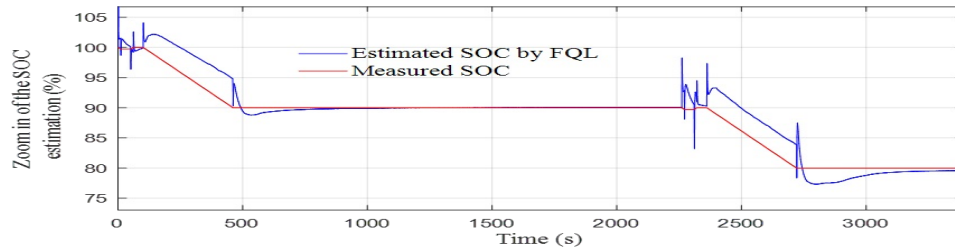


Fig. III.18 Zoom sur l'état de charge réel et estimé lors de la décharge avec un SOC initial de 100 % .

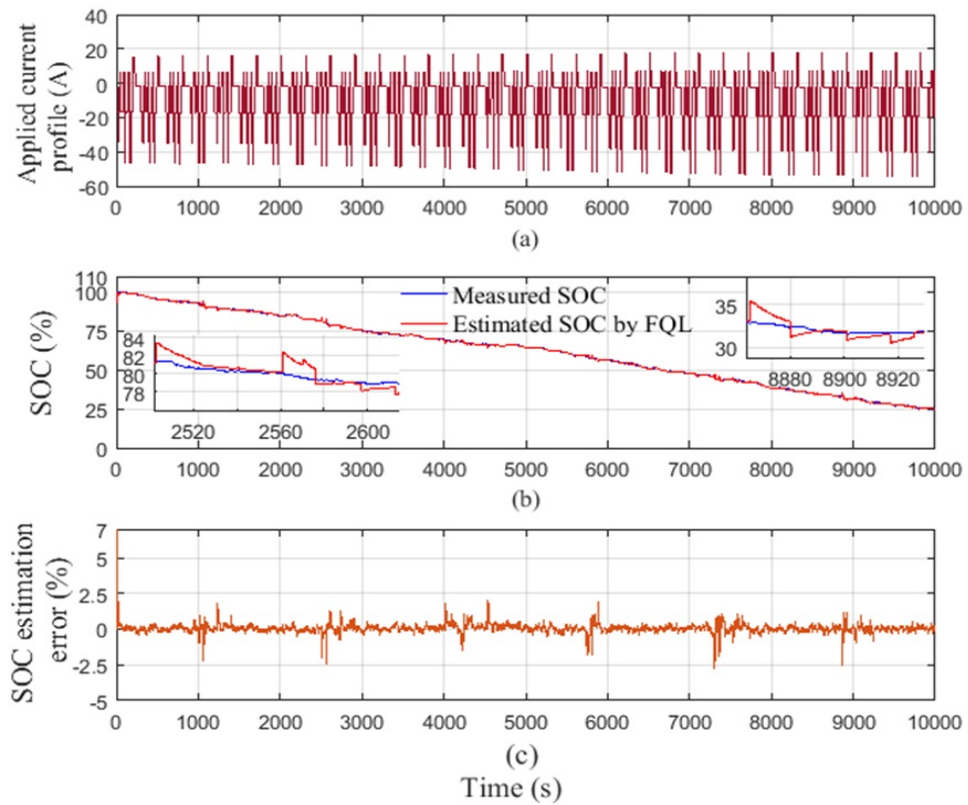


Fig. III.19 Estimation du SOC par l'estimateur Fuzzy Q-learning : (a) Profil de courant, (b) SOC réel et estimé, (c) Erreur d'estimation du SOC..

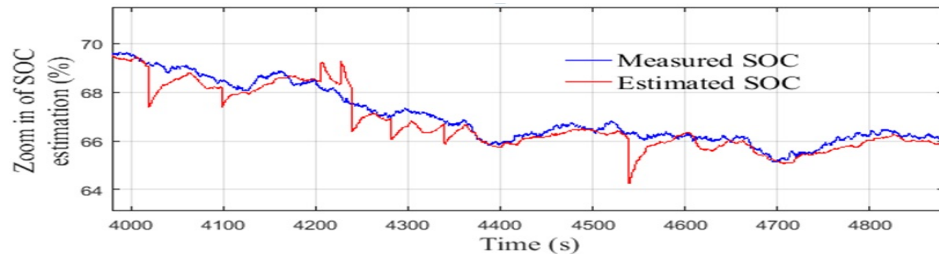


Fig. III.20 Zoom sur le SOC réel et estimé par l'estimateur Fuzzy Q-learning.

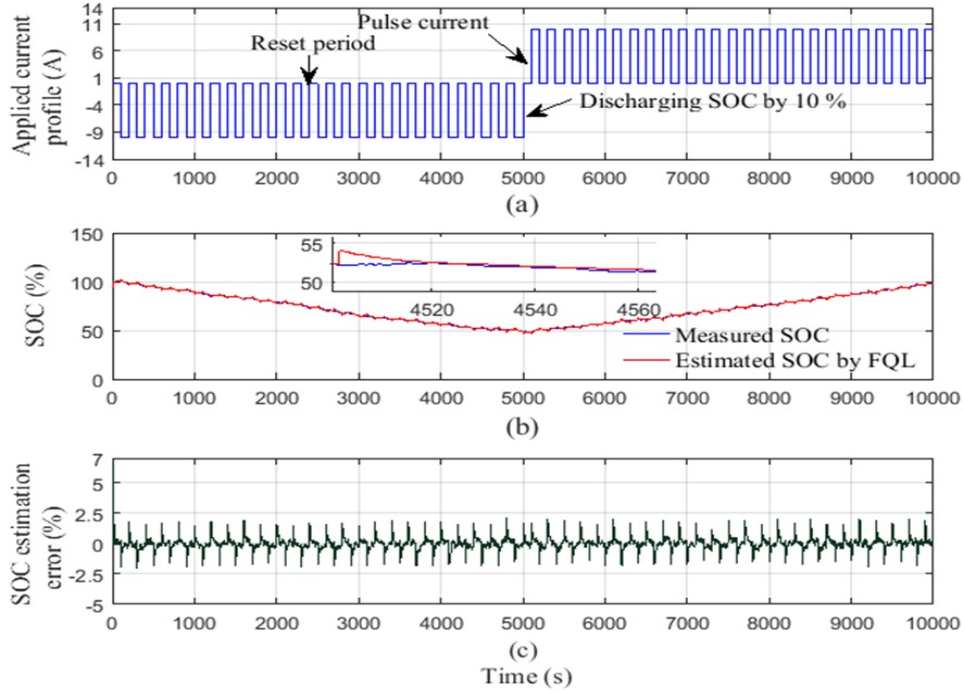


Fig. III.21 Estimation du SOC par l'estimateur Fuzzy Q-learning : (a) Profil de courant, (b) SOC réel et estimé, (c) Erreur d'estimation du SOC.

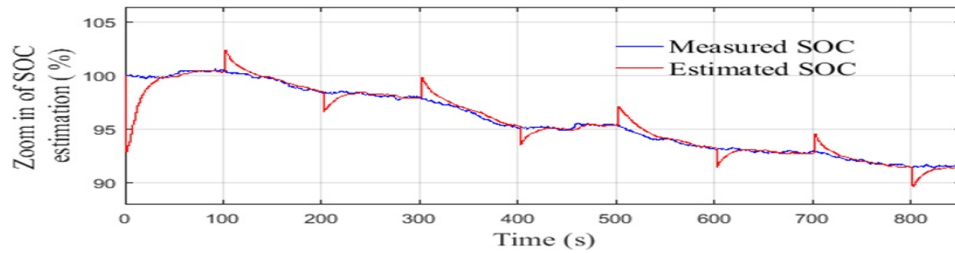


Fig. III.22 Zoom sur le SOC réel et estimé par l'estimateur Fuzzy Q-learning.

L'estimateur fournit des résultats satisfaisants pour la reconstruction de cette quantité, car l'erreur est très faible. Une corrélation étroite est observée entre le SOC estimé et le SOC réel dans la Figure (III.16 (c)), avec un zoom détaillé présenté dans la Figure (III.18). Le modèle proposé est capable de prédire avec précision le niveau de charge de la batterie, puisque le SOC estimé correspond presque parfaitement au SOC mesuré. Le zoom sur le SOC, illustré dans la Figure (III.18), confirme que le modèle s'adapte fidèlement aux données et qu'il est en mesure d'estimer le SOC avec précision.

L'erreur d'estimation du SOC est représentée dans la Figure (III.16 (d)). Elle reste inférieure à 1 %, soit moins de 10 % du SOC nominal. L'écart entre le SOC estimé et le SOC réel, mesuré par cette erreur d'estimation, témoigne de la capacité du modèle à prédire efficacement le SOC.

Un second test de simulation a été réalisé avec un profil de courant de décharge à fréquence plus élevée afin d'évaluer la robustesse de l'observateur proposé dans cette étude. Ce test reproduit un cycle typique de charge et de décharge d'un véhicule électrique urbain. Le courant de décharge appliqué au système d'estimation est présenté dans la Figure (III.19(a)).

Ce profil a été sélectionné car il reflète fidèlement le comportement de la batterie d'un véhicule électrique soumis à un cycle de conduite fréquent. L'essai s'est déroulé sur une durée totale de 20 000 s. La Figure (III.19(b)) illustre l'estimation du SOC basée sur l'algorithme FQL, tandis que la Figure (III.19(c)) représente l'erreur d'estimation correspondante. Comme précédemment, l'estimateur FQL affiche de bonnes performances, avec une erreur d'estimation maximale inférieure à $\pm 0,02\%$.

Ces résultats sont complétés par l'analyse de l'erreur d'estimation du SOC, illustrée dans la Figure (III.20). On observe que cette erreur reste à des niveaux extrêmement faibles tout au long de la simulation, ce qui atteste de la précision et de la robustesse de l'algorithme d'estimation du SOC. Cette analyse approfondie des résultats de simulation apporte des informations précieuses pour mieux comprendre et optimiser les performances des batteries dans diverses applications.

Dans la Figure (III.21(a)), un profil de courant alternant charge et décharge, avec une amplitude de ± 10 A, est utilisé pour évaluer la réponse de l'observateur de SOC à ce type de sollicitation. Un point essentiel à souligner est que le SOC estimé suit de très près le SOC réel, ce qui démontre une excellente précision d'estimation. Ces résultats confirment également l'efficacité du modèle de batterie, comme illustré dans les Figures (III.21(a) et (b)), qui mettent en évidence la grande qualité de l'estimation du SOC et la forte cohérence entre les valeurs estimées et mesurées.

Ces figures, qui détaillent l'évolution du SOC à différentes périodes, mettent en lumière une observation essentielle : le SOC estimé correspond remarquablement bien au SOC réel sur l'ensemble des périodes étudiées. Enfin, la Figure III.22 illustre l'erreur d'estimation extrêmement faible obtenue lors de ce test, soulignant ainsi la précision remarquable de l'algorithme d'estimation et sa capacité à reproduire fidèlement les variations du niveau de

charge de la batterie.

11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré les différentes méthodes d'estimation de l'état de charge des batteries, en mettant particulièrement l'accent sur leur classification et leurs applications dans les systèmes de gestion d'énergie. L'estimation précise du SOC est un élément clé pour garantir l'efficacité, la durabilité et la sécurité des batteries, notamment dans les véhicules électriques et autres dispositifs électroniques.

Nous avons d'abord présenté les approches classiques, allant des méthodes empiriques aux modèles basés sur des équations électrochimiques. Ensuite, nous avons analysé les techniques avancées telles que les filtres de Kalman, les réseaux de neurones et la logique floue, qui permettent une estimation plus robuste en prenant en compte les dynamiques complexes des batteries.

Réalisation du testeur de SOC et gestion d'énergie basée sur les réseaux de neurones

1 Introduction

L'état de charge de la batterie est un paramètre clé dans la gestion d'énergie des véhicules électriques. Une estimation précise du SOC permet d'optimiser l'utilisation de l'énergie disponible, d'améliorer l'autonomie du véhicule et de prolonger la durée de vie de la batterie en évitant les cycles de charge et de décharge extrêmes. Cependant, en raison des phénomènes non linéaires, des variations des conditions d'exploitation et du vieillissement de la batterie, l'estimation du SOC reste un défi complexe [134, 136].

Pour relever ce défi, plusieurs méthodes ont été développées, allant des approches classiques basées sur des modèles électriques et des techniques d'observation des paramètres de la batterie, aux approches avancées exploitant l'intelligence artificielle. Parmi ces dernières, les réseaux de neurones artificiels se sont révélés particulièrement prometteurs grâce à leur capacité d'apprentissage et d'adaptation aux conditions réelles d'exploitation. En exploitant des ensembles de données issus de mesures expérimentales ou de simulations, ces modèles permettent d'améliorer la précision de l'estimation du SOC et d'optimiser la gestion de l'énergie.

Dans ce chapitre, nous étudierons les différentes approches d'estimation du SOC, en mettant l'accent sur l'estimation intelligente du SOC par simulation et sur la conception d'un estimateur basé sur les réseaux de neurones artificiels [5]. Nous détaillerons les étapes de développement de cet estimateur, de la collecte des données d'entraînement à la mise en œuvre du modèle. Enfin, nous présenterons les tests de simulation effectués pour évaluer la performance de l'estimateur dans le cadre de la gestion d'énergie des véhicules électriques, en analysant sa précision, sa robustesse et son impact sur l'efficacité énergétique du système.

2 Schéma du circuit du testeur du SOC sous ISIS Proteus

Le schéma de simulation du testeur d'état de charge de la batterie est présenté dans la Figure (IV.1) . Ce circuit est conçu pour assurer une estimation fiable du SOC en utilisant une méthode de mesure basée sur la tension à vide. Il comprend trois parties principales :

- **Le circuit de protection**, qui empêche les inversions de polarité et protège les composants sensibles contre les surtensions.

- **Le circuit de calcul**, basé sur une carte Arduino UNO, qui exécute l'algorithme de mesure et d'affichage.
- **Le circuit d'affichage**, constitué d'un écran LCD et de voyants LED qui signalent visuellement l'état de charge de la batterie.

L'implémentation de ce testeur sous ISIS-Proteus permet de valider le fonctionnement du système avant sa mise en œuvre physique.

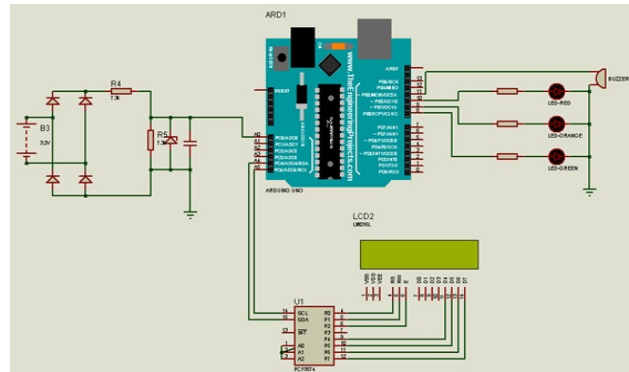


Fig. IV.1 Simulation du testeur d'état de charge d'une batterie sous ISIS-Proteus.

La Figure (IV.2) illustre le schéma synoptique du système étudié, mettant en évidence les différentes interactions entre les composants du testeur de SOC. Ce schéma fonctionnel permet de visualiser le flux d'informations entre les modules du circuit, notamment :

- La capture de la tension de la batterie,
- Son traitement par le microcontrôleur,
- L'affichage du SOC sous forme numérique et visuelle à l'aide de LED.

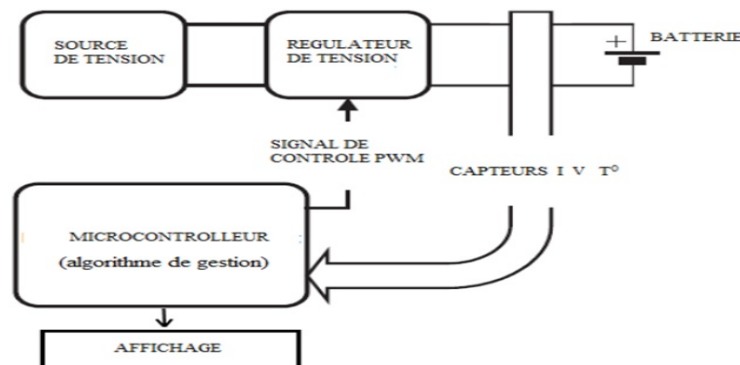


Fig. IV.2 Schéma de principe d'un système de surveillance de batterie

3 Composants utilisés

Pour assurer un fonctionnement optimal du testeur de SOC, plusieurs composants clés ont été sélectionnés, chacun jouant un rôle crucial dans la stabilité et la fiabilité du circuit.

3.1 Détrompeur de l'inverse de polarité

Dans notre cas, le dispositif utilisé comme détrompeur de l'inverse de polarité, ou comme correcteur de la direction de la tension continue (DC-DC), est le pont de diodes, également connu sous le nom de pont de Graetz. Ce circuit est constitué de quatre diodes disposées en configuration de pont, similaire au montage d'un pont de Wheatstone. Il permet de redresser la tension en assurant que la polarité correcte est maintenue indépendamment du sens d'entrée du courant, protégeant ainsi les composants électroniques sensibles et garantissant un fonctionnement fiable du système.

Les diodes Zener sont utilisées comme régulateurs de tension. Lorsque la tension dépasse un certain seuil, ces diodes deviennent conductrices et maintiennent la tension à une valeur stable. Dans notre circuit, elles empêchent la tension d'entrée d'excéder 4.7 V, protégeant ainsi l'Arduino des surtensions [136].

Un condensateur est ajouté en parallèle avec le circuit de protection afin d'éliminer les fluctuations de tension de la batterie. Ce filtrage permet d'améliorer la précision des mesures du SOC en minimisant les perturbations électriques.

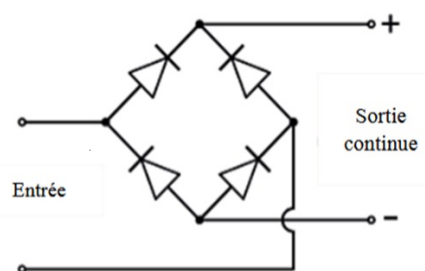


Fig. IV.3 Schéma de pont de Graetz.

