

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

STRATÉGIE DE GESTION DE L'ÉNERGIE EN LIGNE
POUR VÉHICULE ÉLECTRIQUE HYBRIDE À PILES À
COMBUSTIBLE MULTI-PILE

THÈSE PRÉSENTÉE
COMME EXIGENCE PARTIELLE DU
DOCTORAT EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

PAR
RAZIEH GHADERI

JANVIER 2025

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

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

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

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

DOCTORAT EN GÉNIE ÉLECTRIQUE (PH.D.)

Direction de recherche :

Prof. Loïc BOULON

Directeur de recherche

Prof. João PEDRO F. TROVÃO

Codirecteur de recherche

Jury d'évaluation :

Prof. Loïc BOULON

Directeur de recherche

Prof. João PEDRO F. TROVÃO

Codirecteur de recherche

Prof. Nassim Noura

Président, Université du Québec à Trois-Rivières

Prof. Minh Ta Cao

Évaluateur externe, Université de Sherbrooke

Prof. Meziane Ait Ziane

Évaluateur externe, Université de Lorraine

Remerciements

D'abord, je tiens à exprimer ma sincère gratitude au Prof. Loïc Boulon pour son soutien continu depuis mes études de Master et tout au long de mon doctorat. En tant que directeur de recherche, sa patience, sa motivation et ses vastes connaissances ont été inestimables. Je tiens également à adresser mes sincères remerciements à mon co-directeur de thèse, le Prof. João Pedro F. Trovão. Son encadrement a été crucial pendant mes recherches et la rédaction de cette thèse. Je n'aurais pas pu imaginer avoir un meilleur directeur de recherche et co-directeur pour mon doctorat.

Enfin, je tiens à remercier ma famille, à qui je dois tout mon succès : mes parents, pour leur soutien spirituel tout au long de ma vie, depuis le premier pas jusqu'à aujourd'hui. "Ma chère mère, si tu n'étais pas dans ma vie, je ne pourrais pas être médecin aujourd'hui."

Résumé

L'intégration hybride de piles à hydrogène multi-pile (MFC) et de batteries émerge comme une solution prometteuse pour un approvisionnement énergétique efficace et écologique dans les applications lourdes, sans être contraint par des limites de puissance de sortie maximales. Étant donné que les véhicules hybrides à hydrogène multi-pile (MFCHEV) se composent de plusieurs sources d'énergie avec des caractéristiques différentes (efficacité, puissance, etc.) et que leur fonctionnement est influencé par les dérives de performance causées par la dégradation, une stratégie de gestion de l'énergie (EMS) joue un rôle crucial dans l'allocation de la puissance, la satisfaction des exigences énergétiques, la réduction de la consommation d'hydrogène et la minimisation de la dégradation à travers les éléments. Compte tenu de ces considérations, la littérature a principalement souligné le développement d'une EMS adaptée aux MFCHEVs. Cependant, malgré des opportunités de contrôle significatives, les EMS actuels présentent encore certaines limitations.

L'un de ces lacunes est lié à l'intégration des signaux de mise à jour provenant des sources d'énergie dans l'EMS. Il a été établi que les dérives de performance causées par la dégradation et les conditions de fonctionnement (telles que la température, le courant, l'humidité, etc.) peuvent impacter la performance, l'efficacité, la durabilité, le vieillissement et les phénomènes de dégradation. Ces dérives sont parmi les principales causes de mauvaise gestion dans les EMS existants. Les lacunes mentionnées entraînent une dégradation supplémentaire des sources d'énergie et augmentent finalement le coût total du système.

Une autre lacune existante concerne la connexion entre les éléments. Une coordination efficace entre les MFC est cruciale, car elle garantit le fonctionnement soutenu de chaque élément tout en minimisant la dégradation et en prévenant la formation d'éléments inactifs ou

à faible activité. Malgré ces avantages, cet aspect n'a pas été correctement abordé dans les EMS existants.

À la lumière de ces considérations, trois objectifs pour cette thèse seront définis pour souligner le développement d'une EMS adaptée aux MFCHEVs qui aborde les lacunes dans les coordination de la pile et intègre le concept de systèmes multi-agent. Le premier objectif de cette thèse est d'intégrer chaque source d'énergie avec un estimateur en ligne pour surveiller leur état général et extraire des caractéristiques énergétiques mises à jour. Cette modélisation en ligne des sources d'énergie sera intégrée dans la boucle de l'EMS pour garantir que les résultats du modèle reflètent de manière cohérente la performance réelle des dispositifs. La nécessité de mettre à jour les modèles de FC et de batteries lors de la conception de l'EMS sera soigneusement examinée à cette phase. Il est à noter que la théorie des jeux (GT) a été employée comme cadre pour l'EMS à ce stade, principalement en raison de sa forte performance en coordination multi-agent.

Récemment, l'apprentissage par renforcement (RL) a suscité une attention significative dans les cadres multi-agent, principalement en raison de son adaptabilité aux conditions de travail imprévisibles. Par conséquent, il a été considéré comme le deuxième objectif de cette thèse. Cet objectif vise également à réduire la dégradation des batteries et des FC; ainsi, une fonction de coût complète sera incluse. Il est important de noter que la modélisation en ligne des sources d'énergie, proposée comme le premier objectif, sera intégrée avec le RL implémenté.

Une étude comparative a été menée pour valider l'efficacité de chaque stratégie proposée. Bien que les résultats du RL soient satisfaisants, l'algorithme fait face à un compromis entre des résultats optimaux et la vitesse en raison de la discréétisation. De plus, des améliorations supplémentaires sont nécessaires pour prévenir la formation d'un élément inactif. À cet égard, le prochain objectif est de concevoir un cadre d'apprentissage par renforcement profond (DRL). Pour garantir une convergence rapide, améliorer la coordination entre les éléments et prévenir le comportement des éléments inactifs ou à faible activité, un agrégateur (FL) sera intégré dans le DRL. Pour démontrer la performance de la stratégie proposée, une comparaison de différentes méthodes EMS sera réalisée.

Table des matières

Remerciements	i
Résumé	ii
Table des matières	iv
Table des figures	vii
Chapitre 1 - Introduction	1
1.1 Motivation.....	1
1.2 Étude de la littérature.....	12
1.3 Positionnement de la thèse.....	18
1.4 Énoncé du problème	20
1.4.1 Coordination de la pile	21
1.4.2 Adaptabilité	22
1.4.3 Intégration de la modélisation en ligne dans l'EMS	22
1.4.4 Buts et objectifs	23
1.5 Méthodologie.....	24
1.6 Contribution du projet.....	25
1.7 Structure de la thèse.....	26
Chapitre 2 - Modélisation et modélisation en ligne d'un véhicule hybride électrique à pile à combustible multi-pile	28
2.1 Introduction.....	28
2.2 Modélisation du groupe motopropulseur.....	29
2.2.1 Étude de cas (Spyder)	32

2.3	Modélisation de FC.....	34
2.3.1	Modèle semi-empirique de FC	35
2.4	Modélisation de batterie	39
2.5	Modélisation en ligne	41
2.6	Intégrer la modélisation en ligne dans la stratégie de gestion de l'énergie	45
2.6.1	Stratégie proposée de gestion de l'énergie (Théorie des jeux)	46
2.6.2	Référence 1 (Programmation dynamique)	54
2.6.3	Référence 2 (Machine à états adaptative)	56
2.6.4	Résultats et discussion	56
2.6.4.1	Performance du EMS proposée	56
2.6.4.2	Impact de la dégradation sur les performances du système de gestion de l'énergie	60
2.7	Conclusion	62
Chapitre 3 - Stratégie de gestion de l'énergie		65
3.1	Introduction.....	65
3.2	Apprentissage par renforcement	65
3.2.1	L'importance de Reinforcement learning pour combler les lacunes existantes	66
3.2.2	Stratégie de gestion de l'énergie proposée (coopérative QLearning) .	68
3.2.3	Référence 1 (ASQP)	74
3.2.4	Référence 2 (Programmation Quadratique Séquentielle Adaptative) .	76
3.2.5	Résultats et discussion	77
3.3	Apprentissage par renforcement profond	87
3.3.1	Stratégie de gestion de l'énergie proposée (Collaborative Deep Q-Network)	88
3.3.2	Résultats et discussion	93
3.3.2.1	Performance d'entraînement	94
3.3.2.2	Performance de test	100
3.4	Conclusion	104

Chapitre 4 - Conclusion et orientations futures	106
4.1 Directions futures.....	109
4.2 Publications.....	116

Table des figures

1-1	a) Émissions de CO ₂ , b) Émissions de CO ₂ par secteur, c) Projections des ventes de véhicules de particuliers par technologie [2].	1
1-2	Catégorie de stratégie de gestion de l'énergie [17].	6
1-3	Évolution des stratégies de gestion de l'énergie de 1993 à 2024.	7
1-4	Méthodes de coordination dans les MFCHEVs.	10
1-5	Analyse bibliographique pour l'apprentissage par renforcement multi-agent. .	17
1-6	La position de la thèse : a) laboratoire IRH et b) laboratoire e-TESC	20
2-1	Modèles de véhicule : a) Modèle de véhicule orienté vers l'avant, b) Modèle de véhicule orienté vers l'arrière [69].	30
2-2	Analyse de la dynamique des véhicules.	31
2-3	Le véhicule électrique à trois roues.	32
2-4	Catégories de modèles de FC.	35
2-5	Configuration de test FC Horizon.	38
2-6	Courbes d'efficacité et de production d'hydrogène du FC Horizon.	38
2-7	Modèle Thevenin 1RC.	39
2-8	Configuration du test de batterie.	40
2-9	Méthodes de modélisation en ligne pour les FC et les batteries.	43
2-10	Estimation en ligne de la tension avec les paramètres du modèle Squadrito : a) courant appliqué à la FC et tension estimée, b) variation des paramètres empiriques en fonction de la variation de charge.	44

2-11 Paramètres de la batterie dans le profil de charge : a) Courant dans le profil de charge, b) Tension terminale estimée, c) Résistance équivalente, d) Tension à circuit ouvert.	44
2-12 Schéma général du GT basée sur la théorie des jeux proposée pour un MFCHEV.	48
2-13 Cycle réel de conduite : (a) Vitesse, (b) Puissance demandée correspondante.	57
2-14 L'allocation de puissance entre les FCs sous un cycle de conduite réel : (a) GT, (b) ASM, (c) DP, (d) SoC de la batterie.	59
2-15 Répartition des points de puissance des piles à combustible pour les trois stratégies sous le Real cycle de conduite.	60
2-16 Variation du SoC de la batterie pour le Real cycle de conduite.	62
2-17 Comparaison de la consommation d'hydrogène entre différents scénarios.	62
3-1 Les méthodes de communication pour les MFCHEVs.	68
3-2 Le schéma général du EMS.	75
3-3 Flowchart de l'algorithme intégré basé sur des règles dans le QL.	76
3-4 Framework considéré pour les MFC dans le QL.	77
3-5 Configuration de la stratégie SQP.	77
3-6 Configuration de la stratégie ASQP.	78
3-7 Cycles de conduite, (a) Real cycle de conduite, (b) NEDC.	79
3-8 L'allocation de puissance entre les FC real cycle de conduite, (a) QL (b) DP, (c) ASQP, and (d) SQP.	80
3-9 Comparaison de l'ESO et de l'état de charge des EMSs implémentés Real cycle de conduite, (a) SOH et (b) SoC.	81
3-10 Points de fonctionnement des FC pour tous les EMSs sous Real cycle de conduite, a) QL, b) DP, c) ASQP, et d) SQP.	83
3-11 Les dégradations causées par les FC et les batteries par différents EMS sous Real cycle de conduite, a) Dégradation de la batterie b) Somme de la dégradation dans les FCs.	84

3-12 Distribution des points de variation de puissance pour chacun des EMSs sous le cycle de conduite réel. Il est essentiel de noter que le nombre total de points de variation de puissance dépassant 10% de la MP dans les trois FCs est le suivant pour chaque EMS : DP : 774 points, QL : 796 points, ASQP : 1086 points, SQP : 1089 points.	86
3-13 Tendance de convergence de Reward de l'algorithme QL pendant l'entraînement.	87
3-14 Émergence de Reinforcement learning profond à travers différents jalons essentiels. [96]	88
3-15 Architecture proposée pour le FL.	93
3-16 Cadre DRL proposé.	94
3-17 Cycle de conduite : a) Carte radar de la distribution du ratio du temps d'opération de vitesse, b) Puissance demandée pour le cycle d'entraînement, c) Puissance demandée pour le cycle de test.	96
3-18 Comparaison du SoH et du SoC de la batterie pour les EMS implémentés lors de l'entraînement, (a) SoC et (b) SoH	97
3-19 Répartition de la puissance parmi les piles FC en cours d'entraînement : a) QL, b) DQN, c) FLDQN.	98
3-20 Points de fonctionnement des FC et SOH pour tous les EMS en cours de Training, (a) QL, (b) DQN, (c) FLDQN.	99
3-21 Impact du poids du FL sur les performances de l'EMS.	100
3-22 Performance d'entraînement des approches implémentées. a) Récompense totale, b) SoC final durant chaque épisode, c) Récompense des FCs dans FLDQN.101	101
3-23 Comparaison du SoH et du SoC de la batterie pour les EMS implémentés sous le cycle de test, (a) SoC et (b) SoH.	102
3-24 L'allocation de puissance parmi les FCs sous le cycle de test : a) ASQP, b) FLDQN.	102
3-25 Points de fonctionnement des FCs pour tous les EMS sous le cycle de test, (a) FLDQN, (b) ASQP.	103

Nomenclature

α	Taux d'apprentissage
$\alpha_{on/off}$	Coefficient démarrage-arrêt
α_{on}	Taux de déclin naturel
α_{shift}	Coefficient de dynamiques rapides
β	Inverse de la densité de courant limite ($\text{cm}^2 \text{ A}^{-1}$)
ΔQ_{cell}	Perte de capacité de la cellule de batterie (Ah)
Δ_{Bat}	Dégradation de la batterie
Δ_{FCi}	Dégradation de chaque FC
ϵ	Possibilité de greedy
η_{DC-DC}	Efficacité du DC-DC
γ	Facteur de réduction
ι	Paramètre semi-empirique
A	Ensemble des actions
a	Action
A_f	Surface frontale du véhicule (m^2)

A_h	Quantité de charge électrique (Ah)
B	Coefficient pré-exponentiel
b	Pente de Tafel (V)
C_c	Capacité de polarisation équivalente (Ah)
C_D	Traînée aérodynamique typique
C_{rate}	Taux de courant de la batterie
$Cost_{Bat}$	Coût de la batterie (\$)
$Cost_{FC}$	Coût du FC (\$)
$Cost_{total}$	Coût total du système (\$)
D_{total}	Dégénération globale des FC (%)
Day_{cycle}	Temps de simulation (Jour)
E_a	Énergie d'activation (J/mol)
EOL	Fin de vie
H_2	Coût de l'hydrogène (\$)
I_{bat}	Courant de la batterie (A)
i_{cell}	Courant provenant d'une seule cellule (A)
J	Densité de courant réelle (A/cm^2)
k	Pas de temps (s)
M_{eq}	Masse du véhicule (kg)
$N_{Bat,parallel}$	Nombre de batteries en parallèle
$N_{Bat,serie}$	Nombre de batteries en série

N_{cell} Nombre de cellules dans un empilement de FC

N_{cycle} Nombre de cycles démarrage-arrêt

N_{EOL} Nombre de cycles jusqu'à la fin de vie de la batterie

N_{shift} Quantité de déplacements de charge (s)

P_{Bat} Puissance de la batterie (W)

$P_{FC,CV}$ Puissance de l'empilement en tant que variable de contrôle (W)

$P_{FC,max}$ Puissance maximale du FC (W)

$P_{FC,min}$ Puissance minimale du FC (W)

$P_{FC,SV}$ Puissance du FC en tant que variable d'état (W)

P_{FC} Puissance du FC (W)

$P_{req,max}$ Puissance demandée maximale (W)

$P_{req,min}$ Puissance demandée minimale (W)

P_{req} Puissance demandée (W)

Q_{Bat} Capacité (Ah)

Q_{cell} Capacité de la cellule de batterie (Ah)

r Rayon de la roue (m)

R_c Résistance de polarisation équivalente (Ω)

R_s Résistance ohmique interne (Ω)

$R_{internal}$ Résistance de la cellule (Ω)

$R_{s-increase}$ Augmentation de la résistance ohmique interne (Ω)

S Ensemble des états

s'	Prochaine action
SoC	État de charge de la batterie
SoC_{max}	Valeur maximale de l'état de charge
SoC_{min}	Valeur minimale de l'état de charge
SOH	État de santé de la batterie
T	Température de la cellule de batterie (K)
t_{cycle}	Durée du cycle de conduite (s)
T_{high}	Durée sous fortes charges (s)
T_{low}	Durée sous faibles charges (s)
T_{on}	Durée sous déclin naturel (s)
u	Signal de contrôle
V_o	Potentiel réversible de la cellule (V)
$V_{bat,nom}$	Tension nominale de la batterie (V)
V_{bat}	Tension terminale (V)
v_{bat}	Tension de la batterie (V)
V_{oc}	Tension en circuit ouvert (V)
W_{H2}	Consommation d'hydrogène (g/s)
x	Variable d'état

Liste des acronymes

A3C	Avantage asynchrone Acteur-Critic
AC	Acteur-Critic
AECMS	Stratégie avancée de minimisation de la consommation équivalente
ASM	Modèle adaptatif du système
ASQP	Adaptatif
BEVs	Véhicules électriques à batterie
CO₂	Dioxyde de carbone
CTCE	Formation centralisée et exécution centralisée
CTDE	Formation centralisée avec exécution décentralisée
DDPG	Gradient de politique déterministe profond retardé
DNN	Réseau de neurones profond
DP	Programmation dynamique
DQN	Réseau de Q profond
DRL	Apprentissage profond par renforcement
DTDE	Formation décentralisée et exécution décentralisée
ECM	Modèle de circuit équivalent
ECMS	Stratégie de minimisation de la consommation équivalente
EMR	Représentation énergétique macroscopique
EMS	Stratégie de gestion de l'énergie
ESS	Système de stockage d'énergie
FC	Pile à combustible
FCEV	Véhicule électrique à pile à combustible

FCHEV	Véhicule hybride à pile à combustible
FDQN	Réseau de Q profond fédéré
FL	Apprentissage fédéré
GA	Algorithme génétique
GHG	Gaz à effet de serre
GT	Théorie des jeux
HIL	Matériel en boucle
IRH	Institut de recherche sur l'hydrogène
MAS	Systèmes multi-agents
MDP	Processus de décision de Markov
MFC	Pile à combustible multi-empilement
MFCHEV	Véhicule hybride à pile à combustible multi-empilement
MFCS	Système de pile à combustible multi-empilement
MP	Puissance maximale
MPC	Contrôle prédictif basé sur le modèle
NN	Réseau de neurones
OCV	Tension en circuit ouvert
PEM	Membrane échangeuse de protons
PHEVs	Véhicules électriques hybrides rechargeables
PPO	Optimisation de politique proximale
QL	Apprentissage Q
RL	Apprentissage par renforcement
RLS	Moindre carrés récursifs
SAC	Acteur-Critic souple
SC	Supercondensateur
SDP	Programmation dynamique stochastique
SoC	État de charge
SoH	État de santé
SQP	Programmation quadratique séquentielle
TD3	Profond et déterministe avec retardée

Chapitre 1 - Introduction

1.1 Motivation

Les combustibles fossiles sont une ressource finie, et leur disponibilité est limitée. L'accumulation de dioxyde de carbone (CO_2) et d'autres gaz à effet de serre (GHG) provenant des combustibles fossiles entraîne une augmentation de la température moyenne du système climatique, un phénomène connu sous le nom de réchauffement climatique [1]. Dans la Figure 1-1, il est évident que la majorité de ces émissions après 2020 proviennent du secteur des transports, en particulier des véhicules légers et lourds.

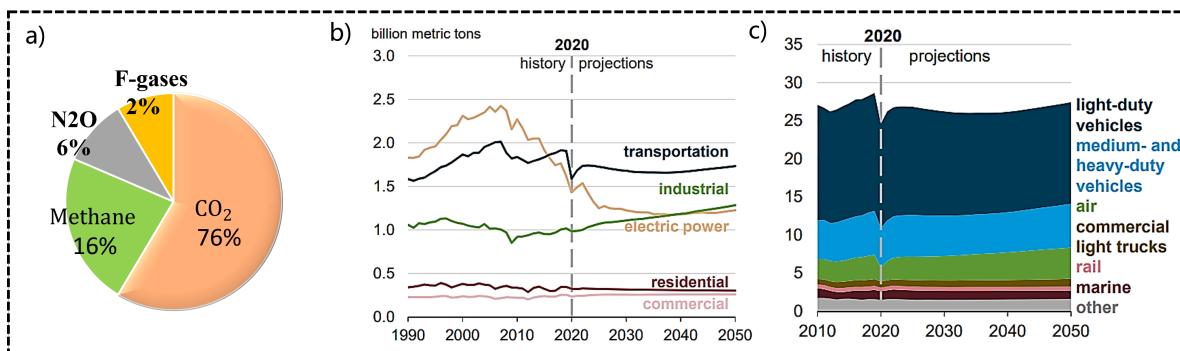


FIGURE 1-1 a) Émissions de CO_2 , b) Émissions de CO_2 par secteur, c) Projections des ventes de véhicules de particuliers par technologie [2].