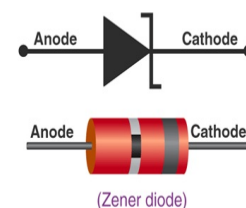


Fig. IV.4 Schéma de diode Zener.

Sur la Figure (IV.5), la diode Zener limite la tension d'entrée sur l'Arduino à 4.7 V maximum.

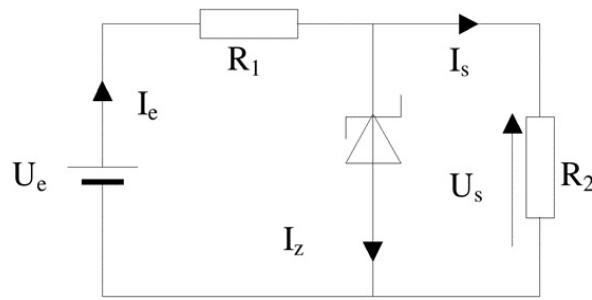


Fig. IV.5 Circuit de protection de l'Arduino.

R_1 : la résistance pour diviser la tension et pour le fonctionnement de la diode Zener.

R_2 : la charge (l'Arduino).

U_e : la tension d'entrée de la batterie.

Le circuit de filtrage contient une capacité en parallèle avec le circuit de protection pour filtrer la tension de la batterie et pour développer la méthode d'estimation de SOC par la tension à vide.

3.2 Afficheur LCD 16×2

Cet afficheur comprend 16 colonnes et 2 lignes afin qu'il puisse afficher 32 caractères (16×2) au total et chaque caractère sera composé de 40 Pixel Dots (5×8). Ainsi, le nombre total de pixels dans cet écran LCD peut être calculé comme 32×40 , c'est-à-dire 1280 pixels [137].

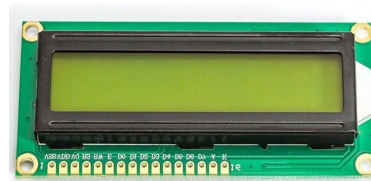


Fig. IV.6 Afficheur LCD 16x2.

3.3 I2C

L'I2C (Inter-Integrated Circuit) est un protocole de transmission en série qui permet la communication entre plusieurs équipements en utilisant seulement deux fils, une ligne d'horloge (SCL) et une ligne de données (SDA). Ce protocole est couramment utilisé pour connecter différents composants dans les systèmes électroniques, tels que les microcontrôleurs, les capteurs et les modules d'affichage. L'utilisation du protocole I2C simplifie le câblage et réduit le nombre de câbles.

Le module I2C contient 4 broches, présentées dans la Figure (IV.7) :

- Signal de données : SDA
- Signal d'horloge : SCL
- Signal d'alimentation : +VCC (5V)
- Signal de masse : GND [137]

Dans ce circuit, trois LED (rouge, orange et verte) ont été utilisées.



Fig. IV.7 I2C.

3.4 Les Diodes Électroluminescentes (LEDs)

Le fonctionnement des LEDs en fonction de l'état de charge (SOC) de la batterie est défini dans le Tableau (IV.1). Chaque plage de tension correspond à un pourcentage de SOC et à une couleur de LED spécifique, permettant une indication visuelle rapide du niveau de charge.

Tableau IV.1 – Fonctionnement des LEDs selon le SOC

Tension (V)	SOC (%)	Couleur des LEDs
3.00	0	LED rouge
3.30	5	
3.60	10	LED orange
3.70	20	
3.75	30	
3.79	40	
3.83	50	
3.87	60	
3.92	70	LED verte
3.97	80	
4.10	90	
4.20	100	

Ce système permet de surveiller facilement l'état de charge de la batterie et d'alerter l'utilisateur en cas de faible charge (LED rouge) ou de charge optimale (LED verte).

3.5 Arduino UNO et son environnement de développement

L'Arduino UNO R3 est une carte à microcontrôleur largement utilisée dans le domaine des systèmes embarqués. Il s'agit de la troisième version de la famille des cartes Arduino, introduite en 2011. Son principal avantage réside dans la possibilité de remplacer le microcontrôleur en cas d'erreur, ce qui en fait une solution flexible et économique pour le prototypage. Cette carte repose sur le microcontrôleur ATmega328, disponible sous un format DIP (Dual Inline Package), facilitant son extraction et son remplacement.

L'Arduino UNO est programmable via l'IDE Arduino, un environnement de développement intégré qui prend en charge les langages C et C++. Ce logiciel est compatible avec les principaux systèmes d'exploitation tels que Windows, Mac OS X et Linux, offrant ainsi une accessibilité universelle aux développeurs. L'IDE Arduino permet une interaction fluide entre l'utilisateur et divers composants électroniques, rendant possible l'exécution des commandes programmées.

Un autre atout majeur de l'Arduino UNO est le soutien actif de la communauté Arduino, qui fournit une documentation abondante, des bibliothèques open-source et des forums de discussion. Cette large adoption facilite son intégration dans diverses applications, allant de l'automatisation industrielle aux systèmes intelligents, en passant par l'Internet des objets (IoT) et les projets éducatifs [23].

Enfin, l'alimentation de l'Arduino UNO peut être réalisée via différentes sources, notamment un port USB, un adaptateur secteur ou une batterie externe, offrant ainsi une grande flexibilité pour son utilisation dans des environnements variés.

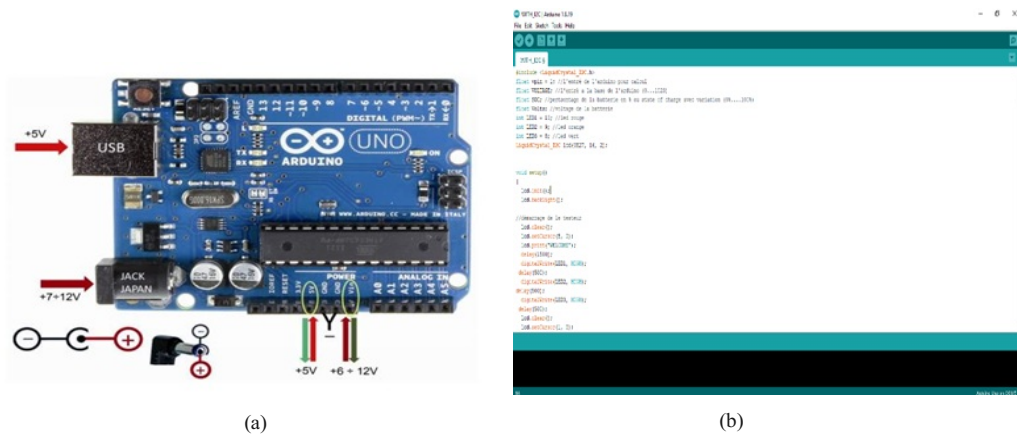


Fig. IV.8 Schéma d’Alimentation et Interface de Programmation de l’Arduino UNO
(a) Carte Arduino UNO, (b) Interface de l’IDE Arduino.

3.5.1 Organigramme de programmation d’Arduino

Cet organigramme représente un algorithme de gestion et d’estimation de l’état de charge (SOC) d’une batterie en fonction de sa tension. Il débute par l’initialisation du programme, suivie de la mesure de la tension de la batterie. Ensuite, plusieurs vérifications sont effectuées : si la tension est inférieure à 0,1 V, le programme conclut qu’aucune batterie n’est connectée. Si elle est inférieure à 3 V, la batterie est considérée comme déchargée. Si la tension dépasse 4,4 V, un avertissement demande de retirer la batterie pour éviter une surtension, tandis qu’entre 4,25 V et 4,4 V, la batterie est en situation de surtension sans nécessiter un retrait immédiat.

Lorsque la tension est comprise entre 3 V et 4,2 V, l’algorithme affiche la valeur du voltage et sélectionne une équation spécifique pour estimer le SOC. Différentes plages de tension déterminent l’équation à utiliser :

- Pour une tension inférieure à 3,6 V, l’équation 1 est appliquée.
- Entre 3,6 V et 3,83 V, c’est l’équation 2.
- Entre 3,83 V et 3,97 V, l’équation 3.
- Pour une tension comprise entre 3,97 V et 4,2 V, l’équation 4 est employée.

Une fois le SOC estimé, sa valeur est affichée, marquant ainsi la fin du processus. Cet algorithme permet donc d’évaluer avec précision l’état de charge de la batterie tout en

intégrant des mesures de sécurité pour détecter l'absence de batterie, une décharge excessive ou une surtension critique.

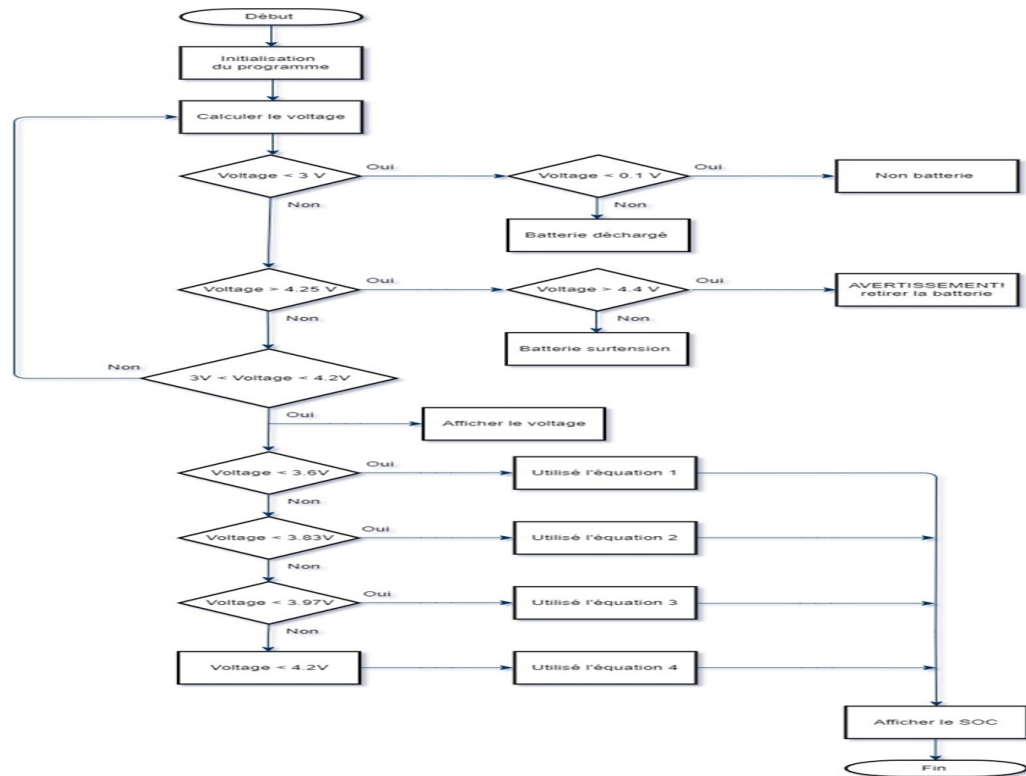


Fig. IV.9 Organigramme de l'estimation du SOC et de la gestion de la tension de la batterie.

4 Estimation du SOC par la méthode de la tension à vide

Parmi les inconvénients de l'utilisation de la méthode d'estimation basée sur la tension à vide, on note la difficulté à obtenir des résultats précis en raison des variations inhérentes à la tension, du risque de divergence des calculs et de la complexité de résolution des équations associées. Afin de surmonter ces limitations et d'améliorer la précision de l'estimation de l'état de charge (SOC), nous avons segmenté l'équation en quatre parties distinctes, facilitant ainsi son analyse et sa résolution [138].

L'état de charge de la batterie peut être estimé en fonction de la tension à l'aide de différentes équations empiriques, définies pour des intervalles spécifiques de tension. Ces équations permettent une estimation précise du SOC en fonction de la plage de tension

mesurée.

4.1 Équations d'estimation du SOC selon la tension

Équation (4.1) pour l'intervalle : $3V \leq V < 3.6V$

$$SOC = (0.1667 \times V - 0.4987) \times 100 \quad (IV.1)$$

Équation (4.2) pour l'intervalle : $3.6V \leq V < 3.83V$

$$SOC = (5.3708 \times V^2 - 38.141 \times V + 67.802) \times 100 \quad (IV.2)$$

Équation (4.3) pour l'intervalle : $3.83V \leq V < 3.97V$

$$SOC = (-2.3963 \times V^2 + 20.815 \times V - 44.069) \times 100 \quad (IV.3)$$

Équation (4.4) pour l'intervalle : $3.97V \leq V < 4.2V$

$$SOC = (1.0033 \times V^2 - 7.3278 \times V + 14.078) \times 100 \quad (IV.4)$$

Ces équations permettent d'estimer avec précision le SOC en fonction de la tension mesurée, en assurant une transition fluide entre les différentes plages de fonctionnement de la batterie.

5 4.5 Étapes de téléchargement du programme d'Arduino

Pour injecter un code sur la carte Arduino via le port USB, une série d'étapes successives doit être suivie. Tout d'abord, un programme est conçu ou ouvert à l'aide du logiciel IDE Arduino, puis vérifié par compilation. En cas d'erreurs, des modifications sont apportées avant de charger le programme sur la carte. Une fois le code transféré, le montage électronique est câblé, et l'exécution du programme démarre automatiquement après quelques secondes. L'alimentation de la carte peut se faire soit via le port USB, soit à l'aide d'une source autonome comme une pile de 9 volts [139]. Enfin, le bon fonctionnement du montage est vérifié pour s'assurer que le programme s'exécute correctement.

6 Résultats de simulation sous Proteus

La simulation sous Proteus permet de visualiser l'état de charge de la batterie à travers l'allumage de LEDs de différentes couleurs, confirmant ainsi le bon fonctionnement du système de surveillance du SOC.

- Lorsque la tension est faible ($SOC \approx 0 - 40\%$), la LED rouge s'allume (Figure (IV.10)), indiquant un état critique nécessitant une recharge immédiate afin d'éviter une décharge profonde pouvant altérer les performances et la durée de vie de la batterie.

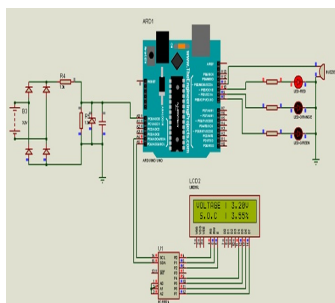


Fig. IV.10 Résultat de batterie de faible SOC et allumage de la LED rouge sur la simulation.

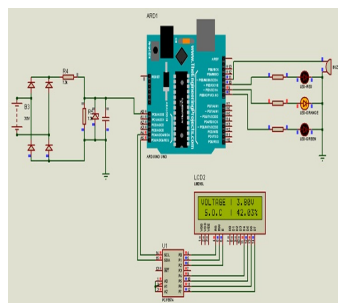


Fig. IV.11 Résultat de batterie de moyen SOC et allumage de la LED orange sur la simulation.

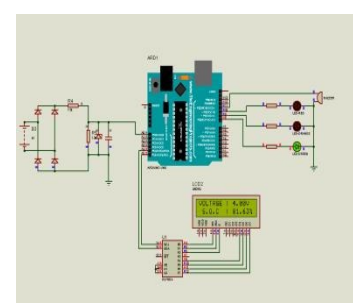


Fig. IV.12 Résultat de batterie de bon SOC et allumage de la LED verte sur la simulation

- Pour une tension correspondant à un SOC compris entre 40% et 80%, la LED orange s'allume (Figure (IV.11)), signalant une capacité intermédiaire, suffisante pour le fonctionnement, mais nécessitant une recharge prochaine pour garantir une autonomie prolongée.
- Enfin, lorsque la tension de la batterie dépasse un certain seuil ($SOC > 80\%$), la LED verte s'allume (Figure (IV.12)), indiquant un bon état de charge, prêt à être utilisé de manière optimale.

7 Réalisation sur la plaque d'essai

Avant la fabrication d'un circuit imprimé définitif, un montage sur plaque d'essai a été réalisé pour tester le bon fonctionnement du testeur de SOC. Cette étape intermédiaire permet d'identifier et de corriger d'éventuelles erreurs avant l'assemblage final sur un circuit imprimé.

Les Figures IV.13 illustrent le montage du circuit sur la plaque d'essai, permettant ainsi de vérifier l'ensemble des connexions et d'ajuster d'éventuels problèmes liés aux composants électroniques.

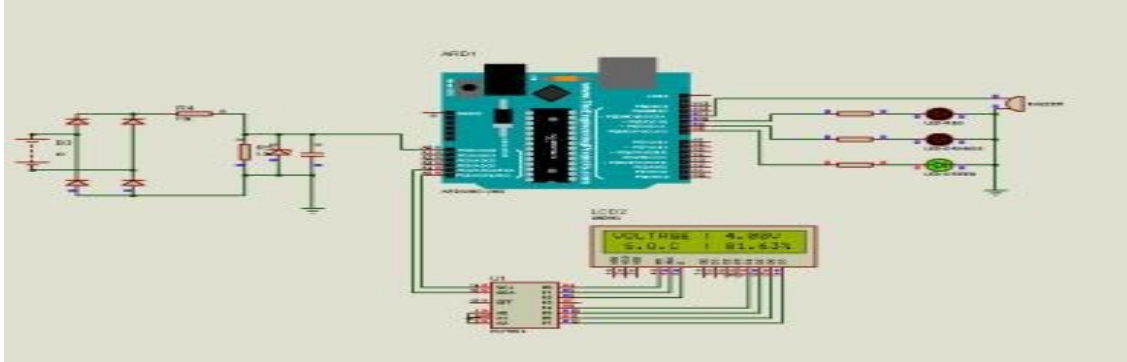


Fig. IV.13 Montage : (a) du circuit et (b) de l'Arduino sur la plaque d'essai.

8 Réalisation du prototype du circuit

Le prototype représente l'image des pistes en cuivre permettant de graver un circuit imprimé par un procédé chimique. Il est conçu en vue côté composants afin d'optimiser son implantation et son assemblage.

Nous avons d'abord utilisé la partie schéma/simulation *ISIS* pour modifier le circuit de la figure afin qu'il soit adapté à la conversion vers *ARES*. Lors de cette phase, nous avons sélectionné des composants dont le modèle géométrique est déjà disponible dans l'environnement *ARES*, ce qui facilite leur intégration et réduit le risque d'erreurs de conception.

En outre, nous avons remplacé l'alimentation initiale par des borniers nommés *T-Block* sur *ISIS*, comme illustré dans la Figure (IV.14). Ce choix permet une connexion plus fiable et sécurisée lors du montage final du circuit imprimé.

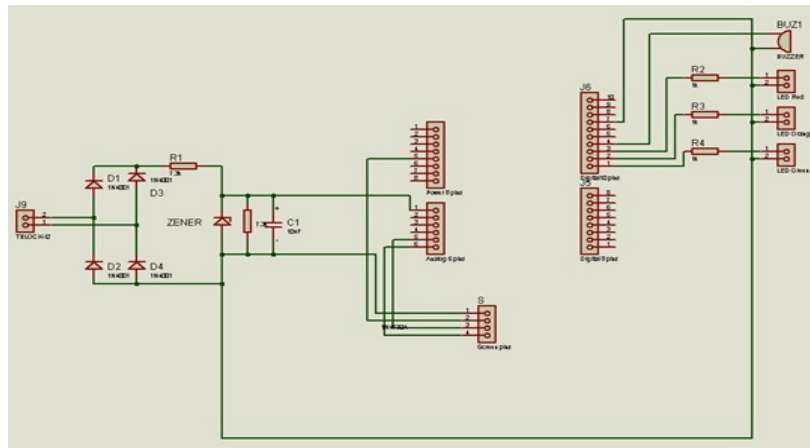


Fig. IV.14 Schéma de conversion vers ARES.

Ensuite, nous lançons *ARES* en cliquant sur son icône rouge. Une fois ouvert, le logiciel affiche la liste complète des composants disponibles avec leur package associé. Nous procédons alors à la disposition des composants sur une carte aux dimensions préalablement définies, en optimisant leur agencement pour faciliter le routage, comme illustré dans la Figure IV.15.

Enfin, nous configurons les paramètres du circuit imprimé en accédant aux règles de routage, afin d'assurer un tracé optimal des pistes, conforme aux exigences du projet.

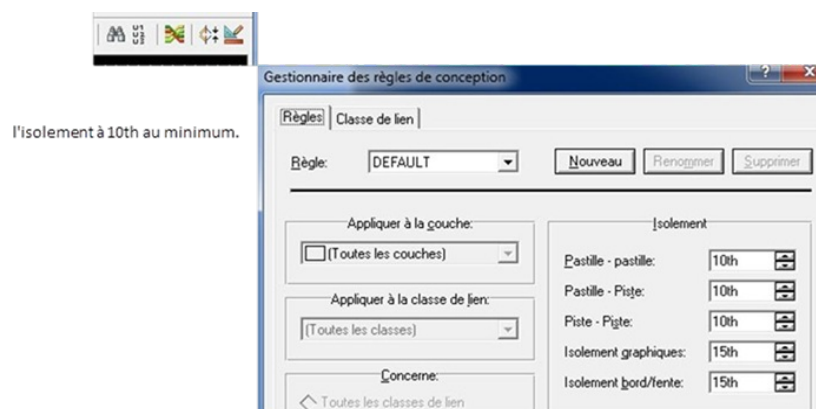


Fig. IV.15 Accès au routage.

Nous avons choisi *POWER* pour définir la classe d'alimentation (piste de courant important) et sélectionné une largeur de piste de **T60**. Enfin, nous avons lancé le routage et obtenu le circuit imprimé illustré dans la Figure (IV.16).

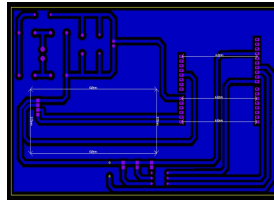


Fig. IV.16 Accès au routage.

Nous avons ensuite généré le modèle 3D de notre circuit à l'aide du logiciel, comme l'illustrent les Figures (IV.17) et (IV.18).

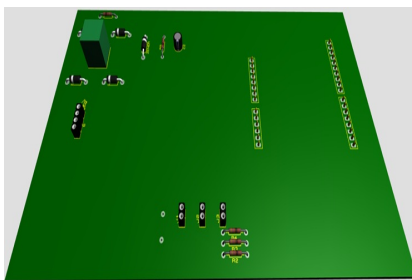


Fig. IV.17 Schéma de la face 3D visualisé.

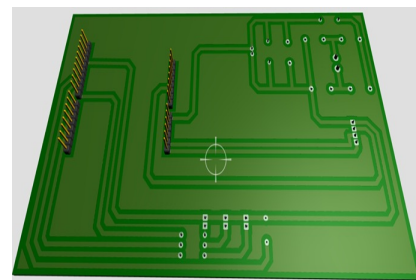


Fig. IV.18 Schéma de l'arrière 3D visualisé.

Enfin, nous avons exporté le circuit de la Figure (IV.16) au format PDF, en appliquant les paramètres définis dans la Figure (IV.19).

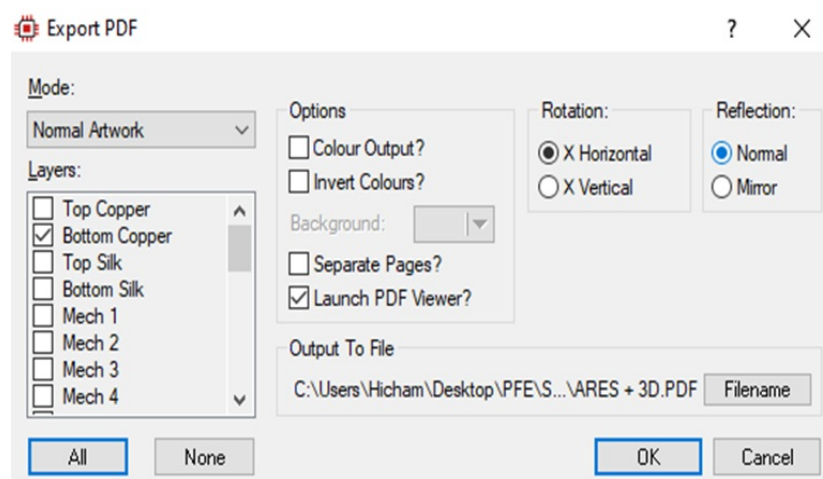


Fig. IV.19 Paramètres d'exportation du circuit imprimé en PDF sous ARES.

9 Fabrication du circuit imprimé

La réalisation du circuit imprimé a été effectuée au sein du laboratoire spécialisé en suivant un processus structuré en plusieurs étapes. Tout d'abord, le motif du circuit (Figure (IV.20)) est transféré sur la carte à l'aide d'un insolateur à rayons ultraviolets, permettant de fixer le schéma sur la couche photosensible. Ensuite, la carte est plongée dans une solution de développeur à base d'hydroxyde de sodium ($NaOH$) afin d'éliminer la résine non exposée et de révéler les pistes conductrices.

Une fois cette étape réalisée, la gravure chimique du circuit est effectuée en immergeant la carte dans une solution de perchlorure de fer ($FeCl_s$) à l'intérieur d'une machine Rota Spray, ce qui permet de dissoudre le cuivre excédentaire et de ne conserver que les pistes du circuit [140]. Après la gravure, la carte est soigneusement lavée à l'eau du robinet pour éliminer toute trace de perchlorure de fer résiduel, puis séchée à l'aide de papier absorbant afin de prévenir toute oxydation.

Enfin, la dernière étape consiste à percer les trous nécessaires à l'insertion des composants électroniques, assurant ainsi la préparation du circuit imprimé pour l'assemblage et le soudage des composants. Ces étapes garantissent une fabrication précise et fiable du circuit imprimé, essentiel pour assurer le bon fonctionnement du projet électronique.

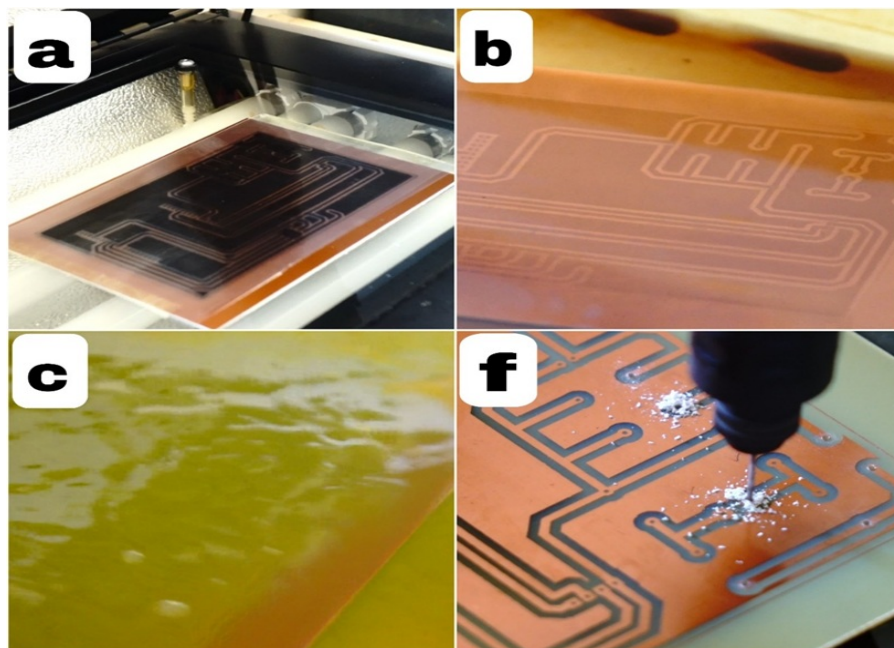


Fig. IV.20 Réalisation du circuit imprimé.

10 Résultats expérimentaux

Une fois le circuit imprimé réalisé, nous avons soigneusement soudé les composants à leurs emplacements désignés sur la carte, comme l'illustre la Figure (IV.21).

Les figures suivantes illustrent l'évolution de l'état de charge de la batterie en fonction des mesures effectuées par le testeur SOC.

- **Batterie faiblement chargée :** La Figure (IV.22) montre une batterie avec un faible niveau de charge, signalé par l'allumage de la LED rouge. Cet état indique un SOC critique nécessitant une recharge immédiate afin d'éviter une décharge profonde qui pourrait nuire à la durée de vie de la batterie.

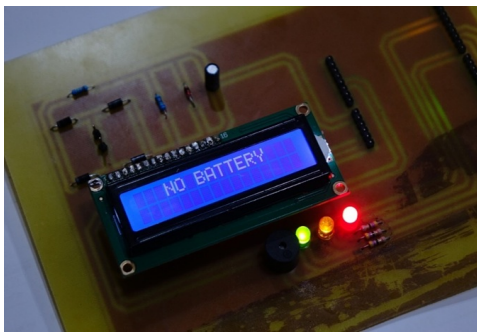


Fig. IV.21 Réalisation de testeur de charge.

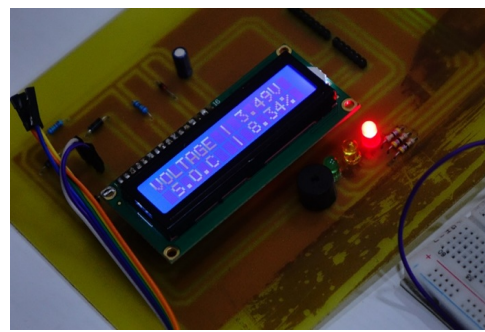


Fig. IV.22 SOC de batterie est faible (LED rouge est allumée).

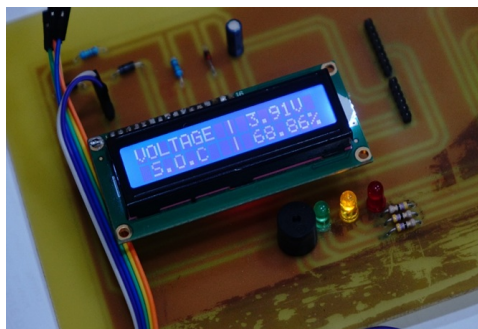


Fig. IV.23 SOC de batterie est moyen (LED orange est allumée).

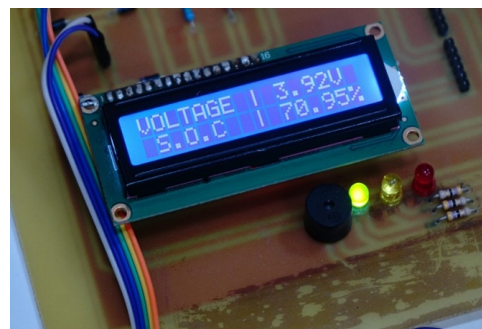


Fig. IV.24 SOC de batterie est élevé (LED verte est allumée).

- **Batterie partiellement chargée :** La Figure (IV.23) représente une batterie avec un SOC moyen, identifié par l'allumage de la LED orange. Cet état indique que la batterie est partiellement chargée et encore fonctionnelle, bien qu'une recharge soit recommandée pour optimiser les performances du système.

- **Batterie bien chargée** : La Figure (IV.24) correspond à une batterie bien chargée, caractérisée par l’allumage de la LED verte. Cet état indique un SOC élevé, garantissant ainsi une autonomie optimale pour l’application concernée.

11 Résultats expérimentaux

Ces résultats expérimentaux valident l’exactitude du système de mesure du SOC, démontrant une correspondance précise entre l’état réel de la batterie et les indications fournies par le testeur.

12 Description du système étudié

La chaîne de traction d’un véhicule électrique désigne l’ensemble des composants permettant la conversion de l’énergie électrique stockée dans la batterie en énergie mécanique, utilisée pour entraîner les roues. Elle est composée des éléments suivants :

- **Batterie** : Source principale d’énergie, elle stocke l’électricité nécessaire au fonctionnement du moteur électrique.
- **Moteur électrique** : Il transforme l’énergie électrique de la batterie en énergie mécanique pour entraîner les roues. Différents types de moteurs peuvent être utilisés, notamment les moteurs à induction AC, les moteurs à aimants permanents et les moteurs synchrones sans balais (BLDC).
- **Électronique de puissance** : Ce système convertit la tension continue (DC) de la batterie en tension alternative (AC) pour alimenter le moteur électrique. Il joue également un rôle clé dans le contrôle de la vitesse et du couple du moteur.
- **Transmission** : Contrairement aux véhicules à moteur thermique, les véhicules électriques possèdent une transmission simplifiée. Certains modèles utilisent une boîte de vitesses à un seul rapport, tandis que d’autres adoptent une transmission à plusieurs rapports pour améliorer l’efficacité et les performances.
- **Différentiel** : Il répartit le couple moteur entre les roues d’un même essieu, permettant ainsi aux roues de tourner à des vitesses différentes lors des virages.
- **Arbres de transmission** : Ils assurent le transfert de puissance entre la transmission et les roues motrices.

- **Roues** : Elles convertissent l'énergie mécanique produite par le moteur en mouvement, assurant ainsi le déplacement du véhicule.

Cette architecture, optimisée pour l'efficacité énergétique et les performances, distingue les véhicules électriques des véhicules thermiques par une chaîne de traction plus simple et plus réactive.

La chaîne de traction d'un véhicule électrique est conçue pour offrir une efficacité énergétique optimale, une grande fiabilité et une durabilité accrue, garantissant ainsi de bonnes performances et une autonomie satisfaisante [141]. La conception des composants varie en fonction des besoins spécifiques du véhicule, notamment en termes de taille, de poids et de performance.

Dans une chaîne de traction électrique, plusieurs sources d'énergie peuvent être intégrées et connectées au bus DC via un convertisseur DC-DC, notamment des panneaux photovoltaïques (PV), des batteries et des supercondensateurs. L'ensemble alimente un moteur AC, piloté par un onduleur DC-AC. Pour une gestion efficace de l'énergie, un système de gestion basé sur les réseaux de neurones artificiels peut être utilisé, permettant d'optimiser la répartition de la puissance en prévoyant la demande énergétique du moteur et en régulant le flux d'énergie entre les panneaux photovoltaïques, la batterie et les supercondensateurs.

L'onduleur DC-AC joue un rôle clé en convertissant l'énergie continue en énergie alternative pour l'alimentation du moteur. Ce système surveille en permanence la demande de puissance et ajuste la distribution énergétique entre les différentes sources afin d'améliorer l'efficacité globale du véhicule, tout en maximisant l'utilisation des énergies renouvelables et des dispositifs de stockage.

La chaîne de traction électrique repose principalement sur les éléments suivants :

- Une source de tension DC fournie par la batterie, qui constitue la principale réserve d'énergie du véhicule.
- Un supercondensateur, utilisé comme source secondaire pour répondre aux pics de puissance et améliorer la récupération d'énergie.
- Un panneau photovoltaïque, intégré à la carrosserie du véhicule, servant à compléter l'alimentation énergétique.
- Des dispositifs d'électronique de puissance, indispensables au bon fonctionnement du système, notamment des convertisseurs DC-DC et des onduleurs DC-AC.

L'onduleur DC-AC est basé sur une technologie MOSFET à trois niveaux, particulièrement adaptée aux systèmes de conversion de puissance moyenne. Il se distingue par sa haute efficacité, sa faible distorsion harmonique et ses pertes de commutation réduites, ce qui améliore la performance énergétique du moteur [142].

Quant au convertisseur DC-DC, il présente des caractéristiques spécifiques qui le différencient des autres convertisseurs. Il est bidirectionnel, permettant ainsi de charger la batterie et le supercondensateur en mode freinage. De plus, il fonctionne en mode abaisseur et élévateur de tension (step-down et step-up), ce qui le rend flexible et évolutif, facilitant la gestion du flux de puissance entre les sources d'énergie et le moteur.

Grâce à cette architecture optimisée, la chaîne de traction électrique permet d'améliorer les performances du véhicule, d'optimiser la consommation énergétique et de réduire l'usure des composants, tout en intégrant des solutions innovantes de gestion d'énergie et d'énergies renouvelables.