Les véhicules électriques hybrides rechargeables (PHEVs) et les véhicules électriques à batterie (BEVs) sont des technologies prometteuses susceptibles de remplacer les voitures conventionnelles. Cependant, les PHEV produisent des émissions de gaz à effet de serre (GHG), tandis que les BEV nécessitent un temps de charge long et ont une autonomie limitée. En raison de ces inconvénients, des sources d'énergie alternatives comme les piles à combustible (FC) ont émergé pour les applications automobiles, offrant une solution avec des avantages à long terme convaincants : zéro émission locale, haut niveau d'autonomie de conduite et temps

de ravitaillement rapide [3]. La FC est un moyen efficace pour exploiter énergétiquement l'hydrogène gazeux. Différentes marques ont développé de nombreux prototypes de véhicules électriques à hydrogène (FCEV) de tailles variées, tels que la Toyota Mirai, l'Audi A7 h-tron et la Honda Clarity, pour ne citer que quelques exemples. Cependant, les FCs sont sensibles aux charges transitoires, ce qui peut accélérer les taux de dégradation. De plus, les faire fonctionner à des niveaux de puissance au-dessus/en-dessous de leur plage optimale peut entraîner un vieillissement prématué. En conséquence, les FCs sont souvent intégrées avec un tampon énergétique de court terme, tel que des batteries et/ou des supercondensateurs (SC), pour atténuer l'impact des appels de courant transitoires rencontrées dans les cycles de conduite.

De plus, cette hybridation permet également au système de stocker l'énergie régénérative provenant du mécanisme de freinage, de fournir une puissance dynamique élevée pour les applications véhiculaires, et de gérer les conditions de démarrage à froid [4]. Dans un tel système hybride, appelé véhicule hybride à Pile à combustible (FCHEV), la pile fournit la puissance demandée à basse fréquence tandis que le système de stockage d'énergie (ESS) gère les variations à haute fréquence [5].

Les structures d'hybridation des FCHEV incluent FC-batterie, FC-SC, et FC-batterie-SC. Chacune de ces structures a ses propres avantages et inconvénients [6]-[10]. Les structures mono-pile FC-batterie ont été largement utilisées dans la littérature [11], Possiblement en raison de leur densité énergétique plus élevée et de leurs taux d'autodécharge plus faibles comparés aux SC.

La rigidité, l'étanchéité et les caractéristiques fluidiques d'un système de FC mono-pile limitent la puissance nominale maximale nécessaire pour des applications haute puissance telles que les bus, les camions, les avions, etc. Pour surmonter ces limitations, certains chercheurs se sont tournés vers des systèmes de FC multi-pile constitués de plusieurs FCs basse puissance fonctionnant de manière indépendante. Par rapport à un FCHEV mono-pile, un véhicule hybride à FC multi-pile (MFCHEV) présente plusieurs avantages. Les MFCHEVs ont la capacité de générer une puissance de sortie plus élevée que les FCHEVs mono-pile. En utilisant plusieurs piles, la puissance totale de sortie peut être augmentée pour répondre aux besoins du véhicule. Par conséquent, ils sont appropriés pour les applications nécessitant une puissance de sortie élevée et/ou une efficacité énergétique élevée, telles que les véhicules

lourds et les applications de puissance stationnaire.

Avec plusieurs piles, le système peut être plus efficace. Cela est dû à la capacité de la configuration multi-pile à répartir la charge entre les piles, ce qui donne un système plus équilibré et plus efficace.

Les MFCHEVs sont plus fiables que les FCHEVs mono-pile car, en cas de défaillance d'une des piles, les autres peuvent continuer à fonctionner, garantissant que le véhicule peut toujours être conduit. Ceci est important pour les véhicules nécessitant des niveaux élevés de fiabilité. Un MFCHEV peut être conçu pour avoir une durée de vie plus longue qu'un FCHEV mono-pile. La configuration multi-pile permet à chaque pile de fonctionner à un niveau de puissance qui limite la dégradation, prolongeant ainsi leur durée de vie.

Un MFCHEV peut être conçu pour avoir une durée de vie plus longue qu'un FCHEV. La configuration multi-pile permet à chaque pile de fonctionner à une puissance de sortie inférieure, ce qui réduit la dégradation de chaque pile et prolonge leur durée de vie. Les MFCHEVs ont la flexibilité d'être agencés dans diverses configurations, telles que les topologies parallèles, série et en cascade. Chaque configuration présente ses propres avantages et inconvénients, qui sont détaillés dans le Tableau 1-1, et les fabricants doivent soigneusement évaluer ces facteurs lors de la conception et de la construction des MFCHEVs. Dans une configuration parallèle, chaque pile possède son propre convertisseur DC/DC, utilisé pour assurer la connexion avec le bus DC. Il est également utilisé pour permettre un contrôle individuel du courant et pour ajuster la demande de puissance de chaque système. Cardozo et al. [12] ont étudié l'architecture des systèmes de piles à combustible multi-pile (MFCS) pour la génération d'énergie résidentielle et ont comparé les MFCS avec des configurations parallèles et en série en termes de leur impact sur le vieillissement du système et la consommation d'hydrogène. L'étude a révélé que la configuration parallèle est plus efficace pour améliorer la durabilité du système et réduire la consommation d'hydrogène lorsque le rapport de détérioration par cycle de démarrage-arrêt par rapport à la détérioration par heure d'utilisation est faible. En revanche, l'architecture en série est plus efficace lorsque le rapport de voltage est élevé. En général, la configuration parallèle est plus fiable que la configuration en série. De plus, l'architecture parallèle est plus modulaire, ce qui facilite l'ajout ou le retrait d'une pile pour ajuster la puissance. Par conséquent, cette topologie a été envisagée pour ce projet.

TABLEAU 1-1 Caractéristiques des topologies de FC à plusieurs piles.

Topologie	Architecture	Avantage	Désavantage
Parallèle		<ul style="list-style-type: none"> i) Haute tolérance aux pannes. ii) Prévention de la défaillance du système. iii) Performance améliorée par temps froid. iv) Chaque pile fonctionne de manière indépendante. 	<ul style="list-style-type: none"> i) Contrôle plus complexe requis. ii) Coût plus élevé.
Série		<ul style="list-style-type: none"> i) Coût réduit. 	<ul style="list-style-type: none"> i) Faible tolérance aux pannes.
Cascade		<ul style="list-style-type: none"> i) Efficacité améliorée. ii) Coût réduit. 	<ul style="list-style-type: none"> i) Contrôle plus complexe. ii) Faible tolérance aux pannes.
Série-parallèle		<ul style="list-style-type: none"> i) Puissance accrue. ii) Prévention des pannes du système. iii) Haute tolérance aux pannes. 	<ul style="list-style-type: none"> i) Non adapté à une utilisation dans des piles de faible puissance. ii) Système coûteux.

L'utilisation efficace des sources d'énergie (FC et batterie) dans les MFCHEV nécessite l'emploi d'une EMS en raison de leurs caractéristiques énergétiques différentes. Dans les MFCHEVs, où la complexité est accrue, l'EMS devient encore plus critique pour gérer les impacts potentiels. Des EMSs appropriées dans les MFCHEV optimisent l'utilisation de l'énergie provenant de plusieurs FC, ce qui conduit à une amélioration de l'efficacité globale, à une réduction de la consommation de carburant, bénéficiant à la fois à l'environnement et aux coûts de fonctionnement du véhicule. Elle permettent la gestion de la distribution de la puissance entre les différentes piles FC et le système de batterie, améliorant les performances du véhicule et assurant une alimentation constante de puissance au moteur électrique. Les EMSe augmentent également l'autonomie des MFCHEV, les rendant plus pratiques pour les trajets longs, réduisant ainsi la nécessité de ravitaillements fréquents. De plus, les EMSs optimisent les cycles de charge et de décharge du système de batterie, prolongeant sa durée de vie, réduisant la dégradation de la batterie et prévenant la surcharge du système électrique. Les EMSs peuvent être classifiés en trois catégories : basés sur des règles, basés sur l'optimisation ou basés sur l'intelligence, comme discuté dans Tie et al. [13] et Panday et al. [14].

La Figure 1-2 montre cette classification des stratégies EMS. Les stratégies basées sur des règles autorisent seulement des résultats sous-optimaux en fonction des contraintes. Par conséquent, les techniques d'optimisation ont attiré l'attention pour améliorer les performances des stratégies basées sur des règles. Les stratégies basées sur l'optimisation se divisent en deux groupes : globales, telles que la programmation dynamique (DP) [15], et locales, qui utilisent une fonction de coût instantanée basée sur les variables du système. L'objectif des stratégies basées sur l'optimisation est de minimiser une fonction de coût définie. Les stratégies globales optimisent la fonction de coût sur un cycle de conduite fixe, tandis que les stratégies locales utilisent une fonction de coût instantanée basée sur les variables du système. Plusieurs approches, telles que DP, les algorithmes stochastiques, le contrôle optimal et le contrôle découplé, ont été employées pour atteindre l'optimisation globale et en temps réel [16]. Les stratégies basées sur l'apprentissage, telles que les réseaux de neurones artificiels et l'apprentissage par renforcement (RL), sont également utilisées pour optimiser les EMSs.

Après avoir souligné l'importance des EMSs et la nécessité d'algorithmes robustes pour

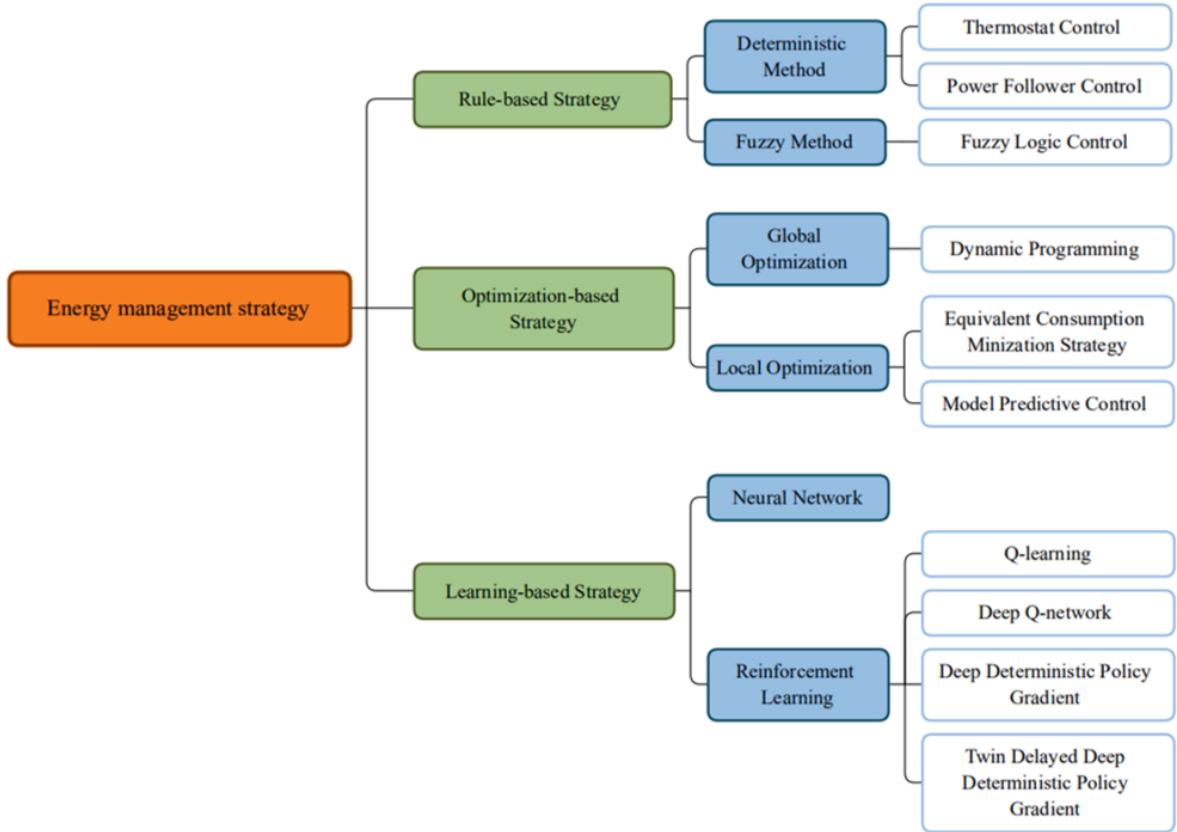


FIGURE 1-2 Catégorie de stratégie de gestion de l'énergie [17].

améliorer les performances des véhicules électriques, la progression chronologique des algorithmes testés dans les systèmes de FCs est représentée dans la Figure 1-3. Les algorithmes EMS basés sur des règles ont été parmi les premiers utilisés depuis les années 1990 jusqu'en 2000, après quoi des algorithmes tels que la programmation dynamique et les algorithmes génétiques ont été appliqués aux systèmes de contrôle des FCs. Parmi les algorithmes notables de 2004 à 2010, on trouve la Stratégie de Minimisation de la Consommation Équivalente (ECMS), la Programmation Dynamique Stochastique (SDP), les Réseaux Neuronaux (NN) et la Stratégie Avancée de Minimisation de la Consommation Équivalente (AECMS), entre autres. Par la suite, il y a eu une transition continue vers l'optimisation locale du système de FCs. Récemment, l'introduction de RL a apporté un nouveau niveau de dynamisme aux systèmes de contrôle des FCs. Cet algorithme a la capacité d'optimiser globalement les systèmes de contrôle, et les recherches en cours éclaircissent davantage son rôle dans l'évolution des algorithmes de FC [11].

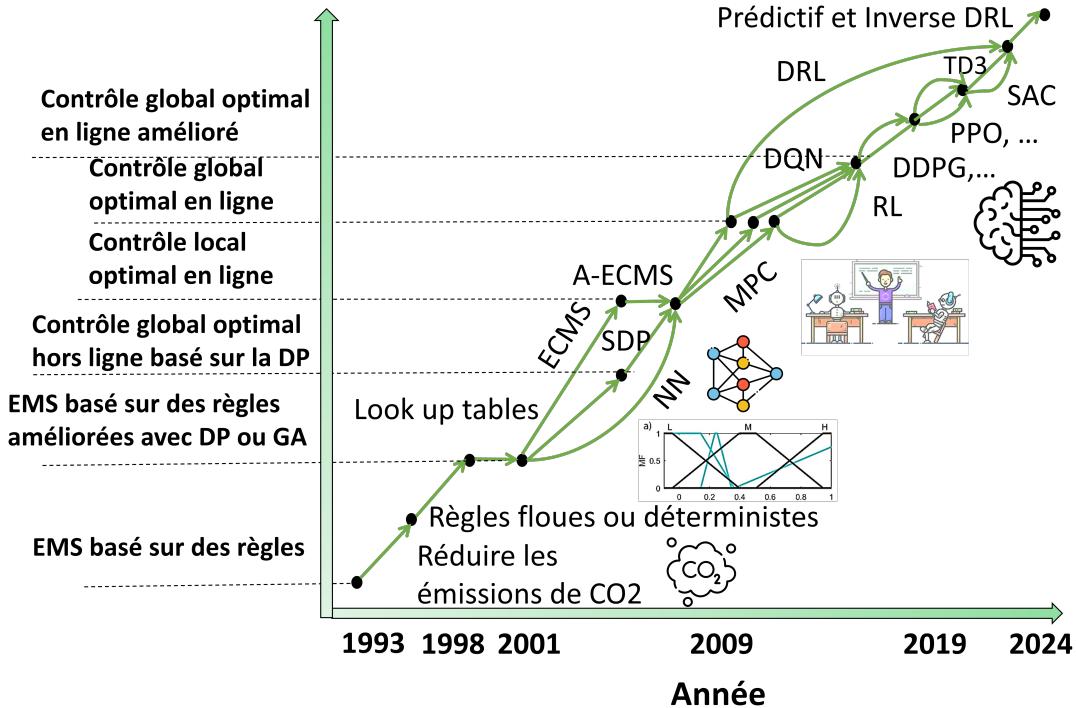


FIGURE 1-3 Évolution des stratégies de gestion de l'énergie de 1993 à 2024.

Malgré l'application croissante de l'apprentissage par renforcement (RL) dans les systèmes multi-agent (MAS), il existe des lacunes dans sa mise en œuvre dans le contexte des systèmes multi-pile. Par conséquent, la section suivante développera cet aspect.

Les MAS impliquent des agents autonomes interconnectés, qui sont des entités individuelles ou des programmes logiciels pouvant fonctionner indépendamment et interagir les uns avec les autres pour atteindre des objectifs ou des tâches spécifiques. Ces agents peuvent avoir leurs propres ensembles de règles, d'objectifs et de capacités de prise de décision et travaillent souvent en collaboration de manière coordonnée pour résoudre des problèmes complexes ou accomplir des tâches plus efficacement qu'un système centralisé unique. Les MAS peuvent être utilisés dans divers domaines, y compris ceux impliquant des systèmes multi-pile, pour modéliser et traiter des scénarios impliquant plusieurs entités interagissantes. Par conséquent, cette section explique les connexions de contrôle pour les MFC dans un format multi-agent pour souligner l'importance des structures multi-agent pour l'EMS dans les MFCHEVs.

En général, il existe quatre topologies de coordination pour les MASs, qui se réfèrent

à différentes façons d'organiser et de gérer les agents dans un système : Centralisée, Décentralisée, Distribuée et Hiérarchique. La Figure 1-4 illustre les topologies de coordination courantes telles que détaillées dans les sections suivantes. Cette Figure indique également à quelle configuration chaque EMS mis en œuvre dans les MFCHEVs appartient.

- Dans une topologie centralisée, un seul contrôleur central prend des décisions pour tous les agents (les FCs). Cette structure est plus facile à mettre en œuvre et à maintenir en raison de son point de contrôle unique. Ses caractéristiques clés incluent un déploiement simple, un développement rapide et une maintenance abordable, ce qui la rend pratique pour le contrôle centralisé des données. Cependant, il y a un grand nombre de calculs dans un seul processus dans une configuration centralisée pour les MAS. À mesure que le nombre de piles augmente, l'entité centrale commencera à être surchargée, ce qui pose des problèmes d'adaptabilité pour cette configuration. Toute la communication passe par ce contrôleur central. Si le contrôleur central subit une défaillance, l'ensemble du système peut devenir inopérant, car il est vulnérable aux défaillances des piles FC individuelles. Selon la littérature qui sera présentée dans la section suivante, la majorité des EMSs mis en œuvre sont basés sur cette configuration. En revanche, les contrôles décentralisés et distribués offrent des solutions prometteuses pour remédier aux limitations du contrôle centralisé.
- Dans une topologie décentralisée, il n'y a pas de contrôleur central unique. Au lieu de cela, le contrôle est réparti entre plusieurs agents (satcks). Chaque pile dispose d'un certain niveau d'autonomie et peut prendre des décisions locales basées sur ses propres informations et objectifs. Étant donné qu'il n'y a pas de point de défaillance unique, le système est plus résilient. Les systèmes décentralisés peuvent souvent être plus facilement extensibles lorsqu'une nouvelle FC (agent) est ajoutée. Afin de minimiser le coût total du système, les agents doivent coopérer ensemble. Cependant, la coopération entre les contrôleurs décentralisés peut être difficile, et elle peut nécessiter des protocoles de communication sophistiqués pour garantir une coopération efficace. Récemment, il y a eu peu d'études concernant l'implémentation de la décentralisation, qui dépend des types

de contrôleurs (basés sur des règles, optimisation ou apprentissage par renforcement) et partage leurs paramètres.

- Dans une configuration distribuée, les piles travaillent ensemble bien que chaque pile puisse fonctionner indépendamment. Elles coopèrent pour atteindre un objectif commun tout en échangeant des informations entre elles. Cela représente un compromis entre les systèmes centralisés et décentralisés, offrant un équilibre des avantages des deux approches pour les EMSs dans les MFCHEVs. Le partage d'informations est un aspect clé des systèmes distribués. Ce partage d'informations entre les piles implique l'échange de données, de mises à jour de statut et parfois de tâches. Dans le cas d'un système multi-pile, un tel partage conduit à une réduction des dégradations des piles FC, à une diminution de la consommation d'hydrogène et à un système plus fiable. Dans cette configuration, ces piles prennent des décisions basées sur l'état actuel du système, ce qui améliore finalement la performance en temps réel du système. La littérature existante sur les MFCHEVs révèle que les EMSs prédominants utilisent principalement des approches centralisées et décentralisées, souvent au détriment des configurations distribuées. Malgré l'environnement collaboratif, il est possible de rencontrer un pile qui fournit moins de puissance demandée par rapport aux autres piles.
- La performance de la configuration hiérarchique est similaire à celle d'un système distribué, mais au lieu de partager directement les informations entre les contrôleurs de piles, une configuration de coordination hiérarchique utilise un coordinateur central. Le coordinateur central reçoit les informations de chaque pile, puis fournit des retours ou des instructions. Cette approche structurée introduit un niveau de contrôle intermédiaire, ce qui peut traiter le problème des piles ¹ plus efficacement qu'un système purement distribué. Le coordinateur a une vue d'ensemble du système et peut détecter et résoudre les disparités de performance entre les piles. Cependant, la présence d'un coordinateur central introduit la possibilité d'une vulnérabilité en cas de défaillance du coordinateur.