Enfin, une commande orientée champ a été appliquée à deux moteurs synchrones à aimants permanents situés à l'arrière du véhicule électrique et reliés aux deux roues. La figure (IV.25) illustre la composition des différents éléments de la chaîne de traction.

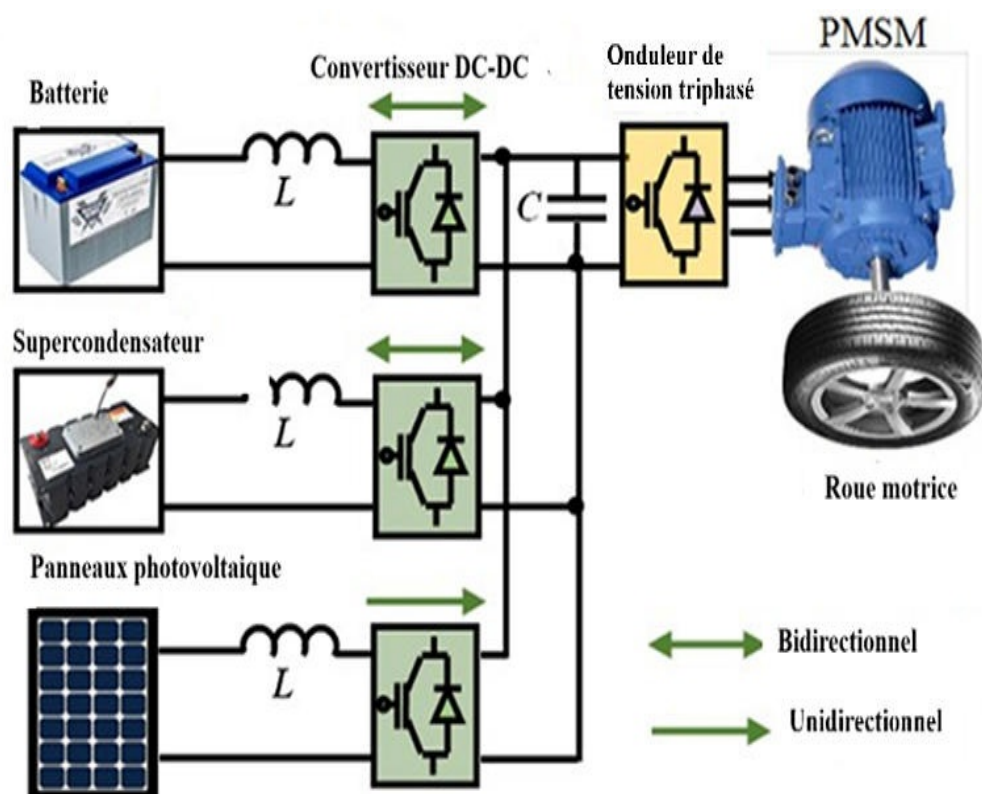


Fig. IV.25 Description du système.

13 Gestion du système étudié par les réseaux de neurones artificiels

13.1 Conception et programmation des modèles de réseaux de neurones artificiels (ANN)

Les réseaux de neurones artificiels (ANN) constituent une technologie informatique innovante dans le domaine des sciences informatiques et font partie des études en intelligence artificielle. Ils sont principalement utilisés pour la reconnaissance de formes, l'analyse de données et le contrôle.

Le concept central des ANN s'inspire du fonctionnement du système nerveux, en particulier du cerveau humain et de ses neurones fortement interconnectés. Grâce à leur forte non-linéarité, leur capacité à traiter de grandes quantités de données en parallèle et leur grande robustesse, les réseaux de neurones artificiels sont particulièrement adaptés pour modéliser et analyser les relations internes d'un système complexe [143].

Pour étudier expérimentalement la gestion de l'énergie basée sur les réseaux de neurones artificiels dans les véhicules électriques, il est nécessaire de concevoir et d'implémenter un prototype de système, puis de le tester sous différentes conditions. Le choix des composants doit se faire en fonction de leur compatibilité et de leur adéquation avec l'application aux véhicules électriques. Parmi ces composants, on retrouve un panneau photovoltaïque (PV), une batterie, un supercondensateur, un convertisseur DC-DC, un onduleur DC-AC et un moteur AC.

Le système de gestion d'énergie basé sur les réseaux de neurones artificiels aura pour rôle de surveiller la demande en puissance du moteur et d'optimiser la répartition de l'énergie entre le panneau photovoltaïque, la batterie et le supercondensateur vers le bus DC. Les expériences devront évaluer les performances du système sous différentes conditions, et les données collectées lors des tests seront analysées afin d'évaluer la précision des prédictions du réseau de neurones ainsi que l'efficacité du système dans l'optimisation du flux d'énergie [143].

13.2 Base d'entraînement

13.2.1 Adaptation des mesures avec les entrées du réseau de neurones

Pour réduire la complexité du réseau de neurones et traiter toutes les valeurs possibles, nous pouvons définir comme entrées du réseau de neurones la numérotation des intervalles de variation des grandeurs à mesurer.

Tableau IV.2 – Adaptation des mesures avec les entrées du réseau de neurones

Grandeur mesurée	Intervalle de variation	Numérotation des intervalles
PCharge	$PCharge < 0$	-1
	$PCharge = 0$	0
	$PCharge > 0$	+1
PCharge - PSC - PBat - PPV	< 0	-1
	≥ 0	+1
SOCBat	$SOCBat \leq 30 \%$	1
	$80\% \geq SOCBat > 25 \%$	2
	$90\% \geq SOCBat > 60 \%$	3
	$SOCBat > 90 \%$	4
SOCSC	$SOCSC \leq 30 \%$	1
	$90\% \geq SOCSC > 30 \%$	2
	$90\% \geq SOCSC > 60 \%$	3
	$SOCSC > 90 \%$	4

Le Tableau (IV.2) présente l'adaptation des mesures avec les entrées du réseau de neurones. En fonction de la mesure de ces paramètres choisis et des intervalles numérisés, la structure finale du réseau de neurones sera présentée dans la section suivante.

4.12.2.2 La structure finale utilisée

La structure finale utilisée pour la base d'apprentissage est illustrée dans la Figure (IV.26). Elle se compose de :

1. Couche d'entrée (variables indépendantes),

2. Couches cachées,
3. Couche de sortie (variable dépendante).

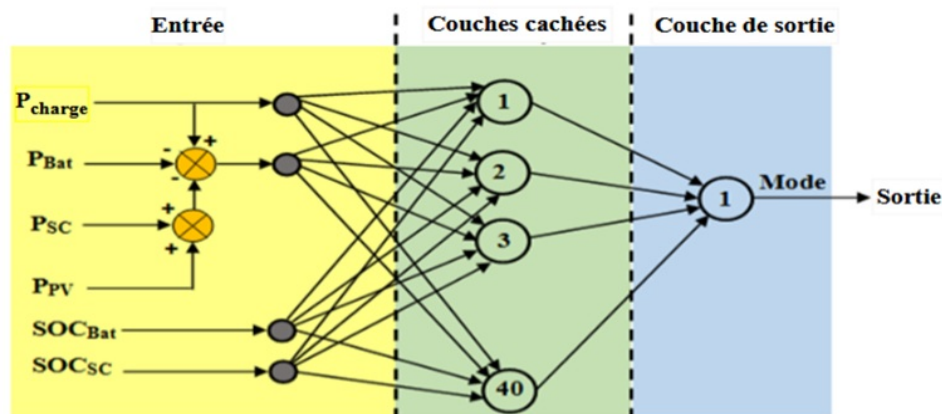


Fig. IV.26 Architecture du modèle de gestion de l'énergie basé sur un réseau de neurones.

La conception d'un système de gestion de l'énergie basé sur un modèle de réseau de neurones sous *Matlab Simulink* implique plusieurs étapes (Figure (IV.25)). Dans ce contexte, nous présentons une vue d'ensemble du processus de développement d'un système de gestion de l'énergie utilisant un modèle de réseau de neurones sous *Matlab Simulink*.

Étapes du développement

- **Définition du problème** : La première étape dans le développement d'un système de gestion de l'énergie basé sur un modèle de réseau de neurones consiste à définir le problème à résoudre. Cela implique d'identifier les exigences clés du système, notamment les paramètres d'entrée et de sortie, les contraintes et les indicateurs de performance.
- **Collecte et prétraitement des données** : L'étape suivante consiste à collecter les données nécessaires à l'entraînement du modèle de réseau de neurones. Ces données peuvent inclure la consommation énergétique de différents dispositifs, la disponibilité des sources d'énergie renouvelable, ainsi que d'autres paramètres pertinents. Il peut être nécessaire de prétraiter les données afin d'éliminer le bruit et les valeurs aberrantes, de normaliser les données et de les diviser en ensembles d'apprentissage et de test.
- **Sélection et conception du modèle de réseau de neurones** : Une fois les données collectées et prétraitées, il est essentiel de choisir un modèle de réseau de neurones adapté au système de gestion de l'énergie. Cette sélection peut impliquer un choix entre

différents types de réseaux neuronaux, tels que les réseaux de neurones *feedforward*, récurrents ou convolutionnels. L'architecture du réseau doit être conçue en tenant compte de la problématique définie et des données disponibles.

- **Entraînement du modèle de réseau de neurones** : Le modèle est ensuite entraîné en utilisant l'algorithme de rétropropagation de Levenberg-Marquardt (`trainlm`). Le processus d'apprentissage consiste à ajuster les poids et les biais du réseau de neurones afin de minimiser l'erreur entre les valeurs de sortie prédites et les valeurs réelles.

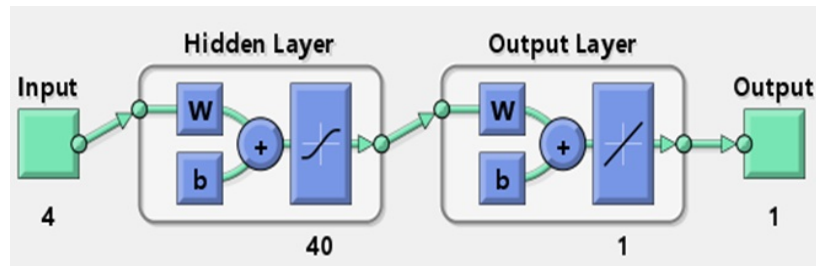


Fig. IV.27 Architecture du modèle de gestion de l'énergie basé sur un réseau de neurones sous Matlab Simulink.

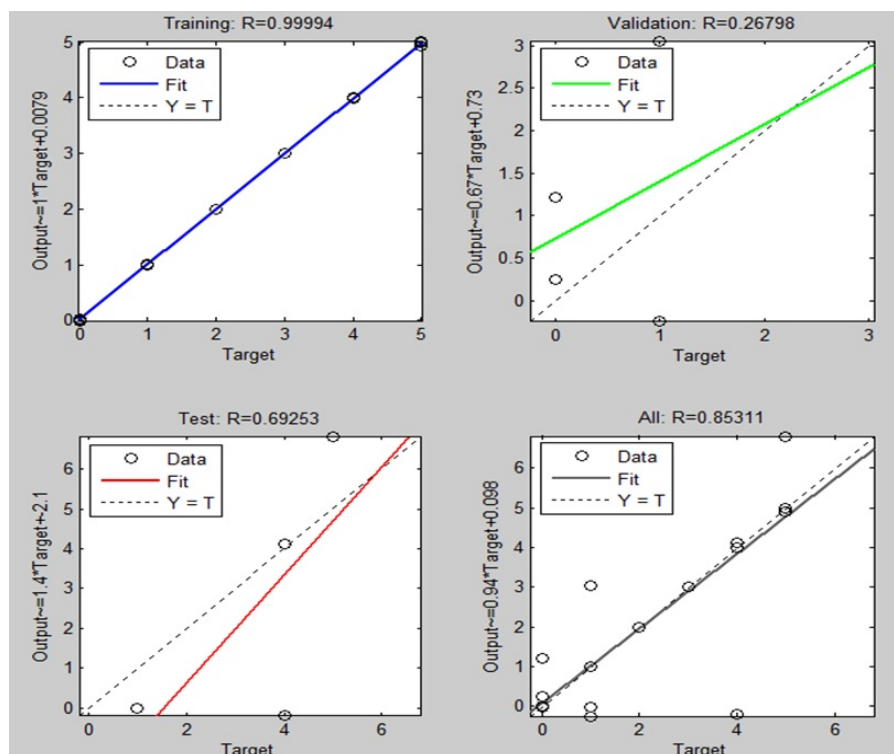


Fig. IV.28 Le processus d'entraînement basé sur la cible obtenue.

- **Test et validation** : Une fois le modèle de réseau de neurones entraîné, il est testé à l'aide de l'ensemble de test afin d'évaluer ses performances ((IV.28)). L'évaluation du modèle repose sur plusieurs indicateurs, tels que l'erreur quadratique moyenne (MSE), l'erreur absolue moyenne (MAE) et la précision [129].

- **Implémentation sous *Matlab Simulink*** : Après l'entraînement et la validation, le modèle de réseau de neurones peut être intégré dans *Matlab Simulink* en tant que système de gestion de l'énergie. Les paramètres d'entrée du système sont fournis au modèle, qui génère en sortie l'allocation optimale de puissance aux différents dispositifs en fonction des entrées et des contraintes définies.
- **Évaluation des performances** : L'efficacité du système de gestion de l'énergie est mesurée en fonction de sa capacité à répondre aux critères de performance définis dans l'énoncé du problème. Si le système ne satisfait pas les exigences fixées, il peut être nécessaire d'ajuster et de réentraîner le modèle afin d'optimiser ses performances.

Les modes de conduite utilisés dans l'algorithme de gestion de l'énergie sont répertoriés dans le Tableau (IV.3). Ces modes ont déjà été mentionnés précédemment.

Tableau IV.3 – Sorties du réseau de neurones

Mode 0	Mode 1	Mode 2	Mode 3	Mode 4	Mode 5
0	1	2	3	4	5

Dans cette étude, les modes de fonctionnement suivants du véhicule électrique sont proposés [23] :

- **Mode arrêt (mode 0)** : Ce mode est activé lorsque le véhicule électrique est complètement éteint. Le système électrique est désactivé et toutes les fonctions du véhicule sont hors service.
- **Mode démarrage (mode 1)** : Ce mode est activé lorsque le conducteur met en marche le véhicule électrique.
- **Mode accélération (mode 2)** : Ce mode s'active lorsque le conducteur appuie sur la pédale d'accélérateur, entraînant une augmentation de la vitesse du véhicule grâce au moteur électrique.
- **Mode fonctionnement à vitesse nominale (mode 3)** : Ce mode est activé lorsque le véhicule se déplace à une vitesse constante et que le moteur électrique maintient cette vitesse.
- **Mode vitesse constante ou mode croisière (mode 4)** : Ce mode est activé lorsque le conducteur règle le véhicule pour maintenir une vitesse constante, souvent utilisé lors de la conduite sur autoroute.

- **Mode décélération ou freinage (mode 5)** : Ce mode s'active lorsque le conducteur applique les freins ou relâche la pédale d'accélérateur, entraînant une réduction de la vitesse du véhicule par le moteur électrique. Dans certains véhicules électriques, ce mode permet également de récupérer de l'énergie et de la réinjecter dans la batterie.

Table d'entraînement

Le Tableau (IV.4) résume la table d'entraînement pour la méthode d'apprentissage basée sur les réseaux de neurones pour la gestion de l'énergie d'un véhicule électrique, qui sera implémentée sous *Matlab/Simulink*.

Tableau IV.4 – Table d'entraînement

NO	P_{Load}	$P_{Load} - P_{SC} - P_{Bat} - P_{PV}$	SOC_{Bat}	SOC_{SC}	Mode
1	-1	-1	1	1	5
2	-1	-1	2	2	4
3	-1	-1	3	3	4
4	-1	-1	4	4	4
5	-1	+1	1	1	5
6	-1	+1	2	2	4
7	-1	+1	3	3	4
8	-1	+1	4	4	4
9	0	-1	1	1	5
10	0	-1	2	2	0
11	0	-1	3	3	0
12	0	-1	4	4	0
13	0	+1	1	1	5
14	0	+1	2	2	0
15	0	+1	3	3	0
16	0	+1	4	4	0
17	+1	-1	1	1	2
18	+1	-1	2	2	2
19	+1	-1	3	3	1
20	+1	-1	4	4	1
21	+1	+1	1	1	1
22	+1	+1	2	2	1
23	+1	+1	3	3	1
24	+1	+1	4	4	3

14 Stratégie de gestion d'énergie

Les stratégies de gestion de l'énergie jouent un rôle important dans la performance, l'efficacité et l'autonomie des véhicules électriques. L'une des approches possibles pour la gestion de l'énergie dans les VE repose sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (ANN), qui sont une forme d'algorithme d'apprentissage automatique capable d'apprendre à faire des prédictions et des décisions en fonction des données d'entrée [144, 145].

Une stratégie de gestion d'énergie basée sur les ANN implique l'entraînement d'un réseau de neurones à partir de données sur l'état actuel du véhicule, telles que le niveau de charge de la batterie, la vitesse du véhicule et les conditions de conduite, ainsi que des informations sur les performances souhaitées, comme la vitesse maximale ou l'autonomie. Une fois entraîné, le réseau de neurones peut prédire la répartition optimale de l'énergie entre la batterie et le moteur électrique afin d'atteindre les performances souhaitées tout en minimisant la consommation énergétique.

Voici quelques avantages d'appliquer la stratégie de gestion d'énergie basée sur les ANN dans les VE [146] :

- **Amélioration de l'efficacité** : En optimisant la répartition de l'énergie, une stratégie basée sur un ANN peut améliorer l'efficacité énergétique, ce qui se traduit par une meilleure autonomie et une réduction de la consommation d'énergie.
- **Amélioration des performances** : Une gestion optimisée de l'énergie permet d'améliorer les performances du véhicule, telles que l'accélération et la vitesse maximale, sans compromettre l'efficacité énergétique.
- **Flexibilité** : Les réseaux de neurones sont capables de s'adapter aux conditions de conduite variables et au comportement du conducteur, rendant ainsi la stratégie de gestion de l'énergie plus réactive et flexible.
- **Maintenance prédictive** : Les ANN peuvent également être utilisés pour prédire l'état de santé et les performances de la batterie, permettant ainsi une maintenance proactive et un remplacement anticipé pour garantir des performances optimales et une meilleure sécurité.