1. En anglais : Lazy stack

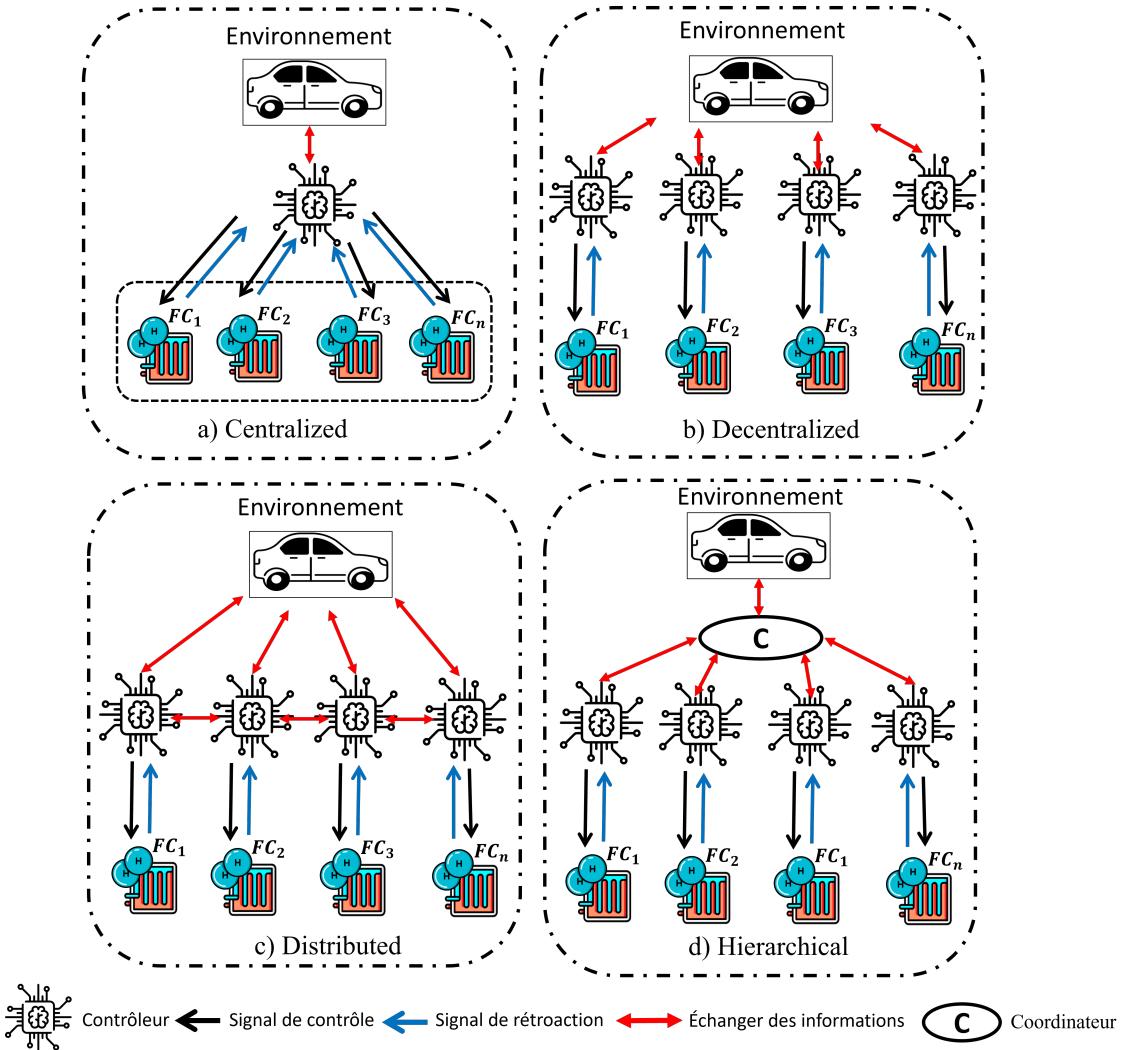


FIGURE 1-4 Méthodes de coordination dans les MFCHEVs.

Concernant les caractéristiques mentionnées des configurations de coordination, cette thèse se concentrera sur la mise en œuvre des configurations distribuées et hiérarchiques. La section suivante abordera les stratégies de contrôle dans les MFCHEV.

Dans les MFCHEV, les termes actif, semi-actif et passif se réfèrent à différentes stratégies ou configurations pour la gestion et le contrôle des systèmes énergétiques et des composants du véhicule. Ces stratégies influencent la répartition de la puissance entre les FCs et la batterie, ainsi que l'interaction entre ces composants [18]-[20]. Dans une configuration active, le système de gestion de l'énergie contrôle activement le fonctionnement des FCs et de la batterie. Une configuration semi-active implique un contrôle partiellement actif, où certains aspects de la gestion de l'énergie sont contrôlés activement tandis que d'autres sont plus passifs. Par

exemple, les FCs peuvent fonctionner à un niveau de puissance constant, tandis que la batterie gère les fluctuations de la demande en énergie. Dans cette configuration, des algorithmes de contrôle plus simples peuvent être utilisés, les FCs fournissant une puissance de base stable, et la batterie compensant les besoins énergétiques supplémentaires ou absorbant l'énergie excédentaire lors du freinage régénératif. Une configuration semi-active est plus populaire dans l'industrie en raison de sa mise en œuvre plus simple et de son coût inférieur. Dans une configuration passive, il y a un contrôle actif minimal du système de gestion de l'énergie. Les FCs et la batterie fonctionnent selon des règles préétablies ou des stratégies fixes, avec peu ou pas d'ajustement dynamique pendant l'opération. Les FCs peuvent toujours fonctionner à un niveau de puissance fixe, tandis que la batterie se charge ou se décharge passivement en fonction de la différence entre la production des FCs et la demande en énergie du véhicule. Ces configurations ne peuvent pas s'adapter aux conditions de conduite changeantes, ce qui les rend moins adaptées aux cycles de conduite variables. Dans cette étude, les configurations actives et semi-actives seront considérées.

Le dernier point qui sera étudié dans cette thèse est lié à la modélisation en ligne des sources d'énergie dans les MFCHEV. La modélisation en ligne est un aspect crucial des EMSs, car elle permet un suivi précis et en temps réel de la consommation d'énergie, ce qui est essentiel pour optimiser la consommation d'énergie et réduire les coûts [21], [22]. Un modèle issu de la modélisation en ligne pour les piles à hydrogène (FC) et la batterie peut détecter les changements dans la performance du système en temps réel en utilisant les données des capteurs pour surveiller continuellement les FC et identifier toute déviation par rapport aux performances attendues. Ces informations peuvent ensuite être utilisées pour ajuster les paramètres de fonctionnement et optimiser la performance des FC. L'utilisation d'un modèle de modélisation en ligne peut également aider à réduire les coûts de maintenance et prolonger la durée de vie des sources d'énergie. Une détection précoce et la résolution des problèmes peuvent prévenir des problèmes plus importants, réduisant ainsi les temps d'arrêt et augmentant la fiabilité globale du système. Dans les véhicules hybrides à pile à hydrogène multi-pile (MFCHEV), chaque pile peut présenter de légères variations dans les performances et les caractéristiques. Ces variations peuvent provenir de différences de fabrication, d'effets de vieillissement ou de conditions de fonctionnement. La modélisation en

ligne permet une surveillance et une caractérisation en temps réel de chaque pile, permettant au système de s'adapter et d'optimiser la distribution de l'énergie en fonction des caractéristiques individuelles de chaque pile.

1.2 Étude de la littérature

Les systèmes de MFC ont le potentiel d'améliorer la durabilité et l'efficacité opérationnelle, à condition qu'ils soient gérés par des EMSs efficaces. Cette section donne un aperçu de l'état actuel de l'art des EMSs pour MFCHEV et révèle que le nombre de travaux liés aux véhicules à FC a augmenté au fil des années. L'étude de la littérature sur les EMSs pour MFCHEV discutées dans cette section sont résumées comme suit :

Dans [23]-[25], des EMSs basées sur des règles sont conçues pour distribuer la puissance entre plusieurs FC et une batterie en utilisant l'état de charge (SoC)¹ de la batterie et la puissance demandée. Dans [26], il est proposé d'appliquer un limiteur de taux pour adoucir la puissance fournie par chaque pile et de compléter le reste avec la batterie. Dans [27], une stratégie de distribution de puissance orientée vers l'incrément est dérivée de l'analyse de la consommation d'hydrogène du système de piles intégré. La corrélation quantitative entre l'économie de carburant et la durabilité est obtenue avec des incréments de puissance analytiques. Dans [26], l'EMS proposée utilise le degré de dégradation des performances des piles et la puissance demandée pour effectuer la répartition de la puissance entre quatre piles à hydrogène. Dans [28], une EMS stratégique est proposée en faisant fonctionner chaque pile à combustible uniquement à un point de fonctionnement fixe et en réduisant le temps de fonctionnement via un contrôle de commutation marche-arrêt dans un système multi-pile. Dans [29], [30], les stratégies basées sur des règles ont été combinées avec des algorithmes récursifs en ligne pour intégrer les variations de performance des sources d'énergie. Bien que les stratégies basées sur des règles nécessitent le moins de charge computationnelle, elles ne conduisent généralement pas à des résultats optimaux. Par conséquent, les techniques d'optimisation ont joué un rôle crucial dans la conception des EMSs. Pour optimiser la consommation de carburant des multi-pile, Suresh et al. [31] ont proposé une méthode de contrainte non linéaire basée sur les conditions de Karush–Kuhn–Tucker. Une méthode de distribution de puissance

1. En anglais : State of charge

optimale pour les systèmes multi-pile est présentée dans [32] et s'avère plus rentable que la distribution égale car les paramètres opérationnels peuvent être mis à jour en temps réel. Dans [33], une EMS hiérarchique basée sur l'ECMS est proposée pour la distribution de puissance, et une stratégie basée sur des règles est utilisée pour déterminer le nombre de piles actives. Dans [34], un algorithme génétique de tri non dominé est utilisé pour résoudre un problème multi-objectifs en tenant compte des informations de prognostic et de dégradation des piles. Dans [35], la fonction de Lagrange est utilisée pour obtenir une solution analytique pour l'allocation de puissance multi-pile. Dans [36], l'optimisation par essaim de particules est utilisée pour résoudre un problème multi-objectifs pour un MFCS. Dans [37], un algorithme d'optimisation décentralisé basé sur la méthode des directions alternées des multiplicateurs est proposé pour un système hybride à double pile. Dans [38], une solution analytique est proposée pour résoudre la distribution de puissance optimale d'un système multi-pile. Dans [39], une EMS basée sur la programmation quadratique séquentielle (SQP) est proposée pour un système hybride à double pile, les paramètres des piles étant mis à jour en ligne. Dans [40], une stratégie de contrôle de consensus distribué est proposée pour obtenir le même taux de perte de performance et une durée de vie uniforme pour toutes les piles dans un système multi-pile. Dans [41], une approche hiérarchique est proposée dans laquelle la distribution d'énergie entre différentes piles est résolue dans une couche, et la distribution d'énergie entre le système multi-pile et le système de stockage d'énergie est résolue dans une seconde couche. Dans [42], un cadre d'optimisation convexe décentralisé basé sur le principe du problème auxiliaire est suggéré pour distribuer la puissance dans un système hybride à double piles. Dans [43], une EMS basée sur l'optimisation instantanée est développée pour maximiser l'efficacité totale d'un système hybride à double pile. Dans [44], l'étude se concentre principalement sur l'implémentation décentralisée du Q-learning (QL) pour un système hybride à double pile afin de réduire la charge computationnelle et améliorer la convergence. Cependant, cette méthode comporte de nombreuses étapes analytiques avant sa mise en œuvre. Dans [45], une méthode de QL indépendante est proposée pour un système multi-pile sans tenir compte du coût de dégradation du système, ce qui est un facteur important dans un tel système. Dans [46], l'algorithme de gradient de politique déterministe profond (DDPG) est utilisé comme régulateur de performance, mais cette méthode n'a pas été directement utilisée pour la distribution de puissance.

Il est évident à partir du tableau 1-2 que seules quelques EMSs ont été spécifiquement conçues pour les MFCHEVs, et la plupart des articles ont été publiés au cours des cinq dernières années. Les premières recherches sur les EMSs se sont principalement concentrées sur deux types typiques d'EMS : les EMSs basées sur des règles et les EMSs basées sur l'optimisation, le RL étant conçu plus récemment. Cependant, les EMSs existants sont encore confrontés à deux défis majeurs : l'adaptabilité et le partage d'informations entre les piles, qui ont été expliqués dans la section précédente. De plus, les recherches existantes n'ont pas pris en compte la mise à jour en temps réel des performances des piles et des batteries lors du développement de l'EMS, ce qui peut entraîner une surcharge ou une décharge, menant à des situations dangereuses telles que des incendies ou des explosions. En outre, il peut être difficile de détecter les problèmes pouvant impacter l'efficacité, entraînant une réduction des performances, une durée de vie plus courte et des coûts de maintenance plus élevés. De plus, la littérature ne présente pas d'EMS basé sur l'apprentissage¹ pour les MFCHEVs qui relie la modélisation en ligne des performances des FCs et des batteries avec l'EMS. Une tel EMS basé sur l'apprentissage pourrait gérer les variations des conditions de fonctionnement, la dégradation et le vieillissement, ainsi que les dérives de performance des piles et des batteries.

Le concept de MFCHEV est relativement récent, et les EMSs existants ne se sont pas concentrés sur la communication entre les piles lors du processus de conception des EMSs, comme le montre le Tableau 1-2. Ce Tableau fournit une comparaison complète entre les contributions du travail présenté et celles des autres études connexes.

Afin de passer en revue les discussions mentionnées dans cette thèse, basées sur les EMS existants dans les MFCHEV, un résumé des articles de revue est présenté dans le Tableau 1-3, offrant une comparaison entre les contributions du travail présenté et celles d'autres études connexes. À la lumière des articles discutés, cet manuscrit identifie un certains nombre de lacunes dans les EMSs pour les MFCHEVs et propose des approches pour combler ces lacunes.

Pour analyser l'utilisation des EMSs dans les multi-agent systems (MAss), une analyse bibliographique a été réalisée. La Figure 1-5 illustre un réseau bibliométrique montrant les

1. En anglais : Learning-based EMS

TABLEAU 1-2 Résumé des EMSS existants dans les MFCHEVs.

Ref	EMSS	Méthodes de coordination	Coût multi-critères	Coopération des piles	Partage d'informations			Modèle de FCs + Batterie	Piles indépendantes	Adaptabilité	Degravation	Cycle de conduite
					Policy	Reward	Action					
[31]	Opt+Rule	Centralized	x	✓	x	✓	✓	x	x	x	x	x
[36]	Opt	Centralized	x	✓	x	✓	✓	x	x	x	x	x
[47]	Rule	Centralized	x	x	x	✓	✓	x	x	x	x	x
[48]	Opt	Centralized	x	x	x	✓	✓	x	x	x	x	x
[49]	Rule	Centralized	x	✓	x	✓	✓	x	x	x	x	x
[37]	RL	Decentralized	x	✓	x	✓	✓	x	x	x	x	✓
[50]	Opt	Centralized	x	✓	x	✓	✓	x	x	x	x	x
[35]	Opt	Centralized	x	x	x	✓	✓	x	x	x	x	x
[43]	Opt	Centralized	x	✓	x	✓	✓	x	x	x	x	x
[33]	Opt+Rule	Centralized	x	x	x	✓	✓	x	x	x	x	x
[46]	RL	Decentralized	x	✓	x	✓	✓	x	x	x	x	✓
[45]	Opt	Centralized	x	x	x	✓	✓	x	x	x	x	x
[51]	Opt	Decentralized	x	x	x	✓	✓	x	x	x	x	x
[52]	Opt	centralized	✓	x	x	✓	✓	✓	x	x	x	x
Approche (1)	Opt	Distributed	✓	✓	x	✓	✓	✓	✓	✓	x	x
Approche (2)	RL	Distributed	✓	✓	x	✓	✓	x	✓	✓	x	x
Approche (3)	RL	Distributed+Hierarchical	✓	✓	✓	✓	✓	x	✓	✓	✓	✓

TABLEAU 1-3 Comparaison des articles de revue concernant les lacunes de connexion des piles.

Article de revue/scientifique	[53]	[54]	[55]	[56]	[57]	[58]	[59]	[60]	Cette thèse
État de l'art sur les systèmes de gestion de l'énergie	P	P	P	P	N	N	N	C	C
Les lacunes de connexion entre les piles	N	N	N	P	N	N	N	N	C
Topologies de coordination entre les piles	N	N	N	N	N	N	N	N	C
Méthodes de communication pour la connexion des piles	N	N	N	N	N	N	N	N	C
Apprentissage par renforcement multi-agent	N	N	N	N	N	N	N	N	C

N : Non couverte | P : Partiellement couverte | C : Traitée

relations entre les mots-clés extraits des documents inclus dans cette thèse. Construit à l'aide du logiciel VOSviewer, la Figure représente visuellement la co-occurrence des mots-clés dans les documents sélectionnés. La génération de la carte des mots-clés a impliqué la modélisation des termes apparaissant au moins trois fois dans les titres, résumés ou mots-clés des documents inclus. Ces termes fréquemment rencontrés ont ensuite été mappés sur des nœuds dans le réseau, la taille de chaque nœud correspondant à la fréquence d'occurrence du mot-clé respectif. Comme le montre la Figure, RL est plus couramment employé dans les systèmes multi-agent par rapport à d'autres méthodes.

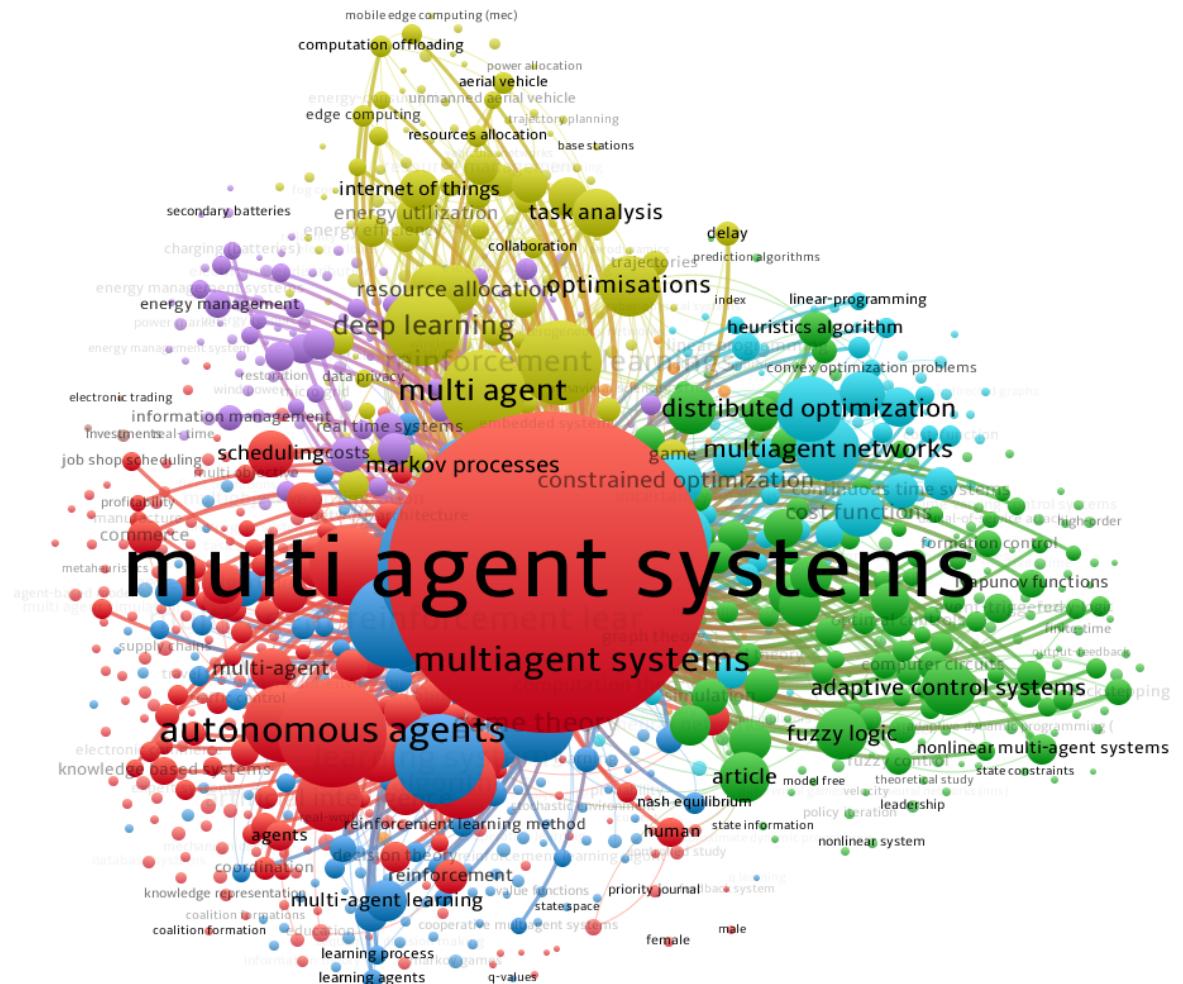


FIGURE 1-5 Analyse bibliographique pour l'apprentissage par renforcement multi-agent.

1.3 Positionnement de la thèse

L'objectif de cette thèse s'appuie sur les efforts de l'équipe de la Chaire de Recherche du Canada en Sources d'Énergie pour les Véhicules du Futur à l'Institut de Recherche sur l'Hydrogène (IRH) de l'Université du Québec à Trois-Rivières (UQTR), en se concentrant sur les MFCHEV. Cette initiative de recherche est un effort collaboratif entre l'UQTR et l'Université de Sherbrooke, supervisé par le professeur Loïc Boulon, titulaire de la Chaire de recherche du Canada sur les sources d'énergie pour les véhicules du futur, et il est maintenant le directeur du Réseau Québécois sur l'Énergie Intelligente. Le professeur João Trovão occupe la Chaire de recherche du Canada sur les véhicules électriques efficaces avec des systèmes de stockage d'énergie hybridés. Cette étude propose un groupe motopropulseur hybride pour le véhicule électrique Spyder, un véhicule électrique à trois roues à batterie pure principalement utilisé à des fins récréatives. La moto électrique examinée dans cette thèse sert de plateforme expérimentale dans le laboratoire e-TESC de l'Université de Sherbrooke.

Avant cette initiative, de nombreux projets dans mon groupe à l'IRH ont concentré leurs efforts sur la gestion de l'énergie des MFCHEVs et/ou l'intégration de la modélisation en ligne. Notamment, la thèse de R. Silvia (2016) a abordé la durée de vie limitée des PEMFCs en mettant en œuvre une architecture de gestion de la santé et du pronostic et en proposant une hybridation passive des PEMFCs avec des SC [61]. La thèse de C. Dépature (2017) a développé une structure de contrôle basée sur la Représentation Macroscopique Énergétique (REM) et la méthode Backstepping, atteignant un contrôle basé sur l'inversion stable pour un véhicule FC-SC [62]. Le travail de K. Ettahir (2017) s'est concentré sur une EMS adaptative optimale, utilisant la modélisation en ligne des paramètres FC pour maximiser l'efficacité et la puissance tout en minimisant la consommation d'hydrogène et en préservant la fonction des FC [63]. La thèse de M. Kandidayeni (2020) a approfondi la gestion systémique simultanée de la performance énergétique des FC en utilisant un modèle à entrées multiples et une méthode de modélisation en ligne prenant en compte les conditions opérationnelles et les effets de vieillissement [64]. Arash Khalatbarisoltani (2022) a conçu un contrôle prédictif décentralisé (MPC) comme EMS pour les MFCHEVs, avec des hyperparamètres ajustés en fonction du RL [65]. Nassim Noura (2022) a proposé une modélisation en ligne pour la batterie intégrée au

MPC [66]. Alvaro Macias Fernandez (2023) a introduit une méthode d’hybridation à couplage passif pour connecter un empilement FC à un SC sans électronique de puissance pour le véhicule électrique à trois roues Spyder [20]. Dans le contexte du laboratoire e-TESC de l’Université de Sherbrooke, plusieurs thèses ont porté sur l’utilisation du véhicule électrique à trois roues Spyder comme étude de cas.

Suivant la trajectoire de recherche des deux laboratoires, cette thèse propose un EMS pour un véhicule électrique (Spyder) qui était à l’origine un véhicule électrique purement alimenté par batterie conçu principalement à des fins de loisirs.

La première étape de cette étude consiste à concevoir un estimateur en ligne utilisant des modèles semi-empiriques basés sur des expériences pour les MFC et la batterie, qui est ensuite intégré dans la Théorie des Jeux¹ GT dans le cadre de l’EMS pour souligner l’importance de la modélisation en ligne dans les EMS des MFCHEV. Deuxièmement, afin de combler les lacunes existantes dans la conception d’EMS pour les MFCHEV, telles que l’adaptabilité et la coopération entre les piles, le RL sera mis en œuvre. Troisièmement, l’étude de cas précédente sera améliorée en concevant un apprentissage par renforcement profond (Deep RL, DRL), et pour éviter les piles inactives, un agrégateur sera incorporé dans l’EMS pour distribuer la politique du réseau neuronal de chaque pile. De plus, les estimateurs en ligne conçus lors de la première étape seront ajoutés pour chaque source d’énergie (MFC et batterie) afin de permettre à l’EMS de recevoir des signaux de mise à jour des sources d’énergie. Le positionnement de cette thèse de doctorat dans le laboratoire IRH et e-TESC est illustré à la Figure. 1-6.

1. En anglais : Game theory

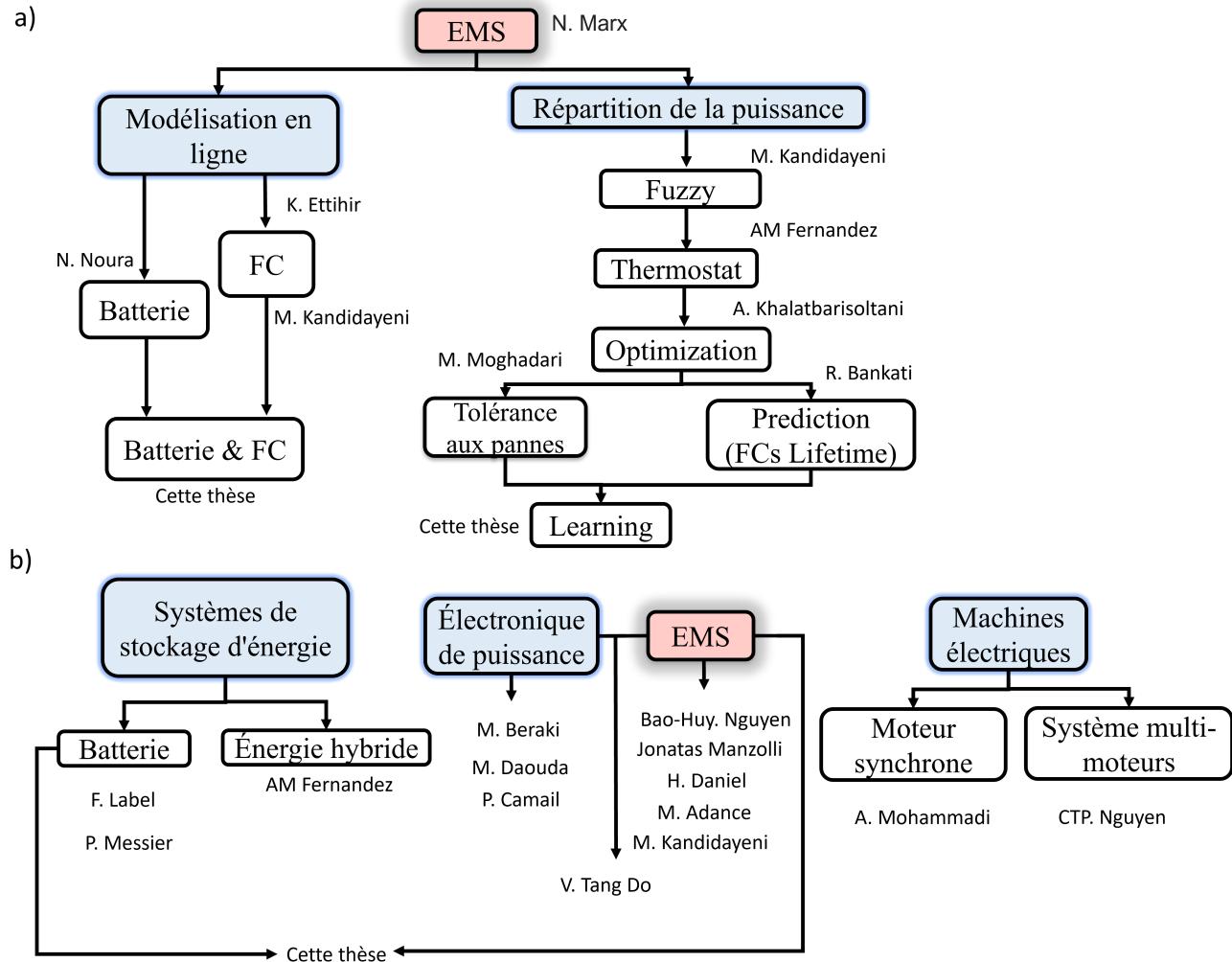


FIGURE 1-6 La position de la thèse : a) laboratoire IRH et b) laboratoire e-TESTC

1.4 Énoncé du problème

Le concept de MFCHEV est relativement nouveau, mais comme revu dans la section précédente, il existe des EMSs mis en œuvre dans les MFCHEV qui ont tenté de réduire la dégradation des sources d'énergie, malgré l'accent mis sur la minimisation de la consommation d'hydrogène dans les FCs. Ils ont tenté de mettre en œuvre différents types d'EMS et ont établi des repères pour comparer les EMS proposés. Certaines études ont examiné l'impact de différentes architectures de piles dans les MFCHEV sur les performances du système. De plus, certaines se sont concentrées sur la mise en œuvre d'approches pour la modélisation en ligne des batteries et des piles à hydrogène.

En ce qui concerne les travaux examinés dans la littérature, on peut en déduire qu'il faudrait accorder plus d'attention à l'emploi des EMS en ligne pour les MFCHEV, en mettant particulièrement l'accent sur les coordination de la pile, leur adaptabilité et l'intégration de la modélisation en ligne des sources d'énergie dans l'EMS. Ce qui suit expliquera l'importance de ces lacunes.

1.4.1 Coordination de la pile

Dans les MFCHEV, il est crucial de garantir que chaque pile fonctionne indépendamment pour plusieurs raisons. Si toutes les piles étaient interconnectées et dépendantes les unes des autres, une défaillance du contrôleur d'une pile pourrait se propager et affecter l'ensemble du système, entraînant une panne totale. En ayant des piles indépendantes, la défaillance d'une pile n'entraîne pas nécessairement la défaillance de l'ensemble du système de contrôle. Cette redondance est essentielle pour le fonctionnement continu du véhicule. Le fonctionnement indépendant permet à chaque pile d'être optimisée individuellement, garantissant que le véhicule peut fonctionner à une efficacité optimale même si certaines piles ne fonctionnent pas à leur meilleur niveau. Il convient de noter que la configuration centralisée, qui a été expliquée ci-dessus, n'est pas une approche adaptée pour combler cette lacune car, dans cette configuration, les agents (piles) ne peuvent pas fonctionner indépendamment. En coopérant entre les piles, la répartition de l'énergie du véhicule peut être optimisée car l'objectif des piles est d'améliorer l'efficacité globale du système. De plus, si une pile ne fonctionne pas, la coopération entre les piles peut aider à compenser la pile sous-performante, assurant que le véhicule continue de fonctionner efficacement et à un coût total réduit ou faible. Cependant, se fier uniquement à la coopération peut entraîner différentes formes de dégradation ou même une défaillance parmi les parties prenantes, ainsi que des cas d'inactivité des parties prenantes. Dans les systèmes à plusieurs piles, le fonctionnement efficace des piles individuelles est essentiel pour les performances globales du système, ce qui ne peut être atteint par la coopération seule. Une autre lacune dans la littérature concernant les coordination de la pile est le partage d'informations. Le partage d'informations peut aider à l'équilibrage de la charge entre les piles. Certaines piles peuvent avoir plus de capacité disponible ou être dans de meilleures conditions de fonctionnement avec moins de dégradation que d'autres. Cela conduit à une répartition

plus équilibrée de la dégradation entre les piles. Lorsque ces piles fonctionnent sans partager leurs informations, cela peut entraîner plusieurs défis importants. Sans partage d'informations, chaque pile fonctionne de manière isolée, sans connaissance de l'état ou de la charge des autres piles dans le système. Ce manque peut potentiellement entraîner une réduction de l'efficacité du système. Certaines piles peuvent fonctionner dans des conditions sous-optimales, tandis que d'autres peuvent être soumises à des charges plus élevées qu'elles ne peuvent supporter. Parfois, une seule pile suffit pour répondre à la puissance demandée. Cependant, en l'absence de partage d'informations entre les piles, cela peut entraîner l'activation d'autres piles, entraînant une dégradation supplémentaire des performances globales des piles. De plus, si l'une de ces piles rencontre des problèmes, les autres piles en sont informées grâce au partage d'informations. Cela permet au véhicule de prendre des mesures correctives et d'optimiser ses performances globales, même lorsque les piles individuelles ne fonctionnent pas à leur meilleur niveau. Ce comportement peut améliorer la fiabilité et l'efficacité de chaque pile. Cependant, la coopération est essentielle pour maximiser les performances globales du système. L'utilisation d'une coordination distribuée ou hiérarchique, comme expliqué ci-dessus, peut en partie combler cette lacune entre les piles.

1.4.2 Adaptabilité

Plusieurs facteurs influencent le cycle de conduite d'un véhicule, notamment les conditions routières, les schémas de circulation, la météo et le comportement du conducteur. Ces éléments introduisent des variations dans la vitesse et l'accélération de conduite, entraînant un profil de conduite dynamique et imprévisible. Dans une EMS pour véhicules, l'adaptabilité est cruciale pour s'adapter aux divers cycles de conduite et optimiser les performances dans tous les scénarios. Malgré les performances appropriées des approches basées sur des règles et d'optimisation mises en œuvre, elles ne garantissent pas l'adaptabilité pour tous les types de cycles de conduite.

1.4.3 Intégration de la modélisation en ligne dans l'EMS

Une autre lacune importante dans la conception des EMS pour les MFCHEV est la mise à jour des signaux des sources d'énergie vers l'EMS en condition de fonctionnement. Selon

la littérature existante, l'une des principales causes de mauvaise gestion dans l'EMS est la dégradation des performances des sources d'énergie en raison des conditions opérationnelles et des variations. Sans la modélisation en ligne, l'EMS peut ne pas avoir accès à des informations à jour et précises sur l'utilisation de l'énergie, ce qui conduit à des inefficacités dans le système. La modélisation en ligne a un impact important sur l'apprentissage par renforcement (RL). Pendant l'entraînement, elle nécessite des modèles complets des sources d'énergie qui prennent en compte leur dégradation. Par conséquent, recevoir des signaux mis à jour des sources d'énergie est crucial, rendant la modélisation en ligne dans le RL essentielle, un aspect qui n'a pas reçu d'attention dans la littérature. Le Tableau 1-2 fournit une comparaison complète entre cette étude et celles des autres études connexes.

1.4.4 Buts et objectifs

Cette thèse tente de combler les lacunes mises en évidence en suivant les directions mentionnées ci-dessus. À cet égard, l'objectif principal est de concevoir une EMS coopératif en ligne qui partage des informations entre les piles dans un MFCHEV. À cette fin, les objectifs suivants sont fixés :

- Proposer une modélisation en ligne pour la batterie et la pile à combustible avec des données expérimentales, puis intégrer cette approche dans une EMS.
- Mettre en œuvre un EMS adaptatif-coopératif pour les MFCHEV, en considérant une fonction de coût multi-critères qui inclut la dégradation des sources d'énergie et la consommation d'hydrogène. Ensuite, comparer ses résultats avec ceux des méthodes d'optimisation.
- Mettre en œuvre une EMS coopérative avec partage d'informations entre les FCs, visant à réaliser une distribution équitable de la puissance entre elles, à prévenir les piles inactives ou celles fournissant moins de puissance que demandée par rapport aux autres piles.

Un résumé des objectifs de cette thèse est présenté dans le Tableau 1-2. Ce Tableau fournit une comparaison entre les contributions du travail présenté et celles d'autres études connexes.

1.5 Méthodologie

Après avoir discuté de la motivation et réalisé une enquête bibliographique complète pour mettre en évidence les lacunes dans ce domaine, une méthodologie en trois étapes a été suivie pour atteindre les objectifs mentionnés et compléter cette thèse.

La première étape consiste à concevoir une modélisation en ligne qui s'intègre dans l'EMS approprié afin d'améliorer la performance d'un EMS dans les MFCHEVs. À cet égard, la modélisation en ligne des FCs et de la batterie sera conçue puis intégrée dans l'EMS approprié, nommé GT, qui a démontré de bonnes performances et est couramment utilisé pour les systèmes multi-agent. Afin d'améliorer la précision des performances des FC et de la batterie sur des cycles de conduite prolongés, des modèles de dégradation pour les FC et la batterie ont été incorporés en tant que fonction de coût. Les modèles de FC incluent des coefficients pour la baisse de puissance des FC attribuée à des facteurs clés tels que l'opération à haute et basse puissance, les cycles de démarrage-arrêt, les charges dynamiques rapides et la dégradation naturelle. Les données expérimentales des FC et de la batterie ont été extraites d'un banc d'essai développé à l'Institut de recherche sur l'hydrogène de l'Université du Québec à Trois-Rivières et du laboratoire e-TESC de l'Université de Sherbrooke, respectivement. Deuxièmement, une EMS coopérative qui améliore la performance du système est définie en utilisant le RL, qui est courant dans les problèmes multi-agent coopératifs. Le RL a été conçu pour trouver des solutions optimales aux problèmes en maximisant les fonctions de coût à long terme, où la dégradation des FC et de la batterie, ainsi que la consommation d'hydrogène, ont été considérées comme le coût total du système. Cette approche, en raison de sa fonctionnalité sans modèle, peut s'adapter de manière dynamique aux environnements changeants, tandis que les approches basées sur des règles et sur l'optimisation sont souvent statiques et nécessitent des mises à jour manuelles, entre autres limitations. Une caractéristique distincte de ce projet est sa combinaison avec la modélisation en ligne des sources d'énergie.

Enfin, la dernière étape de ce travail vise à améliorer la précédente EMS et à combler les lacunes existantes dans le RL pour les MFCHEVs. Ainsi, la combinaison du DRL avec le FL sera mise en œuvre. Cette EMS offre l'opportunité d'obtenir des calculs rapides sans risque d'échec. Afin d'assurer une répartition équitable de la puissance demandée entre les piles et

d'éviter l'apparition de piles inactifs, le FL sera ajouté au système pour faciliter le partage d'informations entre les piles. Par conséquent, dans cette EMS proposée, non seulement chaque pile a sa propre politique, mais également, afin de partager leurs politiques entre eux, un agrégateur (FL) a été ajouté au système. Pour conserver les avantages de la modélisation en ligne, elle sera considérée pour les sources d'énergie à cette étape.

1.6 Contribution du projet

La revue de la littérature indique qu'il existe une variété d'approches pour répartir la puissance demandée entre les sources d'énergie. De plus, plusieurs méthodes de recherche examinent les modèles de sources d'énergie et identifient leurs paramètres pour faire face aux dérives de performance.

Cependant, aucune étude n'examine la communication entre les piles pour fournir la puissance demandée afin de faire face aux pannes du système, réduire la dégradation des sources d'énergie, et garantir une répartition équitable entre les piles tout en diminuant simultanément la consommation d'hydrogène. De plus, l'utilisation de l'algorithme RL dans les MFCHEVs a été très limitée, bien qu'il soit particulièrement adapté à un tel système multi-agent. De plus, il convient de noter qu'il n'existe que quelques EMS qui tentent de relier la répartition de la puissance dans les MFCHEVs avec la modélisation en ligne des performances en temps réel des FC et de la batterie.

À cet égard, certaines contributions principales ont été réalisées dans cette thèse :

- Ainsi, la première contribution de cette thèse est de proposer une approche de modélisation en ligne pour les deux sources d'énergie en considérant l'impact des paramètres de la batterie et des FC sur la performance du système alors qu'ils subissent une dégradation. Pour examiner l'impact de la modélisation en ligne sur la performance du système, une EMS appropriée ayant montré de bons résultats dans un système multi-agent a été conçue pour le MFCHEV [67].
- La contribution suivante de ce projet est de mettre en œuvre une EMS pour répartir la puissance demandée entre les sources d'énergie. Étant donné les avantages du RL, il sera intégré comme prochaine phase du projet. De plus, la modélisation en ligne basée

sur des données expérimentales des FCs et de la batterie sera utilisée pour combler l'écart entre les systèmes simulés et réels, créant ainsi des contrôleurs plus robustes [68].

- Bien que l'approche RL mise en œuvre pour répartir la puissance demandée entre les sources d'énergie montre des résultats prometteurs, elle présente encore certaines faiblesses concernant la communication entre les piles. À cet égard, la combinaison du DRL avec l'apprentissage fédéré (FL) a été proposée. La coordination proposée est basée sur un mélange d'approches de distribution et hiérarchiques pour remédier aux limitations de la méthode de distribution précédemment considérée, telles que la communication entre les piles et la lenteur de convergence.
- Pour examiner la performance des FC dans les véhicules légers, avec un potentiel d'extension aux véhicules lourds, une moto à trois roues (Spyder) a été considérée dans cette thèse.

1.7 Structure de la thèse

Le reste de cette étude est organisé comme suit.

- La modélisation de l'unité de puissance dans les MFCHEVs se distingue comme un aspect crucial de cette étude. Le **Chapitre 2** développe la modélisation du véhicule examiné, en mettant l'accent sur la surveillance en ligne des sources d'énergie. Étant donné que l'étude vise à développer une EMS en ligne efficace pour les MFCHEVs qui reçoit des paramètres de sources d'énergie mis à jour en temps réel, l'importance de l'intégration de la modélisation en ligne des sources d'énergie dans l'EMS sera examinée. De plus, ce chapitre soulignera l'importance d'intégrer la modélisation en ligne dans l'EMS.
- Le **Chapitre 3** approfondira l'étude de RL / DRL et l'importance de la mise en œuvre de RL/DRL en tant qu'EMS dans les MFCHEV, en abordant les lacunes mentionnées dans l'EMS concernant la connexion et la coordination des piles. Dans ce chapitre, une référence complète sera mise en œuvre et expliquée.

- Enfin, le **Chapitre 4** se conclut par un aperçu détaillé des prochaines étapes visant à améliorer davantage ce travail.

Chapitre 2 - Modélisation et modélisation en ligne d'un véhicule hybride électrique à pile à combustible multi-pile

2.1 Introduction

Étant donné que les paramètres des sources d'énergie ne peuvent pas être mesurés directement avec des capteurs, un modèle mathématique de haute fidélité combiné à un algorithme d'estimation est essentiel. Un compromis entre la précision du modèle et sa complexité doit être pris en compte pour les implémentations en temps réel. De plus, les FC et les batteries se dégradent avec le temps, ce qui entraîne des variations dans des paramètres cruciaux tels que l'efficacité maximale, les points de puissance maximale et le SoC de la batterie. Par conséquent, la mise à jour continue de ces paramètres est cruciale. Pour résoudre la difficulté de contrôler et de combiner l'énergie propulsive fournie par plusieurs sources d'énergie, un modèle de chaîne cinématique est nécessaire. La modélisation mathématique joue un rôle crucial dans le développement technique des sources d'énergie des MFCHEV, car elle peut révéler divers aspects de la performance des MFCHEV et fournir des perspectives sur la manière de l'améliorer. Ainsi, cette section se concentrera sur le développement et l'utilisation de tels modèles. Ce chapitre commence par fournir des informations sur la modélisation du groupe motopropulseur utilisé et son intégration dans une EMS. Dans la deuxième étape, la modélisation des sources d'énergie (FCs et batterie) est expliquée, et en utilisant les équations des modèles de sources d'énergie, leurs paramètres seront identifiés en ligne.