La stratégie de gestion d'énergie basée sur les ANN proposée constitue une approche prometteuse pour améliorer l'efficacité et les performances des véhicules électriques. Avec

l'évolution constante des algorithmes d'apprentissage automatique, cette approche présente un potentiel considérable d'amélioration [147].

Une gestion efficace de l'énergie vise à maximiser l'efficacité des composants du groupe motopropulseur tout en conservant une quantité suffisante d'énergie dans les dispositifs de stockage. De plus, la consommation d'énergie doit être maîtrisée sans compromettre les performances du véhicule, ce qui ne peut être atteint qu'en mettant en œuvre une méthode de contrôle efficace [147].

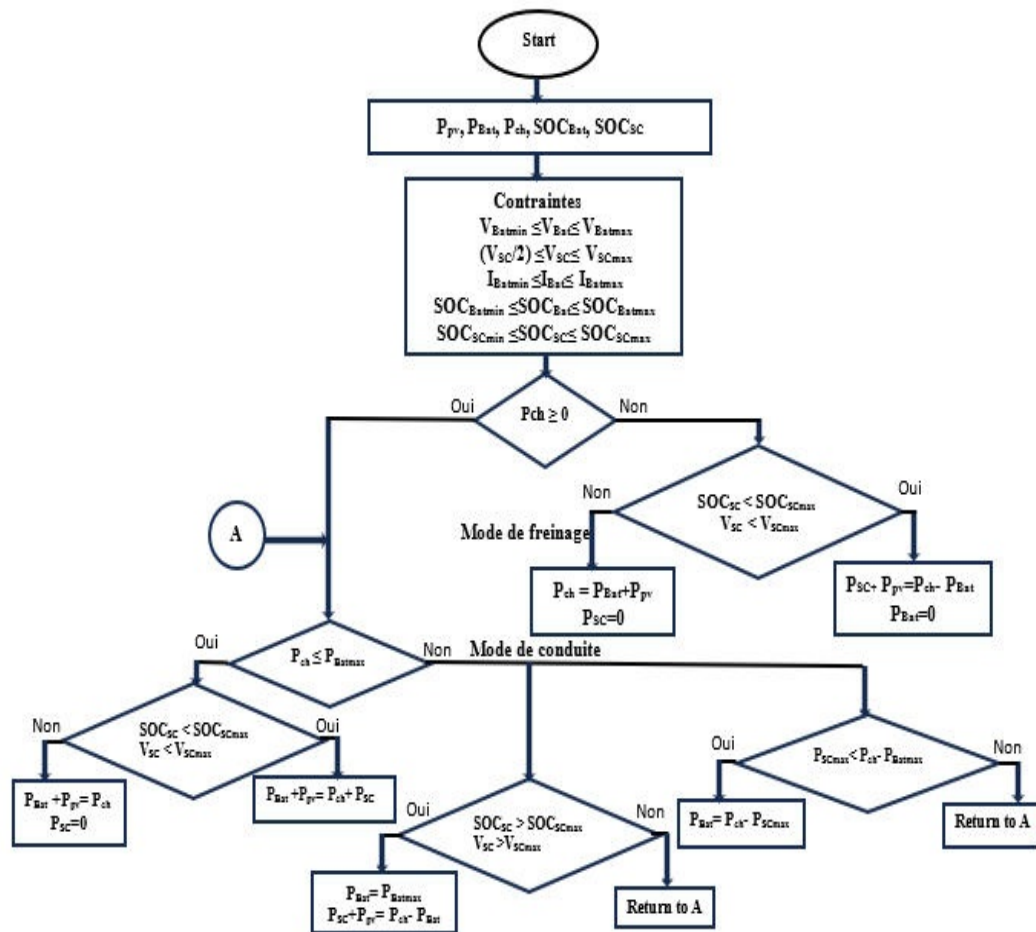


Fig. IV.29 Organigramme de gestion d'énergie.

L'algorithme de contrôle vise à faire fonctionner chaque composant du véhicule avec une énergie optimale, tout en récupérant un maximum d'énergie potentielle lors du freinage, tout en maintenant l'état de charge des systèmes de stockage d'énergie dans une plage prédéfinie. L'organigramme de gestion de l'énergie proposé, illustré dans la Figure IV.29, explique la sélection des modes de conduite en fonction des modes précédemment mentionnés.

15 Résultats de simulation et discussions

Dans le but de valider l'efficacité et les performances dynamiques de la stratégie proposée, des tests de simulations numériques ont été réalisés sous MATLAB/Simulink, en considérant différentes conditions de charge sur un véhicule électrique alimenté par un moteur synchrone à aimants permanents (PMSM).

Les Figures (IV.30) (a), (b) et (c) présentent respectivement la tension, le courant et l'état de charge de la source d'énergie principale. La dynamique de ces grandeurs suit les variations de la vitesse de référence. De même, les Figures (IV.31) (a), (b) et (c) illustrent les tensions, courants et l'état de charge du supercondensateur, qui varient en fonction des besoins énergétiques du moteur, tout comme la batterie.

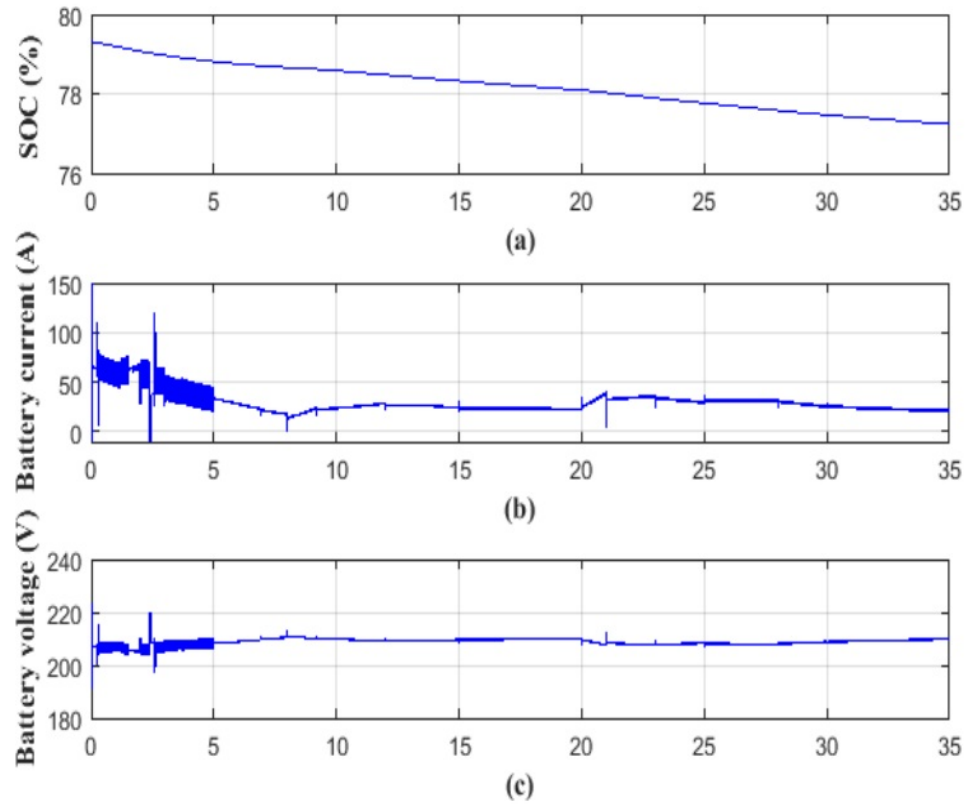


Fig. IV.30 Caractéristiques de la batterie : (a) État de charge global de la batterie, (b) Courant de la batterie, (c) Tension de la batterie.

La Figure (IV.32) montre la tension du bus DC, qui est d'environ 210V. Celle-ci reste stable et ne varie qu'en cas d'augmentation de la demande énergétique, notamment à $t = 2$ s.

Les Figures (IV.33) (a) et (b) sont consacrées aux variations de la tension et du courant photovoltaïques. On observe que la puissance générée par le panneau photovoltaïque est inférieure à celle des autres systèmes de stockage d'énergie, car il est uniquement sollicité en

cas de décharge critique de la batterie.

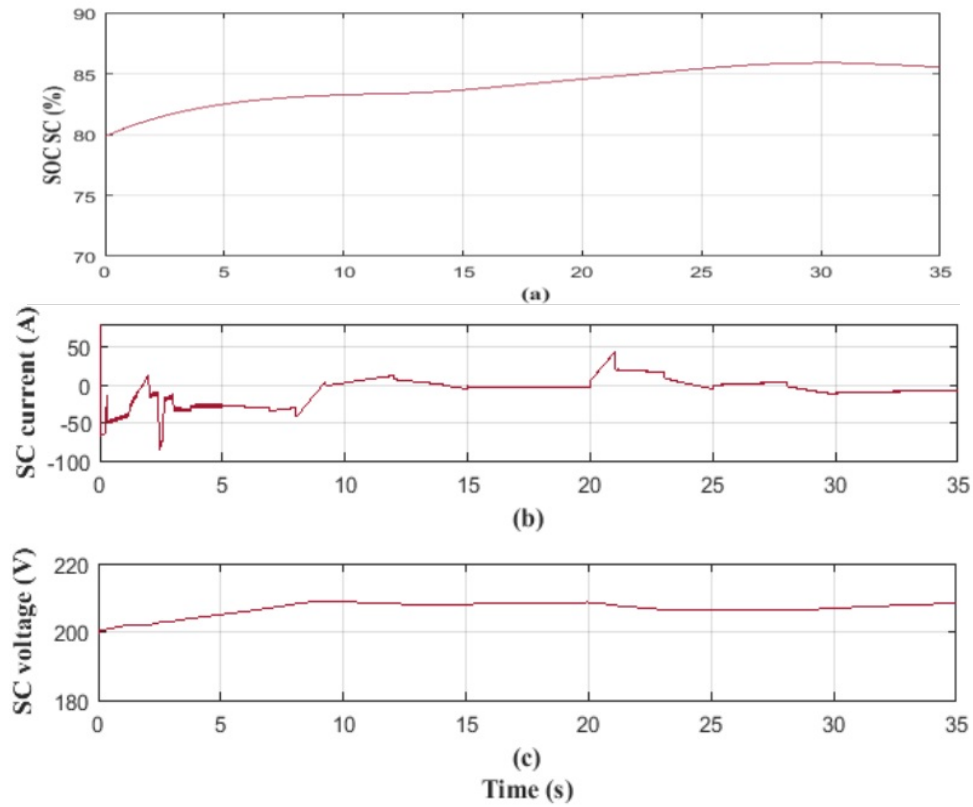


Fig. IV.31 Caractéristiques du supercondensateur : (a) État de charge global du supercondensateur, (b) Courant du supercondensateur, (c) Tension du supercondensateur.

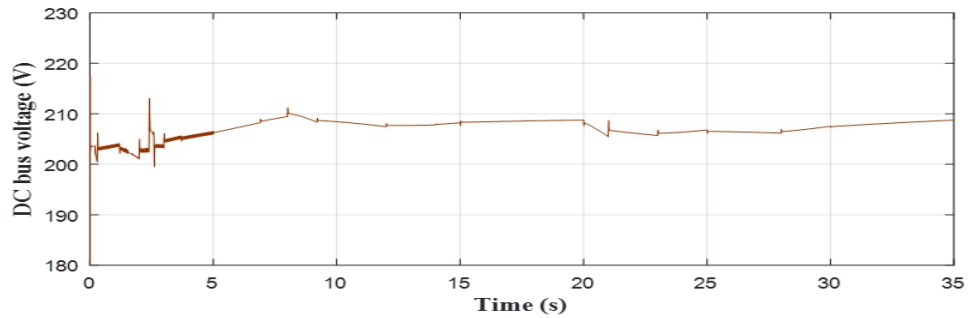


Fig. IV.32 Tension du bus continu.

Sur la Figure (IV.34), on commence par examiner la réponse en vitesse aux variations de la référence, illustrée dans la Figure (IV.34) (d). La dynamique obtenue est satisfaisante, avec un suivi efficace de la consigne, ce qui confirme la pertinence de la stratégie de commande appliquée au moteur PMSM.

La Figure (IV.34) (c) représente la dynamique du couple électromagnétique, un paramètre déterminant pour tout véhicule électrique. En effet, plus le couple est élevé, plus l'accélération du véhicule est rapide. On constate que le couple mesuré suit parfaitement la consigne,

même lors de changements brusques, ce qui démontre l'efficacité de la technique de contrôle appliquée au système.

Il ressort de la Figure (IV.34) que, lors du processus de régulation de vitesse, le couple et le courant présentent d'importantes fluctuations en raison des variations de vitesse. Cependant, dans les Figures (IV.34) (a) et (c), on observe une réduction significative des fluctuations de courant et de couple pendant la période de régulation de vitesse, lorsque les variations de la tension du bus sont prises en compte. Les résultats obtenus dans ces deux figures montrent que la régulation de la tension du bus permet d'atténuer efficacement les fluctuations de couple et de courant, ce qui améliore les caractéristiques de sortie vitesse-couple du moteur.

La Figure (IV.34) (b) est consacrée aux réponses des composantes de tension face aux variations de charge. On constate que les composantes de tension sont parfaitement découplées et que leurs dynamiques suivent précisément les variations de l'accélération.

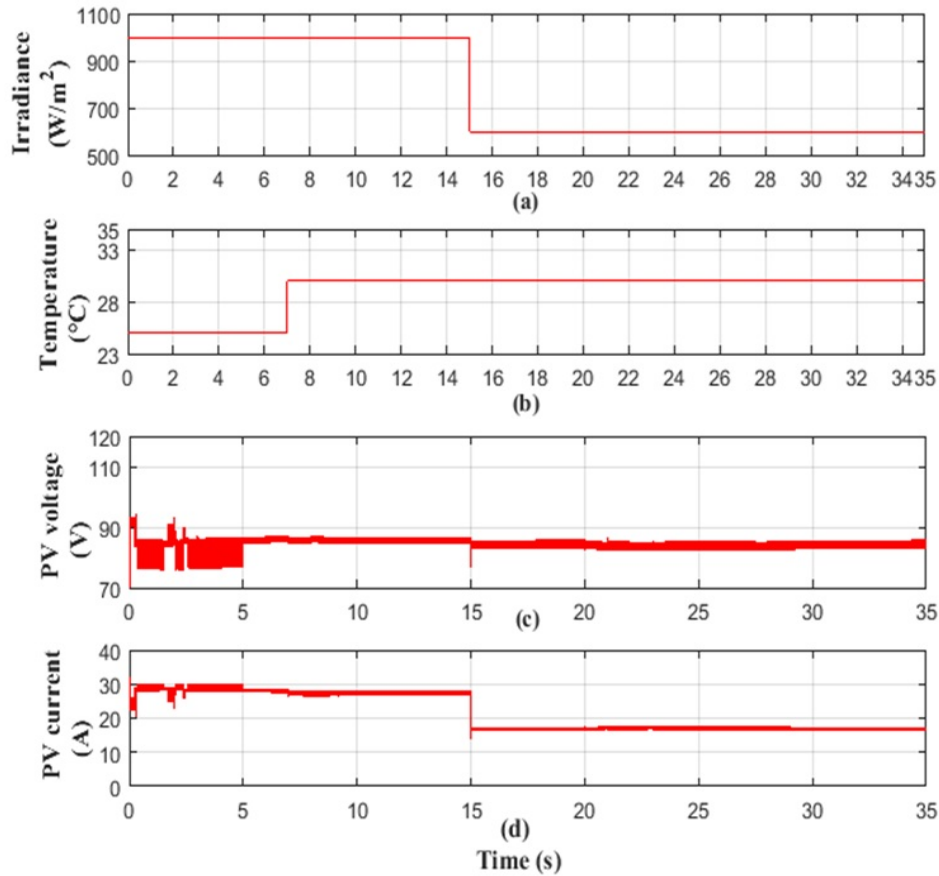


Fig. IV.33 Caractéristiques du panneau photovoltaïque : (a) Irradiation solaire, (b) Variation de la température, (c) Tension photovoltaïque et (d) Courant photovoltaïque.

En tenant compte du fait qu'à tout moment, la puissance requise par la charge est fournie par la somme des puissances générées par le panneau photovoltaïque et les autres systèmes de stockage d'énergie, à savoir la batterie et le supercondensateur, la Figure (IV.35) illustre

la gestion de l'énergie appliquée au véhicule électrique.

Il est indéniable que les résultats de simulation sont en accord avec les caractéristiques théoriques précédemment décrites, et les différents modes de conduite sont clairement visibles.

- Par exemple, à $t = 0$ s, lorsque la demande de puissance est maximale, la batterie se décharge profondément. À cet instant, le supercondensateur intervient pour compenser l'énergie perdue par la batterie.
- En mode de faible génération de puissance, la batterie alimente seule le moteur.
- À $t = 2$ s, lorsque la demande de puissance devient modérée, tous les systèmes de stockage fonctionnent ensemble pour répondre aux besoins énergétiques de la charge.
- À $t = 12$ s, le mode de freinage régénératif s'active. Le moteur agit alors comme un générateur, permettant de recharger la batterie.