Dans la dernière section, pour étudier l'importance d'intégrer la modélisation en ligne dans une EMS, une EMS appropriée a été conçue. Pour justifier la nécessité d'une

modélisation en ligne du système, l'effet de la dégradation de chaque source d'énergie sur la performance de l'EMS est examiné.

2.2 Modélisation du groupe motopropulseur

Pour analyser la dynamique du véhicule, deux approches distinctes sont employées : le modèle de véhicule orienté vers l'arrière et le modèle de véhicule orienté vers l'avant. Dans le modèle de véhicule orienté vers l'arrière, l'analyse est effectuée du point de vue de la route. Il vise à déterminer les forces agissant sur les pneus du véhicule et leur impact sur le mouvement du véhicule. Les paramètres clés de ce modèle comprennent les forces et moments sur les pneus, la vitesse du véhicule, l'angle de direction et les conditions de la route. En examinant les forces sur les pneus, ce modèle fournit des informations sur la stabilité du véhicule, les caractéristiques de conduite et la performance globale. En revanche, la méthode orientée vers l'avant est plus complexe et nécessite un composant logique pour représenter le conducteur. Ce "conducteur" gère les commandes d'accélérateur, de frein et de sélection de vitesse du véhicule. L'élément logique doit continuellement évaluer la variance entre la sortie, qui représente l'état cinématique et dynamique du véhicule, et l'entrée, indiquant la vitesse souhaitée du véhicule. Par conséquent, en plus du défi de modéliser le système mécanique, établir un modèle précis pour le "conducteur" est indispensable. Malgré sa simplicité apparente, la technique de modélisation orientée vers l'arrière est actuellement utilisée pour évaluer les émissions de CO₂ et la consommation de carburant tant pour les véhicules légers que lourds. Des outils de simulation avancés peuvent être développés en utilisant des solutions à architecture ouverte, permettant aux utilisateurs d'incorporer divers composants en fonction de la configuration du véhicule souhaitée. La littérature existante souligne la nécessité d'estimer avec précision les charges routières. Cela permet de déterminer le couple ou la puissance, facilitant ainsi l'estimation de la consommation de carburant. Quelle que soit la complexité du modèle ou de l'approche de simulation, la consommation de carburant est corrélée à la force de traction. Par conséquent, il est possible d'utiliser un modèle simple capable de fournir des résultats fiables sans

nécessiter une analyse détaillée de la construction du véhicule. Ainsi, dans cette étude, le modèle de véhicule orienté vers l’arrière sera considéré. Ces modèles sont illustrés dans la Figure 2-1.

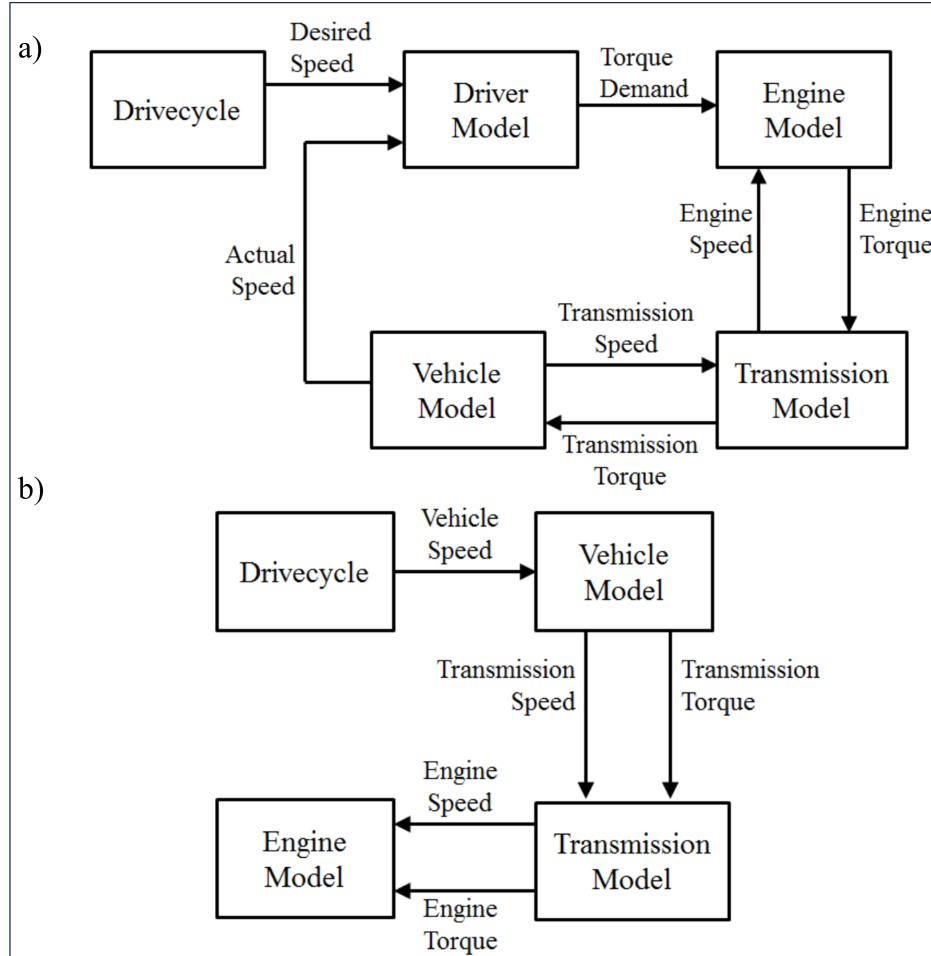


FIGURE 2-1 Modèles de véhicule : a) Modèle de véhicule orienté vers l’avant, b) Modèle de véhicule orienté vers l’arrière [69].

La modélisation du véhicule commence par l’établissement des dynamiques fondamentales, comme le montre la Figure 2-2. Le cycle de conduite décrit un scénario de conduite qui se concentre principalement sur le mouvement longitudinal du véhicule, simplifiant ainsi considérablement les dynamiques du véhicule.

L’équation ci-dessous représente l’équation de mouvement dans la direction longitudinale :

$$\frac{dV_{EV}}{dt} = \frac{F_{tr} - F_{env}}{m_{eq}} \quad (2.1)$$

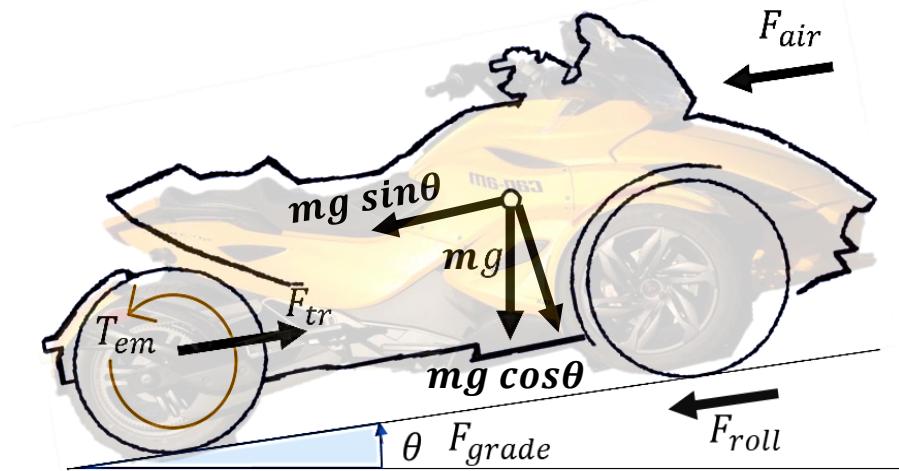


FIGURE 2-2 Analyse de la dynamique des véhicules.

$$F_{tr} = \frac{G_{gb}}{r} T_{em} \eta_{gb}^{\beta} \quad (2.2)$$

$$F_{tr} = F_{roll} + F_{grade} + F_{air} \quad (2.3)$$

$$F_{roll} = M_{eq} g \mu_{fr} \cos \Theta \quad (2.4)$$

$$F_{air} = 0.5 \rho_{air} A_{aero} C_d V_{EV}^2 \quad (2.5)$$

$$F_{grade} = m_{eq} g \sin \Theta \quad (2.6)$$

$$\Omega_m = \left(\frac{G_{gb}}{r} \right) V_{EV} \quad (2.7)$$

$$i_{ts} = \frac{T_{em} \Omega_m \eta_m^{\beta}}{u_{DC}} \quad (2.8)$$

avec F_{tr} est la force de traction, F_{env} est la résistance à la traction du véhicule, M_{eq} est l'équivalent de la masse du véhicule, r est le rayon de la roue, T_{em} est le couple de la machine électrique, η_{gb} est l'efficacité de transmission de la boîte de vitesses, ρ_{air} est la densité de l'air (1.2 kg/m^3), β est -1 ou 1 selon le mode de freinage, Ω_m est la vitesse de rotation du rotor, Θ est la pente de la route, μ_{fr} est la résistance au roulement, C_d est la traînée aérodynamique, $T_{em,ref}$ est la référence de couple, u_{DC} est la tension du bus DC, et η_m est l'efficacité de conduite qui prend en compte l'efficacité de l'onduleur et du moteur.

2.2.1 Étude de cas (*Spyder*)

Une configuration de groupe motopropulseur pour véhicule électrique à trois roues, provenant du laboratoire e-TESC de l’Université de Sherbrooke, est utilisée dans ce projet [70]. Les véhicules de ce type sont généralement soumis à des dynamiques élevées et doivent avoir un design compact tout en atteignant des vitesses élevées. Un MFCHEV possède une répartition de masse flexible, ce qui est intéressant pour ce type de véhicule. L’hybridation d’un MFC avec une batterie n’a pas été profondément étudiée pour les véhicules récréatifs. Sur la plateforme utilisée, la roue arrière est directement connectée à un moteur synchrone à aimant permanent de 28 kW (96 V), et la vitesse maximale du véhicule est de 120 km/h. La Figure 2-3 a) montre le véhicule mentionné. Pour répondre à la demande en puissance à travers l’hybridation du MFC et de la batterie, trois piles seront examinées comme étude de cas dans cette étude. La table 2-1 présente les spécifications de ce véhicule. Basé sur cette configuration, plusieurs FCs et un pack de batterie compact, tous reliés au bus DC via des convertisseurs DC-DC individuels, sont utilisés pour satisfaire les exigences en puissance du véhicule. Les détails de la modélisation en ligne des sources d’énergie (FCs et batterie) seront expliqués dans les sections suivantes.



FIGURE 2-3 Le véhicule électrique à trois roues.

TABLEAU 2-1 Spécifications du véhicule électrique à trois roues e-TESC avec les sources d'alimentation considérées.

Composant	Variable	Symbol	Valeur
Véhicule	Masse du véhicule	M_{eq}	350 kg
	Coefficient typique de résistance au roulement	μ_{fr}	0.02
	Coefficient typique de traînée aérodynamique	C_D	0.75
	Surface frontale du véhicule	A_f	1.25 m ²
	Rayon de la roue	r	0.305 m
FC (Ballard)	Rapport de transmission par courroie	G_{gb}	5.033 (30 :151)
	No. cellule	N_{cell}	38
	No. pile	N_{stack}	3
	Courant max	$i_{FC,max}$	300 A
	Puissance max	$P_{FC,max}$	7.33 kW
FC (Horizon)	No. cellule	N_{cell}	24
	No. pile	N_{stack}	3
	Courant max	$i_{FC,max}$	40 A
	Puissance max	$P_{FC,max}$	500 W
	No. Série	$N_{bat,serie}$	24
Batterie	No. Parallèle	$N_{bat,parallel}$	12
	Capacité	Q_{bat}	2.5 Ah
	Tension nominale	$V_{bat,nom}$	3.7 V

2.3 Modélisation de FC

Les fluctuations des conditions de fonctionnement (telles que la température, la pression, le courant, etc.) et le phénomène de vieillissement ont un impact sur les caractéristiques opérationnelles de la FC, y compris la puissance maximale, l'efficacité maximale et la puissance nominale. De plus, la puissance maximale du pile diminue avec le temps en raison du vieillissement. Ces spécifications jouent un rôle important dans la conception d'un système de gestion de l'énergie pour un MFCHEV, car elles définissent la plage de fonctionnement et les limites du système.

Cependant, la conception de modèles complets de sources d'énergie qui englobent l'ensemble des phénomènes physiques est très difficile en raison de leur nature multivariée, rendant la modélisation en ligne cruciale pour la gestion énergétique globale des MFCHEV. De plus, la modélisation des mécanismes de dégradation dans des conditions automobiles reste un problème ouvert dans la littérature, et les variations de performance mentionnées ci-dessus ont encore compliqué le développement d'un modèle complet de FC et de batterie. Par conséquent, ce chapitre se concentre sur la modélisation et l'estimation des paramètres de la FC et de la batterie [71].

La modélisation joue un rôle crucial dans l'avancement technologique des PEMFC. Diverses applications, y compris l'industrie automobile, les appareils portables, la génération distribuée, les applications militaires, etc., ainsi que des objectifs tels que la modélisation multiphysique, le diagnostic, la surveillance, la gestion de l'énergie et le contrôle, stimulent la modélisation des PEMFC. Les modèles FC existants dans la littérature se répartissent en trois catégories : boîte blanche, boîte noire et boîte grise, comme illustré à la Figure 2-4.

Les modèles boîte blanche, également connus sous le nom de modèles mécanistes ou théoriques, comprennent des équations algébriques et différentielles basées sur la thermodynamique, l'électrochimie et la mécanique des fluides. Ils sont conçus pour explorer des phénomènes tels que les effets de polarisation, l'utilisation du catalyseur, la gestion de l'eau, etc., et varient en termes de dimensions spatiales. En revanche, les modèles boîte noire sont dérivés d'observations et ne s'attardent pas sur les relations physiques

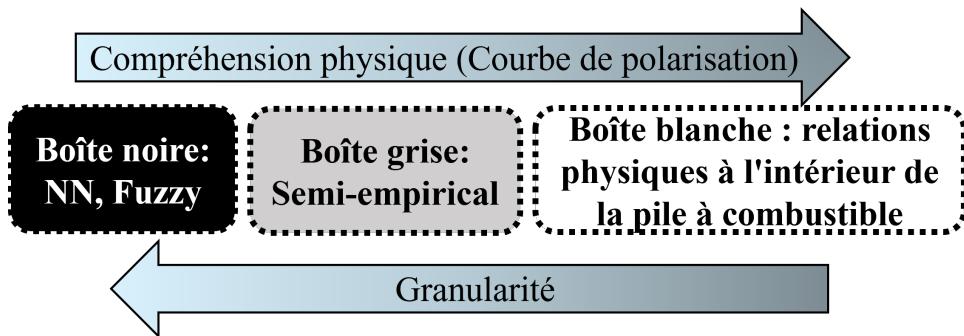


FIGURE 2-4 Catégories de modèles de FC.

détaillées à l’intérieur des PEMFC. Bien que les modèles boîte noire nécessitent peu d’efforts de calcul, leurs incertitudes augmentent lorsqu’ils sont confrontés à de nouvelles conditions de fonctionnement. Les réseaux neuronaux artificiels, la logique floue et leurs combinaisons sont des approches populaires pour développer des modèles boîte noire pour les FC. Les modèles boîte grise, également appelés modèles semi-empiriques, trouvent un équilibre entre complexité et simplicité. Ces modèles sont basés sur des relations physiques étayées par des données expérimentales et expliquent les aspects électrochimiques fondamentaux des PEMFC, tels que les courbes de polarisation. Les modèles boîte grise des FC trouvent des applications pratiques dans la conception de la gestion de l’énergie, fournissant des informations précieuses sur les effets des courbes de polarisation comme la tension réversible de la cellule, la chute d’activation, la perte ohmique et la surtension de concentration. Le Tableau 2-2 résume les modèles de FC discutés. À la lumière des modèles discutés, les modèles boîte grise et boîte noire semblent les plus adaptés pour les fins de contrôle et de gestion de l’énergie. La prochaine section présente une revue complète des méthodes de modélisation en ligne utilisées pour l’estimation des paramètres des modèles de FC basés sur des modèles boîte grise et boîte noire.

2.3.1 Modèle semi-empirique de FC

Sur la base des méthodes de modélisation de FC décrites dans la section précédente, les modèles semi-empiriques semblent bien adaptés aux fins de l’EMS. Définir le modèle est une étape cruciale dans la modélisation en ligne. Plusieurs modèles semi-empiriques

TABLEAU 2-2 Comparaison des modèles de FCs [72].

Caractéristiques	Modèle boite blanche	Modèle boite gris	Modèle boite noire
Dépendance aux données expérimentales	Faible	Moyenne	Élevée
Effort de temps de calcul	Élevé	Moyen	Faible
Précision	Élevée	Satisfaisante	Satisfaisante
Granularité	Élevée	Moyenne	Faible
Compréhension physique	Élevée	Satisfaisante	Très faible
Domaine d'application	Compréhension au niveau cellulaire, Conception d'émulateurs, Objectifs de diagnostic	Gestion de l'énergie, Contrôle, Études de diagnostic	Gestion de l'énergie, Contrôle, Études de diagnostic
Applicabilité en ligne	Non applicable	OK	OK

ont été proposés pour les FC, notamment le modèle de Srinivasan et al. [73], le modèle de Mann et al. [74], et le modèle de Squadrato et al. [75]. Les critères de sélection pour déterminer le modèle semi-empirique approprié comprennent la pertinence physique des paramètres, le nombre de paramètres à identifier, et le nombre de capteurs nécessaires pour réduire le temps de calcul. Il est essentiel que le modèle tienne compte des surtensions sur toute la plage de mesure des FC tout en tenant compte des phénomènes de transport de masse pour mettre en évidence le point de puissance maximale. Après avoir comparé les modèles étudiés, le modèle de Squadrato et al. semble le approprié, car il ne nécessite que quelques capteurs (tension et courant) et offre une plage de mesure plus large [76]. Une comparaison de certains de ces modèles est présentée dans Tableau 2-3.

Il est donc retenu dans cette étude. Selon ce modèle, la tension de sortie peut être calculée à l'aide de l'équation suivante :

$$V_{st} = N_{cell}[V_o - b \log(J) - R_{internal}J + \gamma J^\sigma \ln(1 - \beta J)] \quad (2.9)$$

TABLEAU 2-3 Résumé des modèles avec les critères de comparaison [76].

Modèle	Paramètres	Mesures	Mass transport
Srinivasan et al. Srinivasan	2	2	Non
Kim et al.	4	2	Oui
Lee et al.	4	3	Oui
Mann et al.	11	5	Oui
Squadrito et al.	4	2	Oui
Kulikovsky et al.	5	3	Oui

Avec V_{st} est la tension de sortie (V) de la pile, N_{cell} est le nombre de cellules, V_o est le potentiel réversible de la cellule (V), b est la pente de Tafel (V), J est la densité de courant réelle (A/cm^2), $R_{internal}$ est la résistance de la cellule (Ω), τ est un paramètre semi-empirique lié au mécanisme de diffusion, σ (compris entre 1 et 4) est un nombre sans dimension lié à l'inondation de l'eau, et β est l'inverse de la densité de courant limite.

Les données expérimentales nécessaires pour ajuster les paramètres de ce modèle ont été extraites d'un banc d'essai développé à l'Institut de recherche sur l'hydrogène de l'Université du Québec à Trois-Rivières. La Figure 2-6 présente l'installation expérimentale de la FC utilisée. Dans cette installation, une FC Horizon de 500 W est connectée à un CompactRIO de National Instruments via le contrôleur de la FC. La vanne d'hydrogène alimente la FC en hydrogène sec, et son débit est compris entre 0 et 7 l/min en fonction de la puissance tirée de la pile. La vanne de purge à la sortie de l'anode expulse l'excès d'hydrogène, d'eau et d'azote toutes les 10 s pendant une durée de 100 ms. Une connexion Ethernet transfère les données entre le CompactRIO et le PC toutes les 100 ms, puis la tension, le courant et la température du système FC sont enregistrés. Le 2-1 rapporte les caractéristiques du système FC de 500 W utilisé. La Figure 2-6 illustre les courbes de consommation d'hydrogène et d'efficacité de la FC Horizon de 500 W extraites du banc d'essai développé. Selon le Tableau 2-1, le MFCHEV à trois roues étudié nécessite trois systèmes de FCs de 7,33 kW. Étant donné que les FCs disponibles sur le banc d'essai expérimental sont de 500 W, il est nécessaire de définir un facteur d'échelle. À cet égard, dans l'installation HIL développée, la puissance de chaque FC de 500 W est augmentée à 7,33 kW après le convertisseur en utilisant un facteur linéaire.

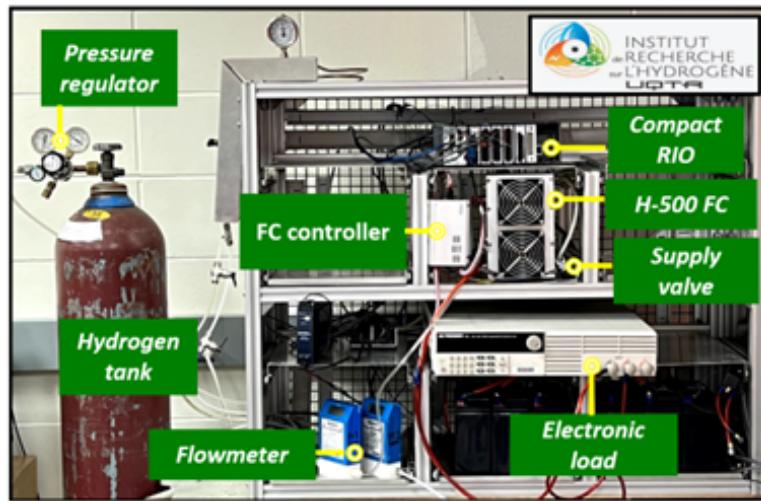


FIGURE 2-5 Configuration de test FC Horizon.

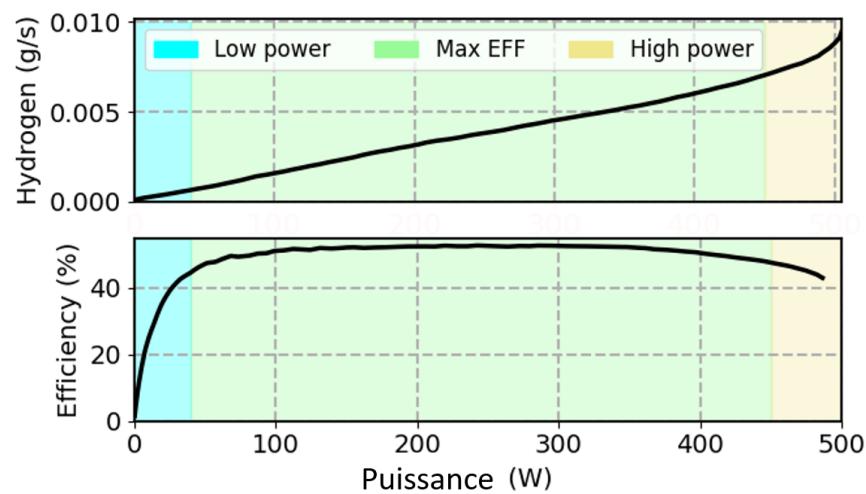


FIGURE 2-6 Courbes d'efficacité et de production d'hydrogène du FC Horizon.

2.4 Modélisation de batterie

Le modèle de batterie 1RC est un choix populaire de modèle de batterie en raison de sa capacité à trouver un équilibre entre précision et simplicité. Il trouve des applications dans divers scénarios, allant des appareils électroniques portables aux véhicules électriques. Bien que des modèles plus complexes existent et puissent offrir une plus grande précision, leur mise en œuvre peut s'avérer difficile et nécessiter une connaissance plus approfondie de la batterie spécifique utilisée. Comme point de départ pour la modélisation de la batterie, le modèle 1RC offre des informations précieuses sur le comportement de la batterie. Ce modèle comprend une source de tension idéale qui caractérise la tension en circuit ouvert (OCV) en fonction de l'état de charge (SoC), une résistance ohmique en série et une branche RC en parallèle. En fonction du niveau de précision souhaité, le nombre de branches RC en parallèle peut varier d'une seule (connue sous le nom de modèle de circuit équivalent de Thevenin) à plusieurs branches, permettant une représentation plus détaillée du comportement dynamique de la batterie. Les modèles de Thevenin ont été utilisés auparavant dans la gestion de l'énergie des FCHEV [77]. Comme illustré à la Figure 2-7, la tension terminale peut être obtenue à l'aide de l'équation (2.10).

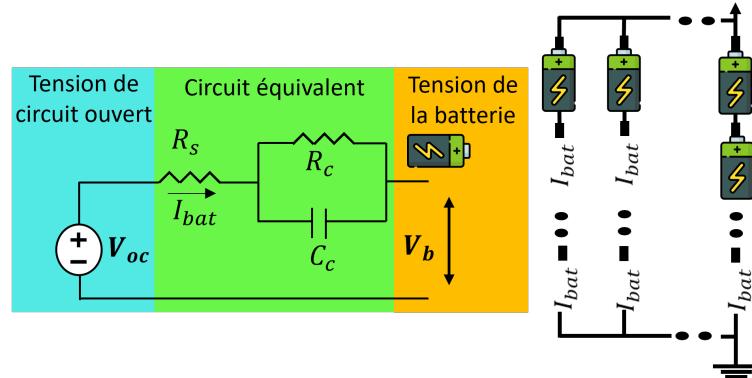


FIGURE 2-7 Modèle Thevenin 1RC.

$$V_{oc} = V_{bat} - (R_s + R_c)I_{bat} + R_c C_c \frac{dV_{bat}}{dt} - R_s R_c C_c \frac{dI_{bat}}{dt} \quad (2.10)$$

Avec V_{bat} est la tension terminale, V_{oc} est la OCV, I_{bat} est le courant de charge de la batterie (les courants positifs et négatifs correspondent respectivement à la charge et à la décharge), R_s est la résistance ohmique interne, et R_c et C_c sont respectivement la résistance et la capacité de polarisation équivalentes. Pour estimer une tension terminale précise, la paramétrisation du modèle de circuit équivalent (ECM) doit être réalisée par une technique d'estimation de paramètres en ligne. Les données de test en laboratoire nécessaires au processus de modélisation en ligne ont été fournies en effectuant des tests de pulsations de charge et de décharge. Afin d'estimer SoC, la formule de comptage de Coulomb est utilisée. Les données de test en laboratoire requises dans cette étude pour le processus de modélisation en ligne ont été obtenues à partir de l'installation illustrée à la Figure 2-8, développée dans le laboratoire e-TESC de l'Université de Sherbrooke. Tous les tests ont été réalisés à l'aide d'une chambre climatique Cincinnati Sub-Zero MicroClimate®. Les cellules sont maintenues par des supports de batterie ZKE, qui possèdent des sondes indépendantes pour les mesures de tension et de courant. Une méthode Kelvin à quatre fils est utilisée pour connecter chaque support de cellule à l'un des 48 canaux d'un cycleur de cellules LB T-2000 d'Arbin Instruments. Des thermocouples de type T sont placés à mi-chemin le long de la face radiale de chaque cellule et maintenus en place avec un film de polyamide fin pour mesurer la température. Une fréquence d'échantillonnage de 10 Hz est définie pour les canaux.



FIGURE 2-8 Configuration du test de batterie.

2.5 Modélisation en ligne

Le processus de modélisation en ligne peut être réalisé hors ligne ou en ligne. Dans la modélisation hors ligne, les données mesurées sont d'abord sauvegardées dans un support de stockage, puis transférées sur un ordinateur pour une analyse et une évaluation ultérieures. Ce type de modélisation en ligne est effectué en traitant les données par lots, ce qui signifie évaluer l'ensemble des données en une seule fois. Des techniques de modélisation en ligne directe, telles que les moindres carrés, sont généralement utilisées pour ce type de modélisation en ligne. Dans le modélisation en ligne, le processus est réalisé en temps réel, et les données sont évaluées immédiatement après chaque échantillon collecté. Des algorithmes de modélisation en ligne récursive sont employés dans les processus en ligne, ce qui signifie qu'aucun stockage de données n'est nécessaire.

Dans ce travail, l'identification en ligne des paramètres des sources d'énergie est priorisée. Cela est principalement dû au fait que les paramètres d'un modèle de FC varient dans le temps, comme mentionné précédemment. Étant donné que la performance de la FC est affectée par la dégradation et les conditions de fonctionnement, la mise à jour des paramètres du modèle est nécessaire. Les filtres de Kalman et les moindres carrés récursifs (RLS) sont deux filtres récursifs bien connus qui ont été utilisés avec succès dans divers problèmes d'ingénierie. Il existe plusieurs méthodes pour les modèles du modélisation en ligne des batteries et des FCs. La méthode RLS est considérée comme un candidat solide pour les modèles du modélisation en ligne des batteries et des FC en raison de sa capacité à gérer les données bruitées, son efficacité computationnelle et son estimation stable des paramètres du système. L'algorithme RLS minimise l'erreur associée au signal d'entrée et fonctionne bien même dans des conditions variables dans le temps cet algorithme permet surtout de prendre également en considération des paramètres non linéaires.

À cet égard, l'objectif de cette section est d'utiliser RLS pour identifier les paramètres du modèle électrochimique FC+Battery introduit. Le RLS employé dans ce travail est formulé comme suit [78] :

$$y(t) = \theta(t)^T \phi(t) + v(t) \quad (2.11)$$

$$\theta(t) = \theta(t-1) + k(t)E(t) \quad (2.12)$$

$$k(t) = \lambda^{-1} P(t-1) \phi(t) / (1 + \lambda^{-1} \phi^T(t) P(t-1) \phi(t)) \quad (2.13)$$

$$P(t) = \lambda^{-1} P(t-1) - \lambda^{-1} k(t) \phi^T(t) P(t-1) + BI \quad (2.14)$$

$$\lambda(t) = \omega - \left(1 - \frac{\omega}{\phi^T(t) P(t-1) \phi(t)} \right); \quad \phi^T(t) P(t-1) \phi(t) > 0 \quad (2.15)$$

$$\lambda(t) = 1; \quad \phi^T(t) P(t-1) \phi(t) = 0 \quad (2.16)$$

$$E(t) = u(t) - \phi^T(t) \theta(t-1) \quad (2.17)$$

Avec $y(t)$ est la sortie estimée, $\theta(t)$ est le vecteur de paramètres, $\phi(t)$ est le vecteur de régression, $v(t)$ est l'incertitude sur la sortie, $k(t)$ est le gain de Kalman, $E(t)$ est l'erreur, λ est un facteur de décroissance directionnelle, $P(t)$ est la matrice de covariance, B est une constante qui augmente instantanément la matrice de covariance, I est la matrice identité, ω est le facteur d'oubli ($0 < \omega < 1$), et $u(t)$ est la sortie mesurée. Le Tableau 2-4 illustre comment les modèles de FCs et de batteries présentés peuvent être intégrés dans le cadre RLS pour le processus d'estimation des paramètres basé sur les équations (2.11) - (2.17).

Figure 2-9 illustre la structure de la modélisation en ligne pour la batterie et la FC.

TABLEAU 2-4 Description des paramètres de RLS.

Paramètres de RLS	FC	Batterie
$\theta(t)$	$[V_o, b, R_{internal}, l]$	$[V_{oc}, R_s + R_c, R_c C_c, R_s R_c C_c]$
$\phi(t)$	$[1, \log(J), -J, J^\sigma \ln(1 - \beta J)]$	$[1, I_{bat}, -\frac{dV_{bat}}{dt}, -\frac{dI_{bat}}{dt}]$
$y(t)$	Estimé V_{st} by RLS	Tension estimée V_{bat} par RLS
$u(t)$	Tension mesurée V_{st} de la vraie FC	Tension mesurée V_{bat} de la vraie batterie

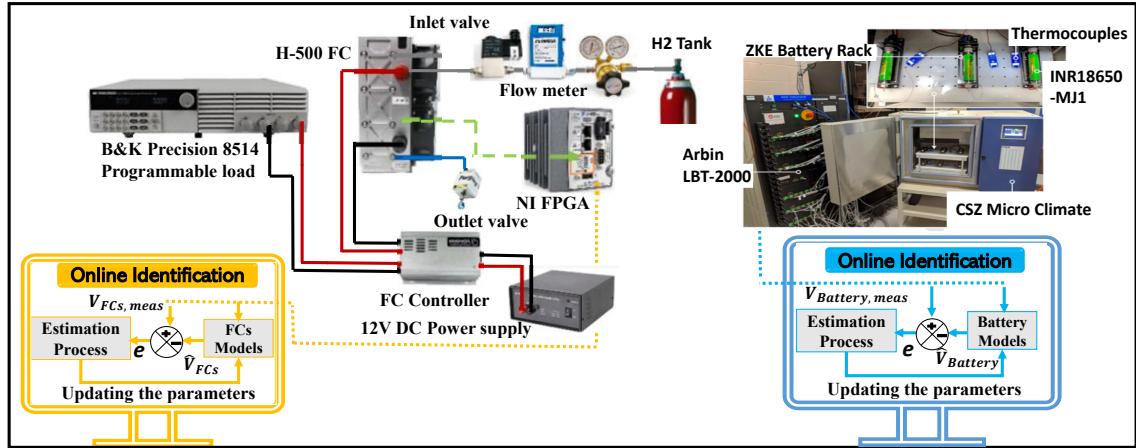


FIGURE 2-9 Méthodes de modélisation en ligne pour les FC et les batteries.

Un profil de courant dynamique, illustré à la Figure 2-10, est utilisé pour évaluer l’efficacité de l’algorithme RLS proposé pour l’estimation des caractéristiques en ligne de la FC. Le profil dynamique couvre le courant de fonctionnement minimal et maximal de la FC, et il est accompagné de données enregistrées de tension et de température pour comparaison. Ce profil dynamique sert de signal d’excitation approprié pour mener l’estimation en ligne et permet une évaluation complète des performances du système.

Pour la paramétrisation du modèle de la cellule Li-ion, nous avons appliqué un test de charge par impulsions, comme illustré à la Figure 2-11 a). Les paramètres du modèle ECM ont ensuite été identifiés en utilisant RLS. Les Figures 2-11 (b)-(d) montrent respectivement l’estimation de la tension terminale, de la résistance équivalente et de la tension en circuit ouvert de la batterie. Les résultats obtenus confirment la précision de la modélisation en ligne réalisée.

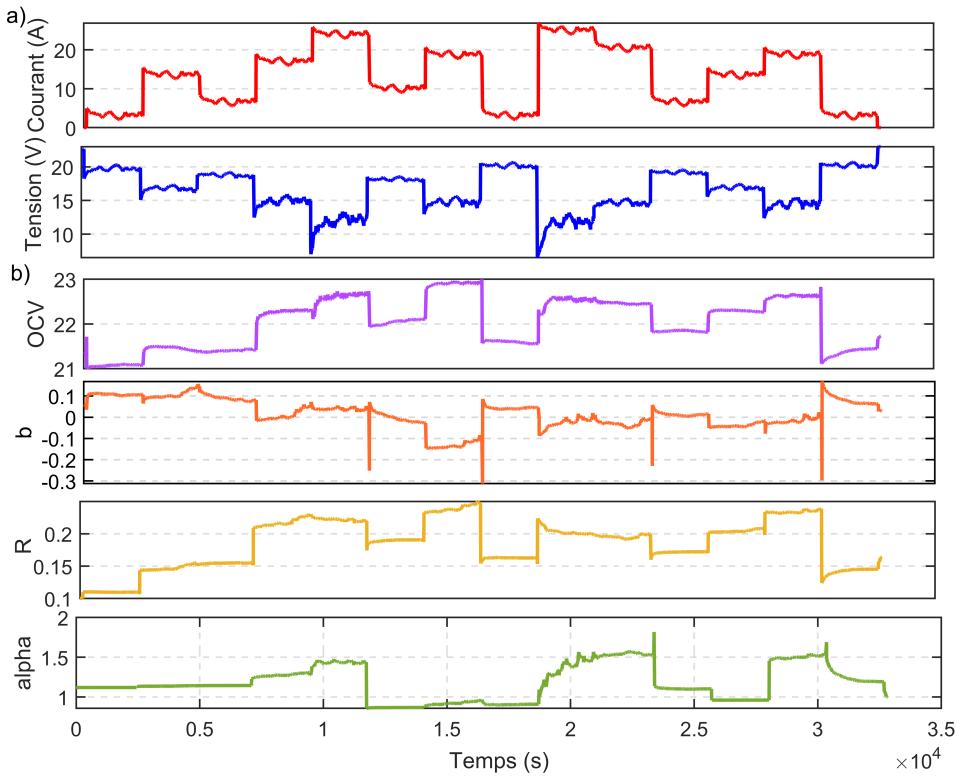


FIGURE 2-10 Estimation en ligne de la tension avec les paramètres du modèle Squadrito : a) courant appliqu       la FC et tension estim   e, b) variation des param  tres empiriques en fonction de la variation de charge.

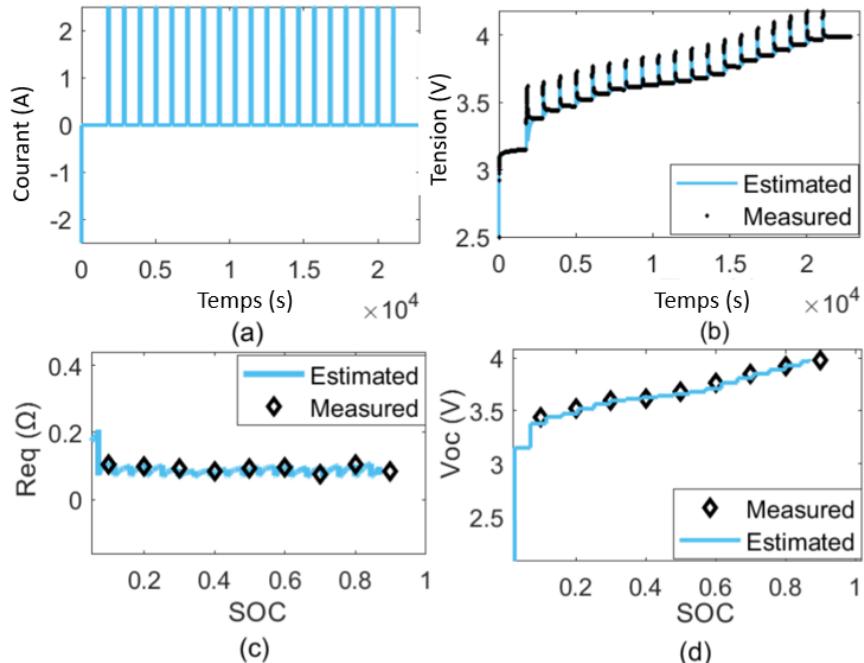


FIGURE 2-11 Param  tres de la batterie dans le profil de charge : a) Courant dans le profil de charge, b) Tension terminale estim  e, c) R  sistance ´equivalente, d) Tension     circuit ouvert.

2.6 Intégrer la modélisation en ligne dans la stratégie de gestion de l'énergie

Selon la littérature, les dérives de performance des sources d'énergie dues à la dégradation et aux variations des conditions de fonctionnement sont l'une des principales causes de mauvaise gestion dans tout EMSs. Pour résoudre ce problème et permettre la surveillance en temps réel et l'extraction d'informations des sources d'énergie telles que les FC et les batteries, leur tension peut être estimée. Cela peut aider à optimiser les performances et la fiabilité de la FC et de la batterie.

L'une des techniques les plus pratiques pour traiter un problème multi-objectifs en présence de plusieurs agents (sources d'énergie ici) est la GT. La performance de GT a déjà été justifiée pour la gestion de l'énergie des MFCHEV [79], [80]. Cependant, son déploiement dans un MFCHEV, qui est un système multi-agent, a échappé à l'attention. GT peut définir un large éventail d'interactions entre plusieurs sources d'énergie. Comparée aux articles discutés ci-dessus, GT offre un cadre pratique pour comprendre les préférences dans les situations entre différents agents et peut les aider à prendre des décisions optimales dans diverses conditions.

En tenant compte des points discutés, cette étude propose une EMS en ligne basé sur GT pour un MFCHEV. Le groupe motopropulseur de ce véhicule est composé de trois FCs et d'un pack de batteries. La stratégie proposée vise à maximiser l'intérêt personnel de chaque source d'énergie tout en minimisant la consommation d'hydrogène du système. À la connaissance des auteurs, c'est l'une des premières tentatives, s'il y en a, de distribuer le flux de puissance/énergie dans un MFCHEV en utilisant GT. Selon la littérature, l'une des principales causes de mauvaise gestion dans tout EMSs est les dérives de performance des sources d'énergie en raison de la dégradation et des variations des conditions de fonctionnement [22]. Pour faire face à ce problème, chaque source d'énergie dans ce travail est combinée avec un outil d'estimation de paramètres en ligne utilisant RLS pour suivre l'état de santé des composants et extraire les caractéristiques énergétiques mises à jour qui ont été expliquées dans le chapitre précédent. Combiner GT avec la modélisation en ligne des sources d'énergie conduit au développement d'une

GT consciente de l'état de santé, ce qui est une autre caractéristique distinctive de ce manuscrit.

2.6.1 Stratégie proposée de gestion de l'énergie (Théorie des jeux)

Afin de vérifier la performance de la GT, deux études de cas sont considérées. Dans la première étude de cas, elle est comparée à la DP, en tant que stratégie optimale, et à une EMS basé sur des règles en temps réel sous un cycle de conduite réel. Dans la deuxième étude de cas, l'effet de la dégradation des sources d'énergie sur la performance de l'EMS est pris en compte pour évaluer la robustesse et la nécessité de l'outil du modélisation en ligne intégré.

La batterie et les FC sont utilisées pour fournir la puissance demandée (P_{req}) par le moteur électrique. Par conséquent, la consommation d'hydrogène d'un MFCHEV dépend en grande partie de la répartition de la puissance entre les FC et la batterie. Le but de l'utilisation d'une EMS est de déterminer une trajectoire de répartition de la puissance afin de minimiser la consommation d'hydrogène et de maximiser la durée de vie des sources d'énergie tout en respectant les limitations du système. Dans cette équation, chaque convertisseur a le même rendement.

$$P_{req} = \eta_{DC-DC}(P_{FC1} + P_{FC2} + P_{FC3} + P_{Bat}) \quad (2.18)$$

avec P_{req} est la puissance demandée, η_{DC-DC} (0.96) [81] est l'efficacité du convertisseur DC-DC et P_{Bat} est la puissance de la batterie.