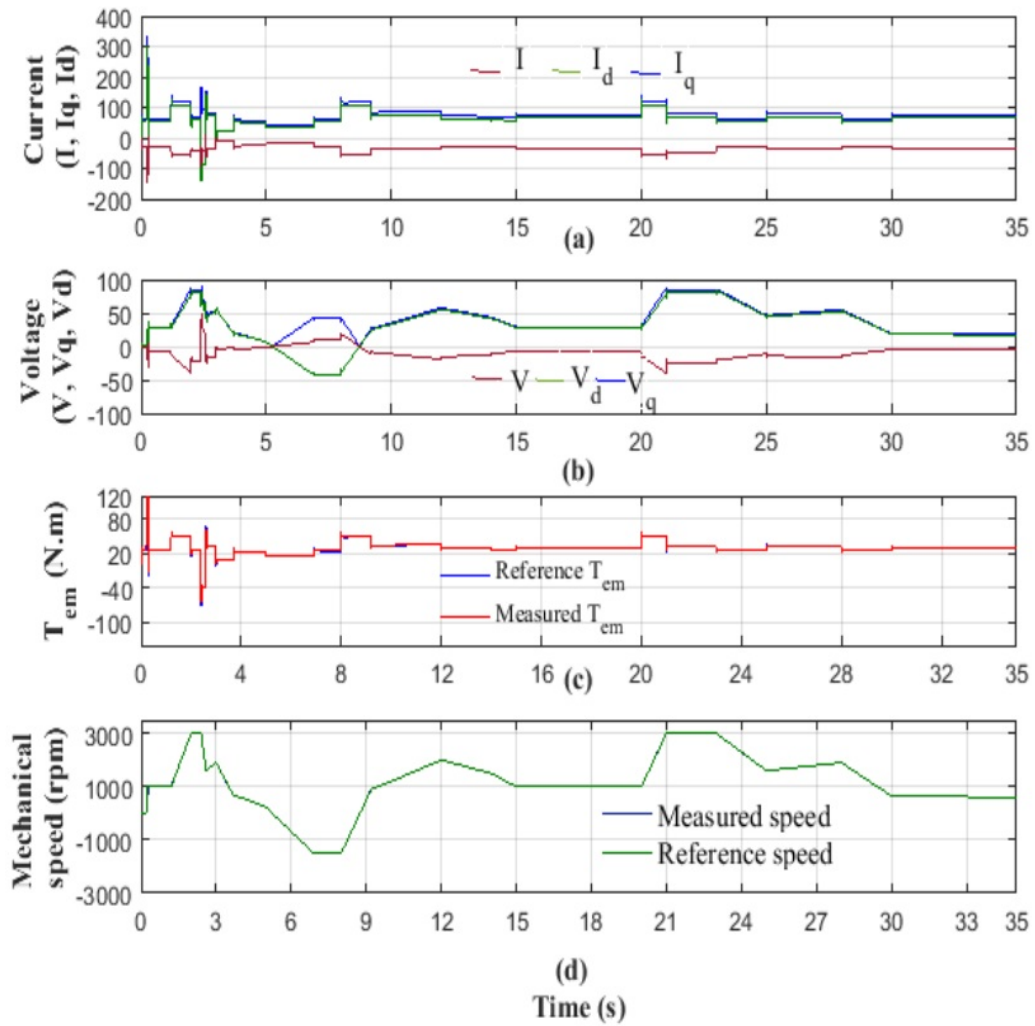


Fig. IV.34 performances du moteur en tenant compte de la variation de vitesse de la stratégie de commande vectorielle : (a) Composantes du courant, (b) Composantes de la tension, (c) Réponse du couple aux variations du couple de référence, (d) Régulation de la vitesse.

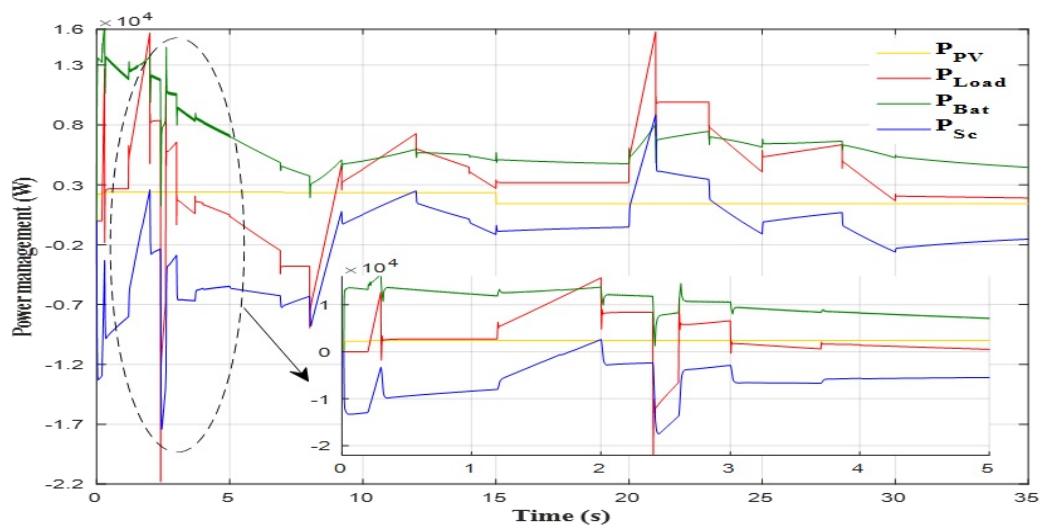


Fig. IV.35 Gestion de l'énergie du système hybride sous différentes vitesses du véhicule.

Les résultats obtenus pour le système hybride proposé montrent que l'intégration du panneau photovoltaïque dans le système de stockage d'énergie du véhicule électrique contribue à préserver le cycle de vie de la batterie et du supercondensateur. De plus, il absorbe les fluctuations d'énergie injectée et peut alimenter la charge en tant que source d'énergie secondaire, notamment en cas d'apparition d'une défaillance dans le système.

16 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons exploré l'estimation du SOC comme un élément fondamental de la gestion d'énergie des véhicules électriques. Nous avons analysé les différentes approches existantes et mis en évidence l'apport des réseaux de neurones artificiels, qui offrent une solution robuste et précise grâce à leur capacité d'apprentissage et d'adaptation aux variations des conditions de fonctionnement.

Nous avons ensuite détaillé la conception d'un estimateur du SOC basé sur les réseaux de neurones artificiels, en mettant en avant les étapes clés de son développement, depuis la collecte des données d'entraînement jusqu'à sa validation. Les tests de simulation effectués ont permis d'évaluer la performance de l'estimateur en termes de précision, de rapidité de convergence et de robustesse face aux incertitudes. Les résultats obtenus démontrent l'efficacité de cette approche pour améliorer la gestion d'énergie des véhicules électriques et optimiser l'utilisation des ressources énergétiques.

Ainsi, cette étude contribue à une meilleure maîtrise du SOC et ouvre des perspectives

intéressantes pour le développement de stratégies de gestion d'énergie encore plus performantes, intégrant des approches intelligentes et prédictives. Ces avancées sont essentielles pour améliorer l'autonomie, l'efficacité et la durabilité des véhicules électriques, répondant ainsi aux enjeux actuels du transport électrique.

Conclusion général

Conclusion général

Conclusion général

Les véhicules électriques se positionnent aujourd'hui comme une alternative viable et durable aux véhicules thermiques, répondant ainsi aux enjeux environnementaux et énergétiques mondiaux. Cependant, leur adoption à grande échelle est encore freinée par des défis technologiques majeurs, notamment en ce qui concerne l'efficacité et la gestion de l'énergie stockée dans les batteries. Dans ce contexte, cette thèse a exploré diverses approches visant à améliorer l'estimation de l'état de charge (State of Charge -SOC-) et à optimiser la gestion de l'énergie des VE, afin d'accroître leur performance et leur fiabilité.

Les travaux réalisés ont permis, dans un premier temps, d'analyser et de comparer les différentes technologies de stockage d'énergie ainsi que les méthodes de gestion énergétique existantes. Une attention particulière a été accordée aux batteries lithium-ion, actuellement les plus répandues dans les VE, en raison de leur densité énergétique et de leur efficacité.

Par la suite, nous avons proposé des modèles mathématiques et physiques pour une estimation précise du SOC, essentielle pour optimiser l'utilisation de l'énergie disponible et préserver la durée de vie des batteries. Les méthodes classiques, comme les filtres de Kalman et les modèles basés sur l'impédance électrochimique, ont été examinées et comparées à des approches plus récentes reposant sur l'intelligence artificielle. L'utilisation des réseaux de neurones s'est révélée particulièrement pertinente, permettant une estimation plus robuste et adaptative du SOC, tout en s'affranchissant des limitations des méthodes traditionnelles.

Enfin, ces avancées ont été intégrées dans un système de gestion énergétique destiné à optimiser les stratégies d'utilisation des batteries dans un VE. L'intelligence artificielle a été exploitée pour ajuster dynamiquement les paramètres du système, réduisant ainsi les pertes énergétiques et prolongeant la durée de vie des batteries.

Les résultats obtenus ouvrent de nombreuses perspectives de recherche. Tout d'abord,

une amélioration des modèles d'estimation du SOC pourrait être envisagée en combinant les méthodes électrochimiques et l'intelligence artificielle pour une précision accrue. Ensuite, des validations expérimentales approfondies sur des bancs de test et des prototypes de VE seraient nécessaires pour confirmer la robustesse des approches proposées dans des conditions réelles. Par ailleurs, l'exploration de nouvelles techniques d'apprentissage automatique, comme les réseaux neuronaux profonds et l'apprentissage par renforcement, pourrait encore améliorer la performance des systèmes de gestion d'énergie. Enfin, une attention particulière devrait être portée à l'optimisation des stratégies de recharge, afin d'adapter dynamiquement les processus de charge en fonction des besoins spécifiques des utilisateurs et des conditions de fonctionnement du VE.

1. Paramètres généraux de la batterie 18650

Tableau A.1 – Paramètres généraux de la batterie 18650

Paramètres	Valeurs
Nombre de cellule	1
Tension nominale	3.7 V
Résistance interne	0.1 Ω
Tension de fonctionnement	3.15 V – 4.2 V
Capacité	5000 mAh + 10%
Courant de charge nominale	1.45 A (0.5C)
Courant de décharge maximal	8.7 A (3C)
Tension de coupure de charge	4.2 V
Tension de coupure de décharge	2.5 V
Énergie spécifique	167 Wh/kg
Rendement charge/décharge η	95%

2. Paramètres électriques du panneau photovoltaïque

Tableau A.2 – Paramètres électriques du panneau photovoltaïque

Paramètres	Valeurs
Tension à vide V_{oc}	21 V
Courant de court-circuit I_{sc}	3.8 A
Tension au MPP V_{mp}	17 V
Courant au MPP I_{mp}	3.5 A
Puissance maximale P_{max}	60 W
Nombre de cellules en série	36
Température de référence	25 °C
Irradiance de référence	1000 W/m ²

3. Paramètres de la batterie et du supercondensateur

Tableau A.3 – Paramètres de la batterie et du supercondensateur

Paramètres	Valeurs
Batterie	
Type	Batterie lithium-ion (Li-ion)
Tension nominale	48 V
Capacité nominale	20 Ah
Énergie stockée	960 Wh
Résistance interne	0.05 Ω
Tension maximale	54.6 V
Tension minimale	40 V
État de charge initial (SOC)	100%
Modèle utilisé	Modèle électrique équivalent
Supercondensateur	
Capacité C	100 F
Résistance série équivalente (ESR)	0.01 Ω
Tension nominale	48 V
Énergie maximale stockée	$E = \frac{1}{2}CV^2 = 115.2 \text{ kJ} \approx 32 \text{ Wh}$
État de charge initial (SOC)	100%

4. Paramètres de l'onduleur à IGBT commandé en MLI

Tableau A.4 – Paramètres de l'onduleur à IGBT commandé en MLI

Paramètres	Valeurs
Type	Onduleur IGBT commandé en MLI
Fréquence de commutation	10 kHz
Tension d'entrée (DC)	96 V
Tension de sortie (AC)	220 V (eff.), triphasé
Fréquence de sortie	50 Hz
Filtrage de sortie	L–C

5 Paramètres du convertisseur bidirectionnel buck–boost

Tableau A.5 – Paramètres du convertisseur bidirectionnel buck-boost

Paramètres	Valeurs
Type	Convertisseur bidirectionnel buck–boost
Fréquence de commutation	20 kHz
Inductance L	2 mH
Capacité côté supercondensateur C_1	4700 μF
Capacité côté bus DC C_2	2200 μF
Tension côté supercondensateur	Variable (max ≈ 48 V)
Tension côté bus DC	≈ 96 V

6. Code Arduino - Mesure du SOC d'une batterie 48V

Listing 1 – Code Arduino Battery Tester

```
1  #include <LiquidCrystal_I2C.h>
2
3  float vpin = 0;           // entrée Arduino
4  float VOLTAGE;            // valeur analogique 0..1023
5  float SOC;                // pourcentage batterie
6  float Volts;              // tension batterie
7
8  int LED1 = 8;              // LED rouge
9  int LED2 = 9;              // LED orange
10 int LED3 = 10;             // LED verte
11 int BUZ  = 11;             // buzzer
12
13 LiquidCrystal_I2C lcd(0x27, 16, 2);
14
15 void setup() {
16   lcd.init();
17   lcd.backlight();
18
19   pinMode(LED1, OUTPUT);
20   pinMode(LED2, OUTPUT);
```

```
21 pinMode(LED3, OUTPUT);
22 pinMode(BUZ, OUTPUT);
23
24 lcd.clear();
25 lcd.setCursor(5, 0);
26 lcd.print("WELCOME");
27 tone(BUZ, 800); delay(100); noTone(BUZ);
28 delay(100);
29 tone(BUZ, 800); delay(250); noTone(BUZ);
30 delay(1500);
31
32 digitalWrite(LED1, HIGH); delay(500);
33 digitalWrite(LED2, HIGH); delay(500);
34 digitalWrite(LED3, HIGH); delay(500);
35
36 lcd.clear();
37 lcd.setCursor(1, 0);
38 lcd.print("BATTERY TESTER");
39 lcd.setCursor(6, 1);
40 lcd.print("S.O.C");
41 delay(2000);
42
43 digitalWrite(LED1, LOW);
44 digitalWrite(LED2, LOW);
45 digitalWrite(LED3, LOW);
46
47 lcd.clear();
48 }
49
50 void loop() {
51
52 VOLTAGE = analogRead(vpin);
53 Volts = (VOLTAGE / 1023 * 5.0) * 2.1002 + 0.9668;
54
55 if (Volts < 0.95) {
56 Volts = Volts - 0.920;
57 }
58
59 if (Volts < 1.0) {
```

```
60 lcd.clear();
61 lcd.setCursor(3, 0);
62 lcd.print("NO BATTERY");
63
64 digitalWrite(LED1, HIGH); delay(500);
65 digitalWrite(LED2, HIGH); delay(500);
66 digitalWrite(LED3, HIGH); delay(500);
67 digitalWrite(LED1, LOW);
68 digitalWrite(LED2, LOW);
69 digitalWrite(LED3, LOW);
70 delay(300);
71 }
72
73 else if (Volts < 2.99) {
74 lcd.clear();
75 lcd.setCursor(4, 0);
76 lcd.print("BATTERY");
77 lcd.setCursor(3, 1);
78 lcd.print("DISCHARGED");
79
80 delay(500);
81 digitalWrite(LED1, HIGH); delay(500);
82 digitalWrite(LED1, LOW);
83 delay(100);
84 }
85
86 else if (Volts > 4.4) {
87 lcd.clear();
88 lcd.setCursor(0, 0);
89 lcd.print("WARNING! REMOVE");
90 lcd.setCursor(3, 1);
91 lcd.print("THE BATTERY");
92
93 tone(BUZ, 900); delay(300); noTone(BUZ);
94
95 digitalWrite(LED1, HIGH);
96 digitalWrite(LED2, HIGH);
97 digitalWrite(LED3, HIGH);
98 delay(300);
```

```
99  digitalWrite(LED1, LOW);
100 digitalWrite(LED2, LOW);
101 digitalWrite(LED3, LOW);
102 }
103
104 else if (Volts > 4.25) {
105     lcd.clear();
106     lcd.setCursor(5, 0);
107     lcd.print("BATTERY");
108     lcd.setCursor(0, 1);
109     lcd.print("OVER VOLTAGE!");
110
111     digitalWrite(LED1, HIGH);
112     digitalWrite(LED2, HIGH);
113     digitalWrite(LED3, HIGH);
114     delay(300);
115     digitalWrite(LED1, LOW);
116     digitalWrite(LED2, LOW);
117     digitalWrite(LED3, LOW);
118     delay(300);
119 }
120
121 else if (Volts > 4.2) {
122     lcd.print("VOLTAGE | ");
123     lcd.print(Volts);
124     lcd.print("V");
125     lcd.setCursor(0, 1);
126     lcd.print("S.O.C | 100%");
127
128     digitalWrite(LED3, HIGH);
129     delay(500);
130 }
131
132 else if (Volts > 2.99 && Volts < 4.21) {
133
134     lcd.print("VOLTAGE | ");
135     lcd.print(Volts);
136     lcd.print("V");
137
```



```
138 if (Volts < 3.6) {
139 SOC = (0.1667 * Volts - 0.4987) * 100;
140 }
141 else if (Volts < 3.83) {
142 SOC = (5.3708 * pow(Volts, 2) - 38.141 * Volts + 67.802) * 100;
143 }
144 else if (Volts < 3.97) {
145 SOC = (-2.3963 * pow(Volts, 2) + 20.815 * Volts - 44.069) * 100;
146 }
147 else {
148 SOC = (1.0033 * pow(Volts, 2) - 7.3278 * Volts + 14.078) * 100;
149 }
150
151 lcd.setCursor(1, 1);
152 lcd.print("S.O.C");
153 lcd.setCursor(8, 1);
154 lcd.print("|");
155 lcd.setCursor(10, 1);
156 lcd.print(SOC);
157 lcd.print("%");
158
159 if (SOC < 10) digitalWrite(LED1, HIGH);
160 else if (SOC < 70) digitalWrite(LED2, HIGH);
161 else digitalWrite(LED3, HIGH);
162
163 delay(1800);
164 }
165
166 digitalWrite(LED1, LOW);
167 digitalWrite(LED2, LOW);
168 digitalWrite(LED3, LOW);
169 }
```

Bibliographie

- [1] Alex K. Koech, Gershom Mwandila, and Francis Mulolani. A review of improvements on electric vehicle battery. Heliyon, 10(15) :e34806, 2024.
- [2] Azim Mohseni, N. Bayati, and T. Ebel. Energy management strategies of hybrid electric vehicles : a comparative review. IET Smart Grid, 7(3) :191–220, 2024.
- [3] T. Kunatsa, H.C. Myburgh, and A. De Freitas. A review on state-of-charge estimation methods, energy storage technologies and state-of-the-art simulators : Recent developments and challenges. World Electric Vehicle Journal, 15 :381, 2024.
- [4] Zuolu Wang, Guojin Feng, Dong Zhen, Fengshou Gu, and Andrew Ball. A review on online state of charge and state of health estimation for lithium-ion batteries in electric vehicles. Energy Reports, 7 :5141–5161, 2021.
- [5] M.Z. Afzal, F. Wen, N. Saeed, et al. Enhanced state of charge estimation in electric vehicle batteries using chicken swarm optimization with open ended learning. Scientific Reports, 15 :10833, 2025.
- [6] M. Alinejad, O. Rezaei, A. Kazemi, and S. Bagheri. An optimal management for charging and discharging of electric vehicles in an intelligent parking lot considering vehicle owner’s random behaviors. Journal of Energy Storage, 35 :102245, 2021.
- [7] M. Elkasrawy, A. Hassan, S. Abdellatif, G. Ebrahim, and H. Ghali. Prototyping design and optimization of smart electric vehicles/stations system using ann. International Journal of Electrical and Computer Engineering Systems, 13(6), 2022.
- [8] Mrutunjaya Panda, Devara Vijaya Bhaskar, and Tanmoy Maity. An efficient soc-balancing based power management strategy for interconnected subgrids of dc microgrid. Journal of Energy Storage, 50 :104287, 2022.
- [9] I. Baccouche, S. Jemmali, A. Mlayah, B. Manai, and N.E. Amara. Implementation of an improved coulomb-counting algorithm based on a piecewise soc-ocv relationship for soc estimation of li-ion battery. arXiv preprint arXiv :1803.10654, 2018.
- [10] S. Hemmady and B. Kapoor. Impact of soc power management techniques on verification and testing. In Proceedings IEEE International Symposium on Quality Electronic Design, pages 692–695, 2009.
- [11] L. Hu, R. Hu, Z. Ma, and W. Jiang. State of charge estimation and evaluation of lithium battery using kalman filter algorithms. Materials, 15 :8744, 2022.
- [12] Xing cheng Wang, Ming xuan Gong, and Dan Liu. Estimation of soc for battery in electric vehicle based on stukf algorithm. In Proceedings of the 2019 International Conference on Modeling, Analysis, Simulation Technologies and Applications (MASTA 2019), 2019.
- [13] D. Zhang, C. Zhong, P. Xu, and Y. Tian. Deep learning in the state of charge estimation for li-ion batteries of electric vehicles : A review. Machines, 10 :912, 2022.
- [14] M. Adaikkappan and N. Sathiyamoorthy. Modeling, state of charge estimation, and charging of lithium-ion battery in electric vehicle : A review. International Journal of Energy Research, 46(3) :2141–2165, 2022.
- [15] L. Zhou, X. Lai, B. Li, Y. Yao, M. Yuan, J. Weng, and Y. Zheng. State estimation models of lithium-ion batteries for battery management system : Status, challenges, and future trends. Batteries, 9 :131, 2023.

- [16] B. Rutten and R. Cobbenhagen. Future trends in electric vehicles enabled by internet connectivity, solar, and battery technology. In Automotive Systems and Software Engineering, pages 323–346. 2019.
- [17] S. D. Vidhya and M. Balaji. Modelling, design and control of a light electric vehicle with hybrid energy storage system for indian driving cycle. Measurement and Control, 52(9-10) :1420–1433, 2019.
- [18] S. Wang and D. Qin. Online control strategy for plug-in hybrid electric vehicles based on an improved global optimization algorithm. Applied Sciences, 10(23) :8352, 2020.
- [19] H. Saleeb, K. Sayed, A. Kassem, and R. Mostafa. Power management strategy for battery electric vehicles. IET Electrical Systems in Transportation, 9 :65–74, 2019.
- [20] Diana Lemian and Florin Bode. Battery-supercapacitor energy storage systems for electrical vehicles : A review. Energies, 15(15) :5683, 2022.
- [21] H. Farhadi Gharibeh, A. Sadeghi Yazdankhah, and M. Reza Azizian. Energy management of fuel cell electric vehicles based on working condition identification of energy storage systems, vehicle driving performance, and dynamic power factor. Journal of Energy Storage, 31 :101760, 2020.
- [22] Rania Mkahl. Contribution à la modélisation, au dimensionnement et à la gestion des flux énergétique d'un système de recharge de véhicule électrique : étude de l'interconnexion avec le réseau électrique. Phd thesis, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard, 2015.
- [23] Rabah Araria. Contribution à la modélisation et la commande d'un véhicule électrique hybride à architecture série/parallèle (étude théorique et expérimentale). Phd dissertation, Université Ibn Khaldoun-Tiaret, 2020.
- [24] C. Wei and X. Li. Review of bidirectional dc-dc converters for electric vehicle energy management systems. In 2023 7th International Conference on Smart Grid and Smart Cities (ICSGSC), pages 432–436, Lanzhou, China, 2023.
- [25] N. Feng, T. Ma, and C. Chen. Fuzzy energy management strategy for hybrid electric vehicles on battery state-of-charge estimation by particle filter. SN Applied Sciences, 4 :256, 2022.
- [26] K. Sayed, S. Abdel-Khalek, H. M. H. Zakaly, and M. Aref. Energy management and control in multiple storage energy units (battery-supercapacitor) of fuel cell electric vehicles. Materials, 15(24) :8932, 2022.
- [27] Tadeusz Białoń, Roman Niestrój, Wojciech Skarka, and Wojciech Korski. Hppc test methodology using lfp battery cell identification tests as an example. Energies, 16(17) :6239, 2023.
- [28] I. Husain. Electric and Hybrid Vehicles : Design Fundamentals. CRC Press, 3rd edition, 2021.
- [29] F. R. Salmasi. Control strategies for hybrid electric vehicles : Evolution, classification, comparison and future trends. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 56(5) :2393–2404, September 2007.
- [30] A. Haque, Z. Pantic, and I. Husain. Modeling and implementation of a wave energy converter emulator for testing multi-port power converters in a marine dc microgrid. In 2024 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), pages 164–169, Phoenix, AZ, USA, 2024.
- [31] V. H. Johnson, K. B. Wipke, and D. J. Rausen. Hev control strategy for real-time optimization of fuel economy and emissions. Technical Report 2000-01-1543, SAE Paper, 2000.
- [32] I. Husain, B. Ozpineci, S. Islam, E. Gurpinar, G.-J. Su, W. Yu, S. Chowdhury, L. Xue, D. Rahman, and R. Sahu. Electric drive technology trends, challenges, and opportunities for future electric vehicles. IEEE Proceedings, 109(6) :1039–1059, 2021.
- [33] A. M. Phillips, M. Jankovic, and K. Bailey. Vehicle system controller design for a hybrid electric vehicle. In Proceedings of IEEE International Conference on Control Applications, pages 297–302, Anchorage, AK, 2000.
- [34] H.-D. Lee and S.-K. Sul. Fuzzy-logic-based torque control strategy for parallel-type hybrid electric vehicle. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 45(4) :625–632, August 1998.

- [35] J.-S. Won and R. Langari. Fuzzy torque distribution control for a parallel hybrid vehicle. Expert Systems : International Journal of Knowledge Engineering and Neural Networks, 19(1) :4–10, February 2002.
- [36] I. Husain and M. Ehsani. Torque ripple minimization in switched reluctance motor drives by pwm current control. IEEE Transactions on Power Electronics, 11(1) :83–88, 1996.
- [37] B. M. Baumann, G. Washington, B. C. Glenn, and G. Rizzoni. Mechatronic design and control of hybrid electric vehicles. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 5(1) :58–71, March 2000.
- [38] I. Husain. Electric and Hybrid Vehicles : Design Fundamentals, Second Edition. CRC Press, 2nd edition, 2010.
- [39] J. M. Miller. Propulsion Systems for Hybrid Vehicles. Institute of Electrical Engineers, London, 2004.
- [40] G. H. Gelb, N. A. Richardson, T. C. Wang, and B. Berman. An electromechanical transmission for hybrid vehicle powertrains – design, and dynamometer testing. SAE Congress Paper, (710235), January 1971.
- [41] M. D. Alam, M. Mahinur Rahman, I. Husain, and S. Lukic. Circulating power and winding current minimization in a triple active bridge dc-dc converter with optimized leakage inductance design. In 2024 IEEE Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), pages 474–480, Long Beach, CA, USA, 2024.
- [42] M. A. Khan, A. Ahmed, I. Husain, Y. Sozer, and M. Badawy. Performance analysis of bidirectional dc–dc converters for electric vehicles. IEEE Transactions on Industry Applications, 51(4) :3442–3452, July-August 2015.
- [43] G. Paganelli, G. Ercole, A. Brahma, Y. Guezennec, and G. Rizzoni. General supervisory control policy for the energy optimization of charge sustaining hybrid electric vehicles. Journal of Society of Automotive Engineers of Japan, 22(4) :511–518, October 2001.
- [44] A. Sciarretta, M. Back, and L. Guzzella. Optimal control of parallel hybrid electric vehicles. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 12(3) :352–363, May 2004.
- [45] S. M. N. Hasan, I. Husain, R. J. Veillette, and J. E. Carletta. A pm brushless dc starter/generator system for a series/parallel 2Ö2 hybrid electric vehicle. IEEE Transactions on Industry Applications, 16(2) :12–21, March-April 2010.
- [46] N. Picot. A strategy to blend series and parallel modes of operation in a series-parallel 2x2 hybrid diesel/electric vehicle. Ms thesis, The University of Akron, Electrical Engineering, 2007.
- [47] X. Zhang, Y. Liu, J. Zhang, W. Dai, and Z. Liu. A fuzzy neural network energy management strategy for parallel hybrid electric vehicle. In 2017 9th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC), pages 342–347, Kunming, China, 2017.
- [48] D. Huo and P. Meckl. Power management of a plug-in hybrid electric vehicle using neural networks with comparison to other approaches. Energies, 15 :5735, 2022.
- [49] Y. Cao, M. Yao, and X. Sun. An overview of modelling and energy management strategies for hybrid electric vehicles. Applied Sciences, 13 :5947, 2023.
- [50] R. S. Sankarkumar and R. Natarajan. Energy management techniques and topologies suitable for hybrid energy storage system powered electric vehicles : An overview. International Transactions on Electrical Energy Systems, 31 :e12819, 2021.
- [51] Ouassima El Qouarti, Tamou Nasser, Ahmed Essadki, Imad Aboudrar, and Mohamed Nadour. Modeling, control study, and power management strategy of a hybrid grid-connected ac/dc microgrid with high integration of renewable energies and green hydrogen sources. Clean Energy, 8(6) :296–324, 2024.
- [52] F. Nejabatkhah and Y. W. Li. Overview of power management strategies of hybrid ac/dc microgrid. IEEE Transactions on Power Electronics, 30(12) :7072–7089, December 2015.

- [53] A. Traupmann. Advanced Modeling and Analysis of Electrical Grids for Multi-Energy System Approaches. Doctoral thesis, Montanuniversitaet Leoben, 2023.
- [54] C. Mahmoudi, A. Flah, and L. Sbita. An overview of electric vehicle concept and power management strategies. In 2014 International Conference on Electrical Sciences and Technologies in Maghreb (CISTEM), pages 1–8, Tunis, Tunisia, 2014.
- [55] A. K. Gautam, M. Tariq, J. P. Pandey, K. S. Verma, and S. Urooj. Hybrid sources powered electric vehicle configuration and integrated optimal power management strategy. IEEE Access, 10 :121684–121711, 2022.
- [56] O. N. Onsomu, E. Terciyanlı, and B. Yeşilata. Comprehensive review of energy management strategies : Considering battery energy storage system and renewable energy sources. Engineering Reports, 6(11) :e12995, 2024.
- [57] S. Jamal, N. M. L. Tan, and J. Pasupuleti. A review of energy management and power management systems for microgrid and nanogrid applications. Sustainability, 13 :10331, 2021.
- [58] R. Doosti, A. Rezazadeh, and M. Sedighizadeh. Power and energy management strategies for a microgrid with the presence of electric vehicles and caes considering the uncertainty of resources. Processes, 11 :1156, 2023.
- [59] P. Dini and D. Paolini. Exploiting artificial neural networks for the state of charge estimation in ev/hv battery systems : A review. Batteries, 11 :107, 2025.
- [60] Phatiphat Thounthong, Stephane Raël, and Bernard Davat. Energy management of fuel cell/battery/supercapacitor hybrid power source for vehicle applications. Journal of Power Sources, 193(1) :376–385, 2009.
- [61] Mohammad Waseem, G. Sree Lakshmi, Mumtaz Ahmad, and Mohd Suhaib. Energy storage technology and its impact in electric vehicle : Current progress and future outlook. Next Energy, 6 :100202, 2025.
- [62] Sif Guenidi. Modélisation, commande et gestion de l’énergie d’un véhicule électrique hybride. PhD thesis, Université non spécifiée, 2011.
- [63] Younes Djaballah. Hybrid storage and energy management in an electric vehicle based on new power converter structures. PhD thesis, University Ziane Achour of Djelfa, 2024.
- [64] Livio Miniguano, Henry Miniguano, Santiago Illescas, Andrés Cuasapaz, and Ricardo Rosero. Management and control strategy of battery-supercapacitor vehicular powertrain system. In International Conference on Innovation and Research, pages 257–266. Springer, 2020.
- [65] Lingcong Guo, Pan Hu, and Hong Wei. Development of supercapacitor hybrid electric vehicle. Journal of Energy Storage, 65 :107269, 2023.
- [66] Henry Miniguano, Andrés Barrado, Cristina Fernández, Pablo Zumel, and Antonio Lázaro. A general parameter identification procedure used for the comparative study of supercapacitors models. Energies, 12(9) :1776, 2019.
- [67] P. Shanmugapriya, P. M. Bengeri, K. Dhanya, R. Dakshina, and V. Abinaya. Hybridization of supercapacitor and battery for fast charging of electric vehicles. In 2022 International Conference on Power, Energy, Control and Transmission Systems (ICPECTS), pages 1–5, Chennai, India, 2022.
- [68] Amit Kumar Rajput and Jagdeep Singh Lather. Energy management and dc bus voltage stabilization in a hres based dc microgrid using hess. SJEE, 20(2) :243–268, 2023.
- [69] E. ElGhanam, H. Sharf, M. S. Hassan, and A. Osman. Performance evaluation of hybrid battery-supercapacitor-based energy storage systems for urban-driven electric vehicles. Sustainability, 15 :8747, 2023.
- [70] Islam M. Abdelqawee, Ahmed W. Emam, Mohamed S. ElBages, and Mohamed A. Ebrahim. An improved energy management strategy for fuel cell/battery/supercapacitor system using a novel hybrid jellyfish/particle swarm/bat optimizers. Journal of Energy Storage, 57 :106276, 2023.

- [71] Miguel Robayo. Real-time Energy Management System of Battery-Supercapacitor in Electric vehicles. PhD thesis, University of Exeter, 2023.
- [72] Yeong Ryu, Srivarsha Govindarajan, and Hazem Tawfik. Implementing grapheme and graphene oxide in a proton exchange membrane fuel cell. In 2018 ASEE Annual Conference & Exposition, 2018.
- [73] Bei Gou, Woonki Na, and Bill Diong. Fuel cells : dynamic modeling and control with power electronics applications. CRC Press, 2016.
- [74] Souleman Njoya Motapon. Design and simulation of a fuel cell hybrid emergency power system for a more electric aircraft : evaluation of energy management schemes. PhD thesis, Ecole de technologie superieure, 2013.
- [75] Abou El-Maaty Metwally Aly Abd el Aal Metwally. Modelling and simulation of a photovoltaic fuel cell hybrid system. PhD thesis, Kassel University, FB 16, Elektrotechnik/Informatik, 2005.
- [76] Di Wu, Jean-Marc Commenge, Emilien Fort, Claire Hardy, Jérôme Pecquery, and Laurent Falk. Performance, efficiency, and flexibility analysis of a high-temperature proton exchange membrane fuel cell-based micro-combined heat-and-power system with intensification of the steam methane reforming step by using a millistructured reactor. ACS omega, 2023.
- [77] Qiao Yang, Tao Zeng, Caizhi Zhang, Wenjian Zhou, Lei Xu, Jiaming Zhou, Ping Jiang, and Shangfeng Jiang. Modeling and simulation of vehicle integrated thermal management system for a fuel cell hybrid vehicle. Energy Conversion and Management, 278 :116745, 2023.
- [78] Rohan Kumar and K. A. Subramanian. Enhancement of efficiency and power output of hydrogen fuelled proton exchange membrane (pem) fuel cell using oxygen enriched air. International Journal of Hydrogen Energy, 48(15) :6067–6075, 2023.
- [79] B. P. T, N. P, S. V. A, S. R, and V. Mt. Effective energy storage for ev using battery supercapacitor. In 2023 9th International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS), pages 613–617, Coimbatore, India, 2023.
- [80] S. Maheswari, V. Sharan, V. Shalini, D. Sowndarabarani, and S. Dinesh Kumar. Improved battery management system for hybrid electric vehicle using supercapacitor. AIP Conference Proceedings, 2387(1) :120005, 2021.
- [81] Khalid Abdullah Khan, Ammar Atif, and Muhammad Khalid. Hybrid battery supercapacitor energy storage for enhanced voltage stability in dc microgrids using autonomous control strategy. In Emerging Trends in Energy Storage Systems and Industrial Applications, pages 535–569. Elsevier, 2023.
- [82] I. Azizi and H. Radjeai. A new strategy for battery and supercapacitor energy management for an urban electric vehicle. Electrical Engineering, 100 :667–676, 2018.
- [83] A. Furkan, M. Khalid, and B. K. Panigrahi. An enhanced approach to optimally place the solar powered electric vehicle charging station in distribution network. Journal of Energy Storage, 42 :103090, 2021.
- [84] P. Ramineni and A. Pandian. Study and investigation of energy management techniques used in electric/hybrid electric vehicles. Journal Européen des Systèmes Automatisés, 54(4) :599–606, 2021.
- [85] R. Araria, K. Negadi, and F. Marignetti. Design and analysis of the speed and torque control of im with dtc based ann strategy for electric vehicle application. Tecnica Italiana - Italian Journal of Engineering Science, 63(2-4) :181–188, 2019.
- [86] R. Katuri and S. Gorantla. Modelling and analysis of a hybrid controller applied to the ultracapacitor based solar powered electric vehicle. Modelling, Measurement and Control A, 91(3) :114–122, 2018.
- [87] R. Katuri and S. Gorantla. Design and simulation of a controller for a hybrid energy storage system based electric vehicle. Mathematical Modelling of Engineering Problems, 6(2) :203–216, 2019.
- [88] W. Lhomme, P. Delarue, P. Barrade, A. Bouscayrol, and A. Rufer. Design and control of a supercapacitor storage system for traction applications. In 40th IAS Annual Meeting. Conference Record of the 2005 Industry Applications Conference, volume 3, pages 2013–2020, 2005.