Ci-après, la GT (comme l'EMS proposé), la DP (comme référence optimale hors ligne) et l'ASM (comme stratégie de référence en temps réel) sont expliquées. Pour atteindre un compromis équitable parmi les différentes préférences individuelles, il est vital de bénéficier des attributs de chaque composant ainsi que de la coopération entre eux. La théorie des jeux est une méthode bien établie pour caractériser les interactions entre des joueurs autonomes (sources d'énergie ici) et prédire leurs politiques. L'équilibre de Nash

est la méthode la plus courante pour les jeux non coopératifs incluant deux ou plusieurs joueurs. Un équilibre de Nash est atteint lorsque chaque source d'énergie a choisi une politique et qu'aucune autre source ne peut obtenir de bénéfices en changeant de politique séparément tout en laissant les autres sources garder leurs politiques inchangées. La Figure 2-12 montre l'EMS multi-agent développé dans lequel trois FCs et un pack de batteries sont considérés comme quatre joueurs interagissant avec l'environnement (c'est-à-dire, la puissance demandée ici). Selon la Figure 2-12, le processus du modélisation en ligne est exécuté pour chacun des systèmes de FC et le pack de batteries pendant que le véhicule est en fonctionnement. La responsabilité de ce processus du modélisation en ligne est de fournir le niveau SoC réel de la batterie ainsi que la puissance maximale ($P_{FC-max,i}$) et la puissance avec une efficacité maximale ($P_{FC-opt,i}$) de chaque FC, où $i = 1, 2, 3$. Ces caractéristiques mises à jour des sources d'énergie seront utilisées par l'EMS développé basé sur la théorie des jeux pour la répartition de la puissance. Les préférences des joueurs (FC et pack de batteries) sont définies au moyen de certaines fonctions d'utilité qui illustrent le niveau de satisfaction d'un joueur en considérant l'interaction entre son modèle physique et la puissance demandée. L'objectif principal de la stratégie basée sur la théorie des jeux développée est de réaliser la répartition de la puissance de manière à atteindre un équilibre parmi les préférences des joueurs.

Pour toute raison, si l'une des FC se dégrade plus que les autres, leurs caractéristiques opérationnelles, telles que les points de puissance maximale (MP) et d'efficacité, seront mises à jour par les systèmes du modélisation en ligne développés et leurs opérations seront restreintes dans les plages mises à jour. Cela implique que les FC avec des valeurs MP plus élevées fourniront plus de puissance que celles qui sont dégradées. Les fonctions d'utilité suivantes sous forme quadratique sont considérées pour les sources d'énergie afin d'assurer l'existence de l'équilibre de Nash et son unicité. Une fonction d'utilité à somme pondérée, composée de trois objectifs/préférences, est définie pour gérer le fonctionnement du pack de batteries. La principale préférence du pack de batteries est de se protéger pour prolonger sa propre durée de vie. Pour ce faire, il est nécessaire de prêter attention à l'amplitude et au taux de variation de la puissance de la batterie ainsi qu'à la plage de fonctionnement du SoC de la batterie. En ce qui concerne le

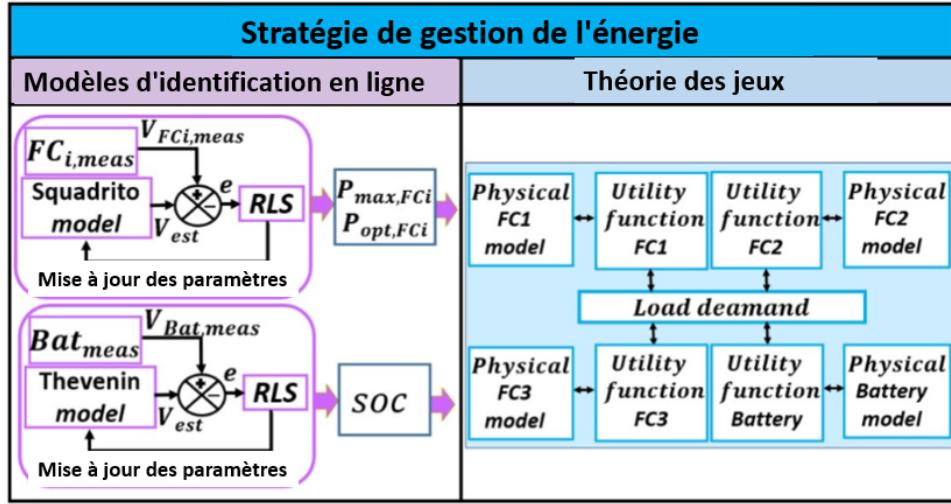


FIGURE 2-12 Schéma général du GT basée sur la théorie des jeux proposée pour un MFCHEV.

fonctionnement des FC, trois objectifs, à savoir la réduction de la variation de puissance, le fonctionnement efficace et la minimisation du nombre de cycles marche/arrêt, sont considérés pour chaque FC dans cette étude. Ces trois objectifs sont combinés par la méthode de somme pondérée pour former la fonction d'utilité de chaque FC. Le Tableau 2-1 montre les paramètres utilisés.

La fonction d'utilité de la batterie (u_{Bat}) est définie comme suit :

$$u_{Bat} = u_{Bat,avg} + u_{Bat,SoC} + u_{Bat,l} \quad (2.19)$$

où la fonction pour limiter l'amplitude de puissance de la batterie ($u_{Bat,avg}$) est donnée par :

$$u_{Bat,avg} = w_{Bat,avg}(1 - f(P_{Bat} - P_{Bat,avg})^2) \quad (2.20)$$

Le coefficient f est défini comme suit pour normaliser la valeur de $u_{Bat,ave}$ entre zéro et un.

$$f = \text{Min}\left[\frac{1}{(P_{Bat,max} - P_{Bat,avg})^2}, \frac{1}{(-P_{Bat,max} - P_{Bat,avg})^2}\right]$$

La fonction de gestion de l'état de charge de la batterie ($u_{Bat,SoC}$) est formulée comme suit, exprimant la proximité avec l'SoC.

$$u_{Bat,SoC} = w_{SoC}(1 - g(-SoC_0 - SoC_l)^2) \quad (2.21)$$

Le coefficient g est le facteur de normalisation pour ramener la valeur de $u_{Bat,SoC}$ entre zéro et un.

$$g = \text{Min}\left[\frac{1}{(P_{Bat,max} - P_{Bat,SoC})^2}, \frac{1}{(-P_{Bat,max} - P_{Bat,SoC})^2}\right]$$

La fonction pour limiter la variation de puissance de la batterie $u_{Bat,l}$ est définie comme suit :

$$u_{Bat,l} = w_{Bat,l}(1 - c(P_{Bat} - P_{Bat,l})^2) \quad (2.22)$$

Le facteur de normalisation c de $u_{Bat,l}$ est donné par :

$$c = \text{Min}\left[\frac{1}{(P_{Bat,max} - P_{Bat,l})^2}, \frac{1}{(-P_{Bat,max} - P_{Bat,l})^2}\right]$$

La fonction d'utilité sous forme de somme pondérée pour chaque FC est formulée comme suit :

$$u_{FCi} = u_{FC_opt,i} + u_{FC_l,i} + u_{FC_sgn,i} \quad (i = 1, 2, 3) \quad (2.23)$$

avec i est l'indice permettant de déterminer le numéro de la FC. La fonction de préférence pour maintenir le fonctionnement de la FC dans la zone efficace est obtenue par :

$$u_{FC_opt,i} = w_{opt,i}(1 - a_i(P_{FCi} - P_{FC_opt,i})^2) \quad (i = 1, 2, 3) \quad (2.24)$$

Le facteur de normalisation a est exprimé comme suit : The normalizing factor a is expressed as :

$$a_i = \text{Min}\left[\frac{1}{(P_{FC_max,i} - P_{FC_opt,i})^2}, \frac{1}{(P_{FC_min,i} - P_{FC_opt,i})^2}\right] \quad (i = 1, 2, 3)$$

La fonction pour limiter la variation dynamique de chaque FC ainsi que leur facteur de normalisation sont donnés par :

$$u_{FC_l,i} = w_{l,i}(1 - d_i(P_{FCi} - P_{FC_l,i})^2) \quad (2.25)$$

$$d_i = \text{Min} \left[\frac{1}{(P_{FC_max,i} - P_{FC_l,i})^2}, \frac{1}{(P_{FC_min,i} - P_{FC_l,i})^2} \right] \quad (i = 1, 2, 3)$$

avec $P_{FC_l,i}$ représente la puissance précédente de la FC et $P_{FC_{max,i}}$ est la puissance maximale de la FC. Pour réduire le nombre de cycles de marche/arrêt dans la PEMFC, la fonction d'utilité suivante $u_{FC_sgn,i}$ est utilisée. Cette fonction d'utilité a été introduite dans [82] pour contrôler les cycles de marche/arrêt dans un système de gestion de l'énergie hors ligne basé sur la programmation dynamique.

$$u_{FC_sgn,i} = w_{sgn,i}(1 - \text{sign}(P_{FCi})) \quad (i = 1, 2, 3) \quad (2.26)$$

Pour comprendre l'applicabilité de cette fonction, supposons que la FC est en fonctionnement (donc allumée). Tant que la FC continue de fonctionner, la valeur de cette fonction est nulle et n'a aucun effet sur la fonction de coût total. Cependant, si la FC s'éteint et se rallume, la fonction signe ajoute des coûts à la fonction de coût total. Par conséquent, dans l'optimisation réalisée, l'algorithme tente de ne pas changer l'état de la FC fréquemment. S'il est allumé, il essaie de le maintenir dans cet état le plus longtemps possible. S'il est éteint, il préfère ne pas le rallumer avant que ce ne soit nécessaire (en fonction de la condition de charge dans (2.18)). De cette manière, la fonction proposée prévient la survenue fréquente de cycles d'allumage/extinction dans les systèmes de piles à hydrogène.

La puissance de la FC varie entre zéro et 7330 W, et donc, sa valeur *sign* est soit zéro, soit 1. Il est à noter que la même fonction utilitaire a été utilisée pour d'autres piles à hydrogène également.

Enfin, avec la combinaison des fonctions utilitaires de la batterie et de la FC, la puissance qui maximise chaque fonction utilitaire peut être déterminée en appliquant les dérivations suivantes :

$$\frac{\partial u_{FCi}}{\partial P_{FCi}} = 0, \frac{\partial u_{Bat}}{\partial P_{Bat}} = 0 \quad (i = 1, 2, 3) \quad (2.27)$$

Les meilleures préférences obtenues peuvent être écrites comme suit :

$$P_{FC1} = \frac{S1 + w_{l,1} \times a_1(P_{FC_l,1}) + w_{opt,1} \times d_1(P_{FC_opt,1}) + w_{sgn,1} \times P_{FC_sgn,1}}{G} \quad (2.28)$$

$$P_{Bat} = \frac{S2 + w_{Bat,avg} \times f(P_{Bat,avg}) + w_{Bat,l} \times c(P_{Bat,l}) + w_{SoC} \times g(P_{Bat,SoC})}{G} \quad (2.29)$$

$$S1 = w_{opt,2} \times a_2(P_{req} - P_{FC3} - P_{Bat} - P_{FC_opt,1}) +$$

$$w_{l,2} \times d_2(P_{req} - P_{FC3} - P_{Bat} - P_{FC_l,1}) +$$

$$w_{sgn,2}(P_{req} - P_{FC3} - P_{Bat} - P_{FC_sgn,1}) +$$

$$w_{opt,3} \times a_3(P_{req} - P_{FC2} - P_{Bat} - P_{FC_opt,2}) +$$

$$w_{l,3} \times d_3(P_{req} - P_{FC2} - P_{Bat} - P_{FC_l,2}) +$$

$$w_{sgn,3}(P_{req} - P_{FC2} - P_{Bat} - P_{FC_opt,1}) +$$

$$w_{Bat,avg} \times f(P_{req} - P_{FC2} - P_{FC3} - P_{FC_opt,3}) +$$

$$w_{Bat,l} \times c(P_{req} - P_{FC2} - P_{FC3} - P_{FC_l,3}) +$$

$$w_{SoC} \times g(P_{req} - P_{FC2} - P_{FC3} - P_{FC_sgn,3})$$

$$S2 = w_{opt,1} \times a_1(P_{req} - P_{FC2} - P_{FC3} - P_{FC_opt,1}) +$$

$$w_{l,1} \times d_1(P_{req} - P_{FC2} - P_{FC3} - P_{FC_l,1}) +$$

$$w_{sgn,1}(P_{req} - P_{FC2} - P_{FC3} - P_{FC_sgn,1}) +$$

$$w_{opt,2} \times a_2(P_{req} - P_{FC1} - P_{FC3} - P_{FC_opt,2}) +$$

$$w_{l,2} \times d_2(P_{req} - P_{FC1} - P_{FC3} - P_{FC_l,2}) +$$

$$w_{sgn,2}(P_{req} - P_{FC1} - P_{FC3} - P_{FC_sgn,2}) +$$

$$w_{opt,3} \times a_3(P_{req} - P_{FC1} - P_{FC2} - P_{FC_opt,3}) +$$

$$w_{l,3} \times d_3(P_{req} - P_{FC1} - P_{FC2} - P_{FC_l,3}) +$$

$$w_{sgn,3}(P_{req} - P_{FC1} - P_{FC2} - P_{FC_sgn,3})$$

$$\begin{aligned}
G = & w_{opt,1} \times a_1 + w_{opt,2} \times a_2 + w_{opt,3} \times a_3 + w_{l,1} \times d_1 + \\
& w_{l,2} \times d_2 + w_{l,3} \times d_3 + w_{sgn,1} + w_{sgn,2} + w_{sgn,3} + \\
& w_{Bat,avg} \times f + w_{Bat,l} \times c + w_{SoC} \times g
\end{aligned}$$

avec P_{Bat} peut être remplacé par P_{FCi} en utilisant l'équilibre de puissance dans (2.18). Comme le montre (2.28) et (2.29), il y a douze coefficients de pondération dans les équations dérivées. Ces coefficients doivent être ajustés de manière adaptative en fonction des différentes conditions.

À cet égard, la méthode de réglage adaptatif proposée dans [16] est utilisée dans ce manuscrit. Cette approche de réglage adaptatif se compose de deux étapes. Dans la première étape, un algorithme génétique (GA)¹ est employé pour déterminer les valeurs initiales des coefficients sous un cycle de conduite. Dans ce travail, le GA est exécuté à l'aide de MATLAB. Les douze coefficients sont définis comme des variables décisionnelles, où le GA tente de les ajuster de manière à minimiser la fonction de coût définie dans (2.28). Les valeurs initiales obtenues pour les douze coefficients de pondération sont listées dans le Tableau 2-5. Tous les coefficients de pondération rapportés $w_{opt,i}$ ($i = 1, 2, 3$), $w_{sgn,i}$ ($i = 1, 2, 3$), $w_{l,i}$ ($i = 1, 2, 3$), w_{SoC} , $w_{Bat,avg}$, $w_{Bat,l}$ sont ensuite ajustés de manière adaptative comme suit, en prenant $w_{opt,i}$ comme exemple :

$$\text{if } |P_{FCi} - P_{FC_opt,i}| \geq \varepsilon_{opt,i} \text{ then} \quad (i = 1, 2, 3)$$

$$w_{opt,i} : \max[\min(w_{opt,i,max}, w_{opt,i}) + \Delta w_{opt,i}], w_{opt,i,min}]$$

$$\text{if } |P_{FCi} - P_{FC_opt,i}| < \varepsilon_{opt,i} \text{ then}$$

$$w_{opt,i} : \max[\min(w_{opt,i,max}, w_{opt,i}) - \Delta w_{opt,i}], w_{opt,i,min}]$$

avec $\varepsilon_{opt,i}$ représente la valeur seuil, $w_{opt,i,max}$ et $w_{opt,i,min}$ sont respectivement les bornes supérieure et inférieure, et $\Delta w_{opt,i}$ est la taille du pas de réglage. Tous les paramètres pour le réglage des coefficients de pondération sont listés dans le tableau 2-5.

1. En anglais : Genetic algorithm

TABLEAU 2-5 Le poids du coefficient

Valeur initiale	Adaptive	Réglage
$w_{l,i} = 0.2$	$w_{l,i,max} = 1$	$w_{l,i,min} = 0.1$
$w_{opt,i} = 0.5$	$\Delta w_{l,i} = 0.001$	$\Delta w_{opt,i} = 0.001$
	$w_{opt,i,max} = 1$	$w_{opt,i,min} = 0.1$
	$w_{sgn,i,max} = 1$	$w_{sgn,i,min} = 0.1$
$w_{sgn,i} = 0.5$	$\Delta w_{sgn,i} = 0.001$	$w_{bat,l,max} = 1$
$w_{SoC} = 0.2$	$w_{soc,max} = 1$	$w_{SoC,min} = 0.1$
	$\Delta w_{SoC} = 0.001$	$w_{bat,l,min} = 0.1$
$w_{bat,avg} = 0.2$	$w_{bat,avg,max} = 1$	$w_{bat,avg,min} = 0.1$
$w_{bat,l} = 0.2$	$\Delta w_{bat,avg} = 0.001$	$\Delta w_{bat,avg} = 0.001$

Afin d'évaluer la performance des stratégies discutées ci-dessus, la fonction de coût suivante est employée. Cela implique que les stratégies discutées sont exécutées pour un cycle de conduite, puis leur performance sera quantifiée par (2.30), qui inclut la consommation d'hydrogène et la dégradation dans les FC et le pack de batteries.

$$\$_{Total} = \left(\sum_{i=1}^3 \$_{FC,i} + \$_{H2,i} \right) + \$_{bat} \quad (2.30)$$

$$\begin{aligned} Deg_{FC,i}(t) &= \int_{i=0}^t \left(\frac{\delta_0}{3600} \left(1 + \frac{\gamma}{P_{FC,nom}^2} \right) (P_{FCi} - P_{FC,nom}^2) \right. \\ &\quad \left. + N_{switch} \eta_{switch} \right) \end{aligned}$$

$$\$_{FC,i} = Deg_{FC,i}(t) FC_{cost} \quad (2.31)$$

$$\$_{H2,i} = H_{2cost} \int_0^\tau \dot{m}_{H2,i} dk \quad (2.32)$$

$$Deg_{bat}(t) = \frac{1}{Q_{bat}} \int_0^t |(1 + 3.25(1 - SoC)^2 i_{bat}) G(i_{bat})| \quad (2.33)$$

$$\begin{cases} G(i_{bat}) = 1 + 0.45 \frac{i_{bat}}{i_{bat-nom}} & \text{if } i_{bat} \geq 0 \\ G(i_{bat}) = 1 + 0.55 \frac{|i_{bat}|}{i_{bat-nom}} & \text{if } i_{bat} < 0 \end{cases} \quad (2.34)$$

$$\$_{bat} = Bat_{cost} Deg_{bat}(t) \quad (2.35)$$

Avec $\$_{FC}$ est le coût de dégradation des FC, $\$_{H2}$ est le coût de la consommation de carburant, $\$_{bat}$ est le coût de dégradation du système de batterie, Deg_{FC} est la dégradation des FC, FC_{cost} est le coût du système FC, soit 600 US\$, N_{switch} est le nombre de démarriages-arrêts des FC, η_{switch} est le coefficient de dégradation par démarrage-arrêt [83], δ_0 et κ sont des coefficients de charge, $P_{FC,nom}$ est la puissance nominale des FC en termes de dégradation, $H2_{cost}$ est le coût de la consommation d'hydrogène, soit 3.5 US\$/kgH₂, Deg_{bat} est la dégradation de la batterie, Bat_{cost} est le coût de dégradation de la batterie, soit 640 US\$, Q_{bat} est la capacité de la batterie, $i_{bat-nom}$ est le courant nominal de la batterie et i est le nombre de FC.

2.6.2 Référence I (Programmation dynamique)

DP est une méthode d'optimisation globale utilisée pour résoudre un problème de gestion de l'énergie dans lequel le cycle de conduite est connu à l'avance. Dans ce travail, un DP multivariable est nécessaire en raison de la présence de plusieurs sources d'énergie. Un tel outil a déjà été développé et testé avec succès pour résoudre le problème d'optimisation de la gestion de l'énergie dans divers HEV [16]. La fonction MATLAB fournie dans [16] est utilisée dans cette étude pour résoudre le problème de contrôle optimal en temps discret avec l'algorithme DP. Le DP utilisé ici minimise la fonction de coût introduite dans (2.30). Les états du système considérés sont l'état de charge de la batterie et la puissance de chaque système FC pour éviter les changements brusques dans la puissance tirée des FCs. Les contraintes dynamiques considérées sont de 10 % de la MP par seconde pour l'augmentation et de 30 % de la MP par seconde pour la diminution [84]. Le modèle d'espace d'état est défini comme suit :

$$x_{k+1} = \begin{cases} f(x_k, u_k, v_k, a_k) + x_k \\ x = [SoC, P_{FC1,SV}, P_{FC2,SV}, P_{FC3,SV}] \\ u = [P_{FC1,CV}, P_{FC2,CV}, P_{FC3,CV}, P_{Bat}] \end{cases} \quad (2.36)$$

avec x_k est le vecteur des variables d'état, u_k est le vecteur des variables de commande, v_k est la vitesse du véhicule, a_k est l'accélération du véhicule, i_k est le numéro de vitesse,

$P_{FCi,SV}$ ($i=1,2,3$) est la puissance FC en tant que variable d'état, $P_{FCj,CV}$ ($j=1,2,3$) est la puissance de la pile en tant que variable de commande, et P_{Bat} est la puissance de la batterie. Étant donné que le profil de conduite est connu a priori, v_k , a_k , et i_k peuvent être intégrés dans la fonction du modèle. Par conséquent, le modèle d'espace d'état sera :

$$x_{k+1} = f(x_k, u_k, v_k) + x_x, k = 0, 1, \dots N - 1 \quad (2.37)$$

$$N = \frac{T_F}{T_s} + 1$$

avec T_F est le temps final du cycle de conduite et T_s est le temps d'échantillonnage. Les limitations considérées sur les variables de commande et d'état sont définies comme suit :

$$SoC_{min} \leq SoC \leq SoC_{max} \quad (2.38)$$

$$P_{Bat,min} \leq P_{Bat} \leq P_{Bat,max}$$

$$P_{FC,SV,min} \leq P_{FC,SV} \leq P_{FC,SV,max}$$

$$\Delta P_{FC,SV,rate,min} \leq \Delta P_{FC,SV,rate} \leq \Delta P_{FC,SV,rate,max}$$

$$\Delta P_{Bat,rate,min} \leq \Delta P_{Bat,rate} \leq \Delta P_{Bat,rate,max}$$

$$P_{FC,min} \leq P_{FCj,CV}(k) \leq P_{FC,max}$$

$$\left\{ \begin{array}{l} SoC \in [50\%, 90\%] \\ P_{FCj,CV} \in [0, 7330 W] \\ P_{FCi,SV} \in [0, 7330 W] \\ \Delta P_{Bat,rate,min} \in [-36000, 36000 W s^{-1}] \\ \Delta P_{FC,SV,rate,min} \in [-5000, 6600 W s^{-1}] \end{array} \right.$$

avec $\Delta P_{FC,rate}$ et $\Delta P_{Bat,rate}$ sont les taux de changement de la puissance des FC et de la batterie, respectivement. La valeur de $P_{FCi,SV}$ est considérée selon [16]. Divers niveaux minimum et maximum de SoC de la batterie ont été considérés dans la littérature [85].