- [89] Boutte Aïssa. Identification des paramètres internes d'une batterie pour des applications photovoltaïques. PhD thesis, Université d'Oran, Algérie, juillet 2015.
- [90] Eva Aneiros, David Lobo, Alberto López, and Roberto Álvarez. A proposed mathematical model for discharge curves of li-ion batteries. In IEEE Conference, December 2013.
- [91] Shehzar Sheikh, Mahnoor Anjum, Abdullah Khan, Syed Hassan, Hassan Khalid, Adel Gastli, and L. Ben-Brahim. A battery health monitoring method using machine learning : A data-driven approach. Energies, 13, 2020.
- [92] M. Park, M. Seo, Y. Song, and S. W. Kim. Estimation de la capacité des batteries li-ion à l'aide d'une tension de charge à courant constant avec perceptron multicouche. IEEE Access, 8 :180762–180772, 2020.
- [93] X. Hu, S. Li, and H. Peng. A survey of equivalent circuit models for li-ion batteries. Journal of Power Sources, 198 :359–367, 2012.
- [94] Hongwen He, Rui Xiong, and Jinxin Fan. Evaluation of lithium-ion battery equivalent circuit models for state of charge estimation by an experimental approach. Energies, 4 :582–598, 2011.
- [95] Nassim Noura, Loïc Boulon, and Samir Jemei. A review of battery state of health estimation methods : Hybrid electric vehicle challenges. World Electric Vehicle Journal, 11(4) :66, 2020.
- [96] Noëlle Janiaud. Modélisation du système de puissance du véhicule électrique en régime transitoire en vue de l'optimisation de l'autonomie, des performances et des coûts associés. PhD thesis, Supélec, 2011. NNT : 2011SUPL0009.
- [97] V Viswanatha et al. Microcontroller based bidirectional buck–boost converter for photo-voltaic power plant. Journal of Electrical Systems and Information Technology, 5(3) :745–758, 2018.
- [98] Z. Cabrane and S.H. Lee. Electrical and mathematical modeling of supercapacitors : Comparison. Energies, 15 :693, 2022.
- [99] H. Yang. A review of supercapacitor-based energy storage systems for microgrid applications. In Proceedings of the 2018 IEEE Power and Energy Society General Meeting (PESGM), pages 1–5, Portland, OR, USA, August 2018.
- [100] P.O. Logerais, M.A. Camara, O. Riou, A. Djellad, A. Omeiri, F. Delaleux, and J.F. Durastanti. Modeling of a supercapacitor with a multibranch circuit. International Journal of Hydrogen Energy, 40 :13725–13736, 2015.
- [101] H. Zhou, T. Bhattacharya, D. Tran, T.S.T. Siew, and A.M. Khambadkone. Composite energy storage system involving battery and ultracapacitor with dynamic energy management in microgrid applications. IEEE Transactions on Power Electronics, 3 :923–930, 2011.
- [102] R. Araria, M. B. Guemmour, K. Negadi, A. Berkani, F. Marignetti, and M. Bey. Design and evaluation of a hybrid offshore wave energy converter and floating photovoltaic system for the region of oran, algeria. Electrical Engineering & Electromechanics, (6) :11–18, 2024.
- [103] A. S. Ahmed Mohamed, B. Alberto, and A. Osama Mohammed. Design and hardware implementation of fl-mppt control of pv systems based on ga and small-signal analysis. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 8(11) :279–290, 2017.
- [104] M. Centeno Brito, T. Santos, F. Moura, D. Pera, and J. Rocha. Urban solar potential for vehicle integrated photovoltaics. Transportation Research Part D : Transport and Environment, 94 :102810, 2021.
- [105] P. Benjamin, M. Marc, P. Philippe, H. Pierrick, and H. Idriss. Solar energy potential atlas for planning energy system off-grid electrification in the republic of djibouti. Energy Conversion and Management, 69 :131–147, 2013.
- [106] F. Ordóñez, C. Morales, J. López-Villada, and S. Vaca. Assessment of the energy gain of photovoltaic systems by using solar tracking in equatorial regions. Journal of Solar Energy Engineering, 140, 2018.

- [107] A. Berkani, K. Negadi, T. Allaoui, A. Mezouar, and M. Denai. Imposed switching frequency direct torque control of induction machine using five level flying capacitors inverter. European Journal of Electrical Engineering, 21(2) :241–248, 2019.
- [108] Yanju Ji, Shi lin Qiu, and Gang Li. Simulation of second-order rc equivalent circuit model of lithium battery based on variable resistance and capacitance. Journal of Central South University, 27 :2606–2613, 2020.
- [109] Peiqing Li, Huile Wang, Zixiao Xing, Kanglong Ye, and Qipeng Li. Joint estimation of soc and soh for lithium-ion batteries based on ekf multiple time scales. Journal of Intelligent Manufacturing and Special Equipment, 2020. ahead-of-print.
- [110] Rongrong Xiong, Junfeng Cao, Qiang Yu, Hongwen He, and Fengchun Sun. Critical review on the battery state of charge estimation methods for electric vehicles. IEEE Access, 6 :1832–1843, 2018.
- [111] M. S. Sidhu, D. Ronanki, and S. Williamson. Hybrid state of charge estimation approach for lithium-ion batteries using k-nearest neighbour and gaussian filter-based error cancellation. In 2019 IEEE 28th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE), pages 1506–1511, 2019.
- [112] Chuan-Xiang Yu, Yan-Min Xie, Zhao-Yu Sang, Shi-Ya Yang, and Rui Huang. State-of-charge estimation for lithium-ion battery using improved dukf based on state-parameter separation. Energies, 12(21) :4036, 2019.
- [113] Wen-Yeau Chang. The state of charge estimating methods for battery : A review. International Scholarly Research Notices, 2013 :953792, 2013.
- [114] Biying Ren, Chenxue Xie, Xiangdong Sun, Qi Zhang, and Dan Yan. Parameters identification of lithium-ion battery based on the improved forgetting factor recursive least squares algorithm. IET Power Electronics, 13, 2020.
- [115] Xiaoyu Zhang, Jiwei Hou, Zongxian Wang, and Yong Jiang. Study of soc estimation by the ampere-hour integral method with capacity correction based on lstm. Batteries, 8(10) :170, 2022.
- [116] Tian Xiao, Xiaojun Shi, Bin Zhou, and Xiaorui Wang. Comparative study of ekf and ukf for soc estimation of lithium-ion batteries. In 2019 IEEE Innovative Smart Grid Technologies - Asia (ISGT Asia), pages 1570–1575, 2019.
- [117] Manish Sharma and S. R. Geda. An overview of soc estimation in li-ion batteries with direct measurement methods. SGS - Engineering & Sciences, 1(01), 2021. <https://spast.org/techrep/article/view/1950>.
- [118] Wen Zheng, Bin Xia, Wei Wang, Yan Lai, Ming Wang, and Hao Wang. State of charge estimation for power lithium-ion battery using a fuzzy logic sliding mode observer. Energies, 12(13) :2491, 2019.
- [119] Ahmed Gaga, Adil Tannouche, Youness Mehdaoui, and Benachir El Hadadi. Methods for estimating lithium-ion battery state of charge for use in electric vehicles : a review. Energy Harvesting and Systems, 9(2) :211–225, 2022.
- [120] Yasser Diab, François Auger, Emmanuel Schaeffer, and Moutassem Wahbeh. Estimating lithium-ion battery state of charge and parameters using a continuous-discrete extended kalman filter. Energies, 10(8) :1075, 2017.
- [121] Lei Chen, Yumin Chen, Ana M. Lopes, Hao Kong, and Rui Wu. State of charge estimation of lithium-ion batteries based on fuzzy fractional-order unscented kalman filter. Fractal and Fractional, 5(3) :91, 2021.
- [122] M.R. Zaki, M.A. El-Beltagy, and A.E. Hammad. Analysis and comparison of soc estimation techniques for li-ion batteries. Ionics, 31 :3341–3361, 2025.
- [123] Zheng Liu, Xuanju Dang, and Hanxu Sun. Online state of charge estimation for lithium-ion battery by combining incremental autoregressive and moving average modeling with adaptive h-infinity filter. Mathematical Problems in Engineering, 2018 :Article ID 7480602, 16 pages, 2018.

- [124] Bin-Hao Chen, Po-Tuan Chen, Yen Liang Yeh, and Hua-Sheng Liao. Establishment of second-order equivalent circuit model for bidirectional voltage regulator converter : 48 v-aluminum-ion battery pack. Energy Reports, 9 :2629–2637, 2023.
- [125] E. Locorotondo, L. Pugi, L. Berzi, M. Pierini, and G. Lutzemberger. Online identification of thevenin equivalent circuit model parameters and estimation state of charge of lithium-ion batteries. In 2018 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2018 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I& CPS Europe), pages 1–6, Palermo, Italy, 2018.
- [126] C. Wei, M. Benosman, and T. Kim. Online parameter identification for state of power prediction of lithium-ion batteries in electric vehicles using extremum seeking. International Journal of Control, Automation and Systems, 17 :2906–2916, 2019.
- [127] Yidan Xu, Minghui Hu, Chunyun Fu, Kaibin Cao, Zhong Su, and Zhong Yang. State of charge estimation for lithium-ion batteries based on temperature-dependent second-order rc model. Electronics, 8(9) :1012, 2019.
- [128] Xiaohui Wu and Xinggan Zhang. Parameters identification of second order rc equivalent circuit model for lithium batteries. Journal of Nanjing University (Natural Sciences), 56(5) :754–761, 2020.
- [129] Lin Bo, Lijin Han, Changle Xiang, Hui Liu, and Tian Ma. A q-learning fuzzy inference system based online energy management strategy for off-road hybrid electric vehicles. Energy, 252, 2022.
- [130] H. Rezine, L. Rabah, J. Faucher, and P. Maussio. An Approach to Tune PID Fuzzy Logic Controllers Based on Reinforcement Learning. InTech, 2008.
- [131] A. Berkani, M. Bey, R. Araria, and T. Allaoui. A new approach based on fuzzy-q-learning algorithm to control 3 level t-type voltage source converter. Journal Européen des Systèmes Automatisés, 53(6) :845–852, 2020.
- [132] H. Bourenane, A. Berkani, K. Negadi, et al. Improvement of electric vehicle safety using a new hybrid fuzzy q-learning algorithm for lithium-ion battery state-of-charge estimation. International Journal of Dynamics and Control, 12 :4079–4096, 2024.
- [133] Y. Hu, W. Li, H. Xu, and G. Xu. An online learning control strategy for hybrid electric vehicle based on fuzzy q-learning. Energies, 8(10) :11167–11186, 2015.
- [134] X. Lin. Theoretical analysis of battery soc estimation errors under sensor bias and variance. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 65(9) :7138–7148, 2018.
- [135] Na Guo, Yu Fang, Zhongli Tian, and Songyin Cao. Research on soc fuzzy weighted algorithm based on ga-bp neural network and ampere integral method. The Journal of Engineering, 2019.
- [136] Fatih Önder, Esra Bilal Önder, and Mehmet Oğur. Determination of diode characteristics by using arduino. The Physics Teacher, 57(4) :244–245, 2019.
- [137] Muhamad Hilmanasyah Susanta. Prototype alat pengukur jarak aman kendaraan menggunakan sensor ultrasonik dan layar lcd berbasis arduino uno. Jurnal Cakrawala Akademika, 1(6) :1859–1866, 2025.
- [138] Y. Zhao, H. Yun, S. Liu, H. Jiao, and C. Wang. State-of-charge estimation for lithium-ion batteries using a multi-state closed-loop observer. Journal of Power Electronics, 2014.
- [139] José-Antonio Marín-Marín, Pedro Antonio García-Tudela, and Pablo Duo-Terrón. Computational thinking and programming with arduino in education : A systematic review for secondary education. Heliyon, 10(8) :e29177, 2024.
- [140] Ammar H. Aljabri and Seraj Y. Abed. A study on current layout of printed circuits boards of a manufacturing facility. International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT), 12(7), 2023.
- [141] Zheng Chen, Chunting Chris Mi, Jun Xu, Xianzhi Gong, and Chenwen You. Energy management for a power-split plug-in hybrid electric vehicle based on dynamic programming and neural networks. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 63(4) :1567–1580, 2013.

- [142] M. Koulali, M. Mankour, K. Negadi, and A. Mezouar. Energy management of hybrid power system pv wind and battery based three level converter. Tecnica Italiana - Italian Journal of Engineering Science, 63(2-4) :297–304, 2019.
- [143] Younes Djaballah, Karim Negadi, Mohamed Boudiaf, Abderrahmane Berkani, and Fabrizio Marignetti. Power management for a fuel cell/battery and supercapacitor based on artificial neural networks for electric vehicles. Przegląd Elektrotechniczny, 99(8), 2023.
- [144] H. Yong-Ming, G. Zhi-Qiang, and Z. Qun-Xiong. Energy optimization and prediction of complex petrochemical industries using an improved artificial neural network approach integrating data envelopment analysis. Energy Conversion and Management, 124 :73–83, 2016.
- [145] M. Essam Harby, H. Elzoghby, S. Elmasry, and A. Elsamahy. Bidirectional control of electric vehicles based on artificial neural network considering owners convenience and microgrid stability. International Review of Automatic Control (IREACO), 13(6) :304–312, 2020.
- [146] S. Mahmmoud Croock. Management system of smart electric vehicles using software engineering model. International Journal of Electrical and Computer Engineering Systems, 13(5), 2022.
- [147] S. Panichtanakom and K. Chalermyanont. Electric energy management for plug-in electric vehicles charging in the distribution system by a dual cascade scheduling algorithm. International Journal of Electrical and Computer Engineering Systems, 13(1), 2022.

تعد المركبات الكهربائية حلاً واعداً لتقليل الاعتماد على الوقود الأحفوري والحد من انبعاثات الغازات المسببة للاحتباس الحراري. ومع ذلك، لا تزال إدارة الطاقة بدقة وتقدير حالة الشحن للبطاريات من التحديات الرئيسية. تقترح هذه الأطروحة نهجاً مبتكراً يجمع بين تقنيات النمذجة الرياضية والذكاء الاصطناعي لتحسين دقة تقدير حالة الشحن (SOC) وتحسين إدارة الطاقة في المركبات الكهربائية. بعد دراسة متعمقة لتقنيات التخزين وأساليب إدارة الطاقة الحالية، قمنا بتطوير نماذج متقدمة تتيح تحسين تقدير SOC، خاصة باستخدام الشبكات العصبية الاصطناعية. كما أدت أبحاثنا إلى تصميم نظام ذكي لإدارة الطاقة قادر على التكيف ديناميكياً مع استراتيجيات استخدام البطاريات لزيادة عمرها الافتراضي وتحسين الكفاءة الطاقوية للمركبات الكهربائية. تفتح هذه التطورات آفاقاً واعداً لتطوير حلول إدارة طاقة أكثر كفاءة وملاءمة لمتطلبات النقل الكهربائي.

الكلمات المفتاحية: المركبات الكهربائية، إدارة الطاقة، حالة الشحن (SOC)، بطاريات الليثيوم-أيون، الذكاء الاصطناعي، الشبكات العصبية.

Abstract

Electric vehicles offer a promising solution to reduce fossil fuel dependence and minimize global warming gas emissions. However, optimizing energy management and accurately estimating the State of Charge (SOC) of batteries remain major challenges. This thesis presents an innovative approach that combines mathematical modeling techniques and artificial intelligence to improve SOC estimation accuracy and optimize EV energy management. After an in-depth study of storage technologies and existing energy management methods, we developed advanced models to enhance SOC estimation, particularly using neural networks. Furthermore, our research led to the design of an intelligent energy management system capable of dynamically adjusting battery utilization strategies to maximize lifespan and improve overall energy efficiency. These advancements open promising perspectives for the development of more efficient and adaptive energy management solutions tailored to the demands of electric transportation.

Keywords: Electric vehicles, energy management, state of charge (SOC), lithium-ion batteries, artificial intelligence, neural networks.

Résumé

Les véhicules électriques représentent une solution prometteuse pour réduire la dépendance aux énergies fossiles et limiter les émissions de gaz à effet de serre. Toutefois, l'optimisation de la gestion de l'énergie et l'estimation précise de l'état de charge (State of Charge - SOC) des batteries restent des défis majeurs. Cette thèse propose une approche innovante combinant des techniques de modélisation mathématique et d'intelligence artificielle pour améliorer la précision de l'estimation du SOC et optimiser la gestion de l'énergie des véhicules électriques. Après une étude approfondie des technologies de stockage et des méthodes de gestion d'énergie existantes, nous avons développé des modèles avancés permettant une meilleure estimation du SOC, notamment à l'aide de réseaux de neurones. Nos travaux ont également conduit à la conception d'un système de gestion d'énergie intelligent capable d'adapter dynamiquement les stratégies d'utilisation des batteries afin de maximiser leur durée de vie et d'améliorer l'efficacité énergétique globale des véhicules électriques. Ces avancées ouvrent des perspectives prometteuses pour le développement de solutions de gestion d'énergie plus performantes et adaptées aux exigences du transport électrique.

Mots-clés: Véhicules électriques, gestion d'énergie, état de charge (SOC), batteries lithium-ion, intelligence.