Dans ce travail, un niveau conservateur de 50% est considéré pour le SoC minimum de la batterie. Ce choix offre un équilibre raisonnable entre l'efficacité de charge et de décharge [29]. Le niveau maximum de SoC est fixé à 90%. Les batteries au lithium-ion possèdent généralement une grande zone plate à faible résistance au milieu. Par conséquent, la plage considérée pour le SoC de la batterie sera presque entièrement dans cette zone plate à faible résistance.

2.6.3 Référence 2 (*Machine à états adaptative*)

Une EMS basée sur l'ASM est développée pour être comparée avec la stratégie GT proposée. Cette stratégie a été introduite dans [29] pour un MFCHEV. Elle implique deux étapes. Dans la première étape, RLS est responsable de la détermination du MP et de l'efficacité maximale des FC, et dans la deuxième étape, certaines règles sont utilisées pour effectuer la répartition de la puissance entre les sources d'énergie. Dans cette stratégie, les FC fonctionnent à l'efficacité maximale jusqu'à ce que le niveau de SoC de la batterie approche des limites définies. Si le SoC est supérieur à 90%, les FC s'éteignent, et si le SoC est inférieur à 50%, les FC doivent fonctionner au MP. Les FC avec moins de dégradation fournissent une plus grande portion de la puissance demandée. De plus, pour diminuer le nombre de commutations, les FC maintiennent leur fonctionnement jusqu'à ce que la contrainte de SoC de la batterie soit satisfaite.

2.6.4 Résultats et discussion

2.6.4.1 Performance du EMS proposée

Pour évaluer de manière exhaustive la performance du système de gestion de l'énergie proposé, deux études de cas ont été conçues sous cycle de conduite réel, comme expliqué ci-dessous. La Figure 2-13 présente le cycle de conduite réel utilisé dans cette étude et la puissance demandée respective qui doit être fournie par les sources d'énergie. Ce cycle de conduite a été obtenu par un essai routier de la véritable moto à trois roues étudiée (Spyder) [70], [86]. Il a été conçu en fonction des caractéristiques de cette moto

récréative à trois roues qui subit normalement de fortes accélérations et décélérations. Le cycle de conduite employé comprend une condition de conduite urbaine avec deux accélérations rapides (de 0 à 70 km/h en 8 s) et deux décélérations rapides afin de mettre à l'épreuve ce véhicule réactif. La vitesse maximale est d'environ 90 km/h et la distance totale parcourue au cours de cet essai est de 30 km.

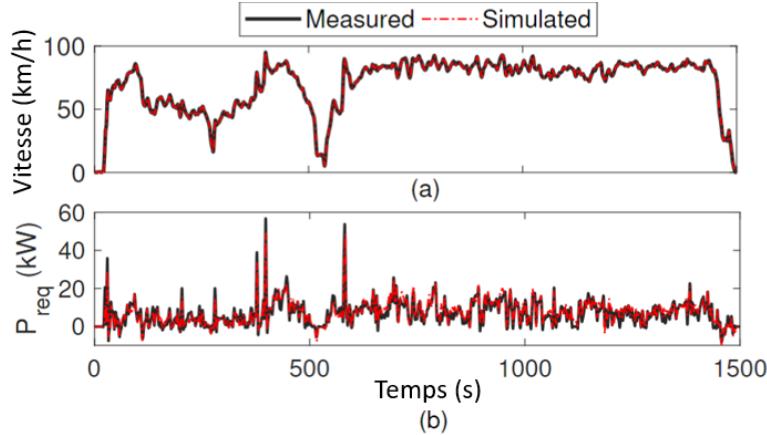


FIGURE 2-13 Cycle réel de conduite : (a) Vitesse, (b) Puissance demandée correspondante.

Tout d'abord, la performance du système de gestion de l'énergie en ligne proposé basé sur la stratégie GT est comparée avec la stratégie DP, en tant que stratégie optimale hors ligne, et avec l'ASM [29], qui est une stratégie basée sur des règles compétente. Cette première étude de cas clarifie le potentiel de la stratégie GT en tant qu'EMS en ligne dans un système multi-source en mesurant à quel point ses résultats se comparent à un cas idéal (comparaison avec DP) et comment elle se compare à une autre EMS en ligne disponible utilisé pour les MFCHEV dans la littérature.

La Figure 2-14 montre la répartition de la puissance entre les trois FCs et la variation du SoC de la batterie après l'imposition du profil de conduite réel au véhicule. La Figure 2-14 (a) montre la répartition de la puissance par GT, où il est évident que chaque FC, en tant que joueur, essaie de maximiser sa fonction d'utilité. Étant donné que tous les FCs ont le même niveau de dégradation, la puissance demandée par eux suit la même tendance. La Figure 2-14 (b) illustre la répartition de la puissance selon la stratégie ASM où les FCs sont activés dans un ordre spécifique pour fournir la puissance demandée. En examinant la performance de la stratégie ASM, on observe que certains

cycles marche/arrêt des FC se produisent pendant la répartition de la puissance par cette stratégie, car elle essaie d'utiliser le nombre minimum de FCs. Cependant, les cycles marche/arrêt sont très limités dans le cas de GT. La Figure 2-14 (c) présente la répartition de la puissance effectuée par DP où les trois FCs montrent le même comportement puisque la stratégie est consciente du cycle de conduite à l'avance. La Figure 2-14 (d) montre la variation du SoC de la batterie pour chacun des EMS discutés. Il convient de noter que toutes les stratégies commencent avec le même SoC initial. Pour une comparaison équitable, d'abord, l'EMS basé sur GT effectue la répartition de la puissance et aboutit à un SoC final particulier (61%). Ensuite, le SoC final de la batterie pour DP est réglé pour atteindre la même valeur que celle de GT. Le SoC final de la batterie pour la stratégie ASM est un peu plus bas que pour les autres stratégies. Cette différence affecte la comparaison de la consommation d'hydrogène. Par conséquent, une étape de recharge à la fin de chaque profil est considérée pour la stratégie ASM. À cet égard, la batterie est rechargée pour atteindre le même SoC final que les autres stratégies en utilisant le point d'efficacité maximale de la FC à la fin de chaque test et le coût en US\$ de l'hydrogène supplémentaire requis est ajouté à la fonction de coût total. Pour mieux comprendre le comportement des FCs tout en étant utilisés par les stratégies pour fournir la puissance demandée, la répartition de la puissance pour différents cas est présentée sous forme d'histogramme dans la Figure 2-15. Selon cette Figure, la densité des points de puissance est élevée dans la zone efficace des FCs (autour de 2 kW) dans les stratégies GT et DP sous le cycle de conduite réel e-TESC. De plus, les FCs ont presque le même schéma de distribution dans GT, ce qui est une preuve solide que les fonctions d'utilité définies essaient de maximiser au mieux leurs préférences.

Concernant la stratégie ASM, les modèles de répartition des FCs diffèrent les uns des autres à chaque cycle de conduite puisque la politique principale de cette stratégie est de fournir la puissance demandée en utilisant le nombre minimum de FCs.

La Table 2-6 résume les résultats de l'étude comparative discutée concernant les trois EMSs en termes de différents indices de performance. D'après cette table, DP a atteint le coût total minimum (0,6 USD), suivi par GT (0,68 USD) et ASM (0,723 USD). Cela implique que GT a atteint le coût total le plus proche de celui de DP avec une différence

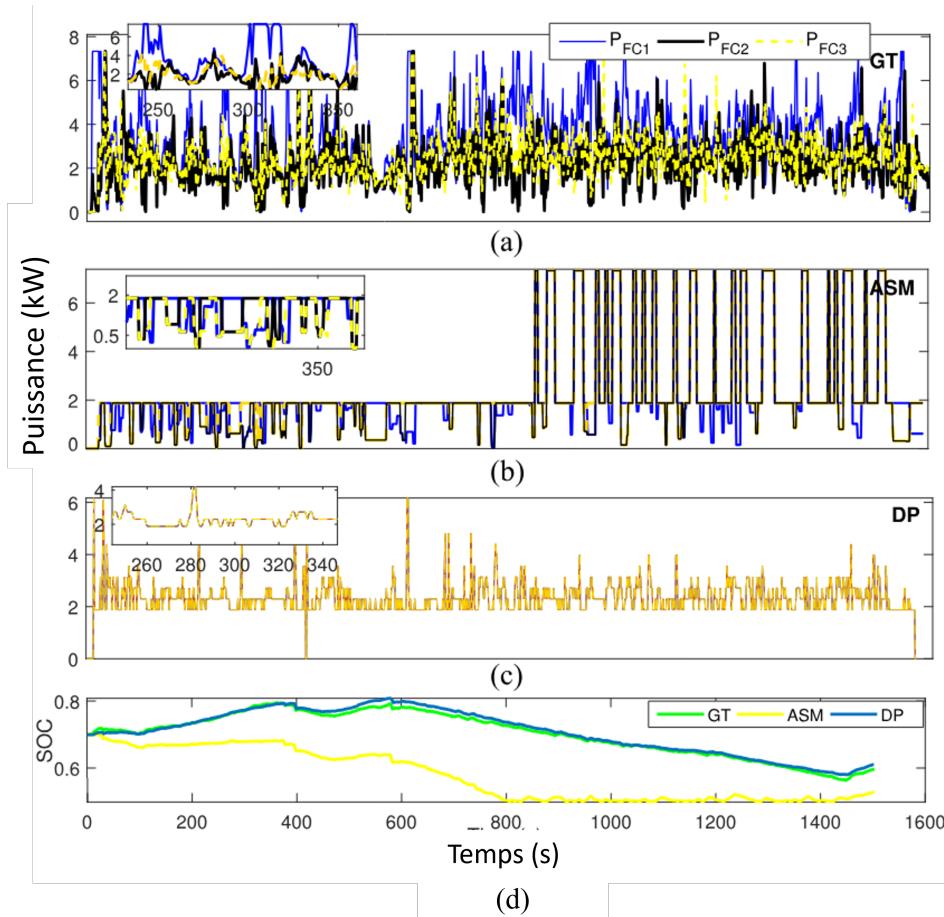


FIGURE 2-14 L’allocation de puissance entre les FCs sous un cycle de conduite réel : (a) GT, (b) ASM, (c) DP, (d) SoC de la batterie.

de presque 12%, tandis que la différence de coût total entre ASM et DP est d’environ 18%.

La comparaison de la consommation d’hydrogène montre qu’ASM a consommé moins d’hydrogène que GT pour accomplir la répartition de la puissance. Cela est principalement dû au fait qu’ASM utilise le nombre minimum de FCs pour fournir la puissance. Cependant, en examinant les coûts de dégradation des FCs et de la batterie, il apparaît que la politique d’ASM visant à minimiser la consommation d’hydrogène a conduit à une augmentation des coûts de dégradation par rapport à GT.

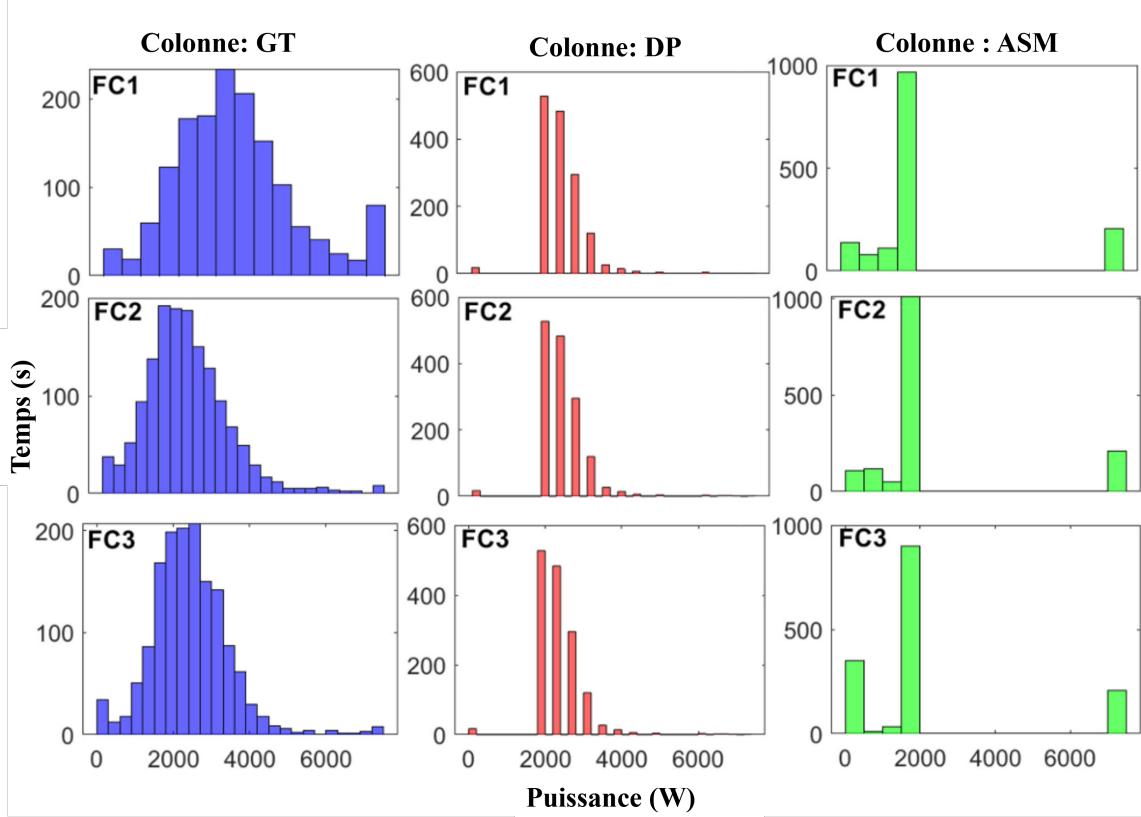


FIGURE 2-15 Répartition des points de puissance des piles à combustible pour les trois stratégies sous le Real cycle de conduite.

2.6.4.2 Impact de la dégradation sur les performances du système de gestion de l'énergie

Dans la deuxième étude de cas, l'impact de la dégradation des sources d'énergie sur la performance du EMS proposé est examiné. Cela vise à montrer la nécessité de mettre à jour les paramètres des FCs et de la batterie en ligne pour éviter que la stratégie ne fonctionne mal. Dans cette étude de cas, seul le EMS basé sur GT est utilisé pour distribuer la puissance parmi les sources dans trois situations différentes. Dans la première situation, appelée GT_{new} , toutes les sources d'énergie sont en bon état, et aucune dégradation n'a eu lieu. Par conséquent, les paramètres de la stratégie sont basés sur des sources d'énergie en bon état. Dans la deuxième situation, appelée $GT_{Degraded}$, il est supposé que toutes les sources d'énergie sont devenues dégradées, et les paramètres sont également adaptés à l'état de santé dégradé des sources d'énergie. Il convient de

TABLEAU 2-6 Comparaison des différents EMS.

<i>Indicateur de performance</i>	<i>EMS</i>		
	GT	DP	ASM
Coût total (US\$)	0.68	0.6	0.723
On/Off cycles	FC1=0 FC2=0 FC3=0	FC1=1 FC2=1 FC3=1	FC1=0 FC2=0 FC3=0
H ₂ consumption (g)	184	153	181
Dégradation de la batterie cost (US\$)	0.0032	0.0022	0.0457
Dégradation de la FC cost (US\$)	0.0376	0.05	0.0376

noter qu'une diminution de 10% de la puissance maximale des FCs et un doublement de la résistance interne de la batterie ont été considérés dans la simulation pour avoir des sources d'énergie dégradées. Dans la troisième situation, appelée rétroaction d'entrée erronée $GT_{No feedback}$, il est supposé que les sources d'énergie sont devenues dégradées mais que les paramètres de la stratégie n'ont pas été mis à jour. Il s'agit exactement du cas qui peut se produire dans un EMS qui n'est pas équipé d'un processus du modélisation en ligne pour mettre à jour les paramètres. La comparaison des première et deuxième situations clarifie l'influence de la dégradation des sources d'énergie sur la performance du EMS lorsque celui-ci est conscient de l'atténuation survenue. Cependant, la troisième situation souligne l'importance de mettre à jour les paramètres lorsque l'atténuation des performances se produit dans les sources d'énergie, ce qui est la responsabilité du processus du modélisation en ligne développé dans cette étude.

La Figure 2-16 montre la variation de SoC de la batterie pour les trois situations expliquées sous le profil de conduite réel. Le SoC de GT_{new} a atteint le niveau final le plus élevé par rapport aux deux autres situations, notamment sur la Figure 2-16. Cette différence de SoC final de la batterie peut fortement influencer la consommation d'hydrogène comme présenté dans la Figure 2-16.

D'après la Figure 2-17, il est observé que lorsque les sources d'énergie sont devenues dégradées et que l'EMS en est conscient, la consommation d'hydrogène augmente

de 32% pour le profil de conduite réel. Cependant, lorsque les sources d'énergie se dégradent et que l'EMS n'en est pas conscient, la consommation d'hydrogène augmente de presque 39%. Ces résultats confirment que l'intégration des stratégies de mise à jour en ligne dans la conception du EMS est une étape clé pour minimiser la consommation d'hydrogène.

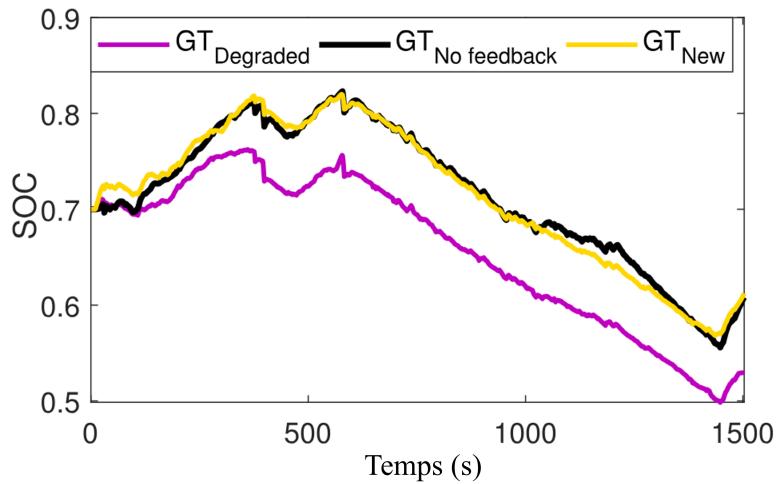


FIGURE 2-16 Variation du SoC de la batterie pour le Real cycle de conduite.

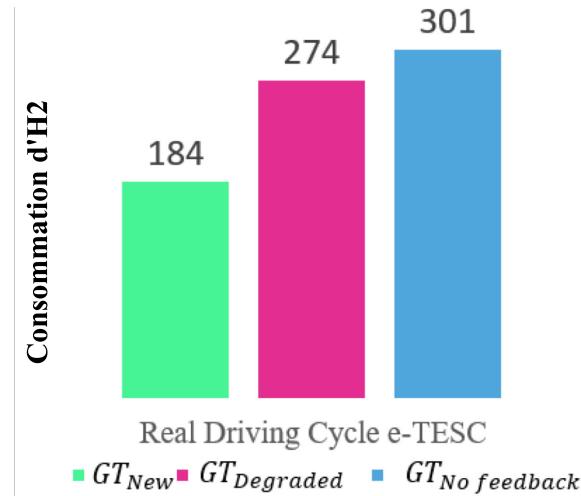


FIGURE 2-17 Comparaison de la consommation d'hydrogène entre différents scénarios.

2.7 Conclusion

Concevoir un modèle complet pour un système de FC est extrêmement complexe en raison de divers facteurs, y compris la dépendance de la performance des FC aux

conditions de fonctionnement (telles que la température, la pression et le courant) et l'impact du vieillissement et de la dégradation, qui ne sont pas entièrement compris ou modélisés. Bien que plusieurs modèles aient été proposés pour gérer les variations des conditions de fonctionnement, ils ne sont pas parfaits, en particulier pour tenir compte du vieillissement. Des efforts ont été déployés pour intégrer des modèles de dégradation dans les EMSs afin d'atténuer les dérives de performance, mais ces mécanismes sont complexes et difficiles à modéliser. Pour résoudre ces problèmes, des approches telles que la modélisation en ligne des paramètres du modèle de FC ont été explorées. L'évaluation de la performance de cette procédure de modélisation en ligne est détaillée dans cette section, où un modèle semi-empirique avec RLS a été implémenté dans un banc d'essai développé pour les sources d'énergie afin de tester l'efficacité de ce processus de modélisation en ligne des paramètres.

Afin d'examiner la performance et l'importance de l'intégration de la modélisation en ligne dans l'EMS, cette partie présente une EMS basé sur GT pour distribuer la puissance entre des FCs à plusieurs piles et une batterie. Les fonctions définies sont utilisées pour contrôler les cycles marche/arrêt des FCs, minimiser la consommation d'hydrogène et réduire la dégradation des sources d'énergie. La modélisation en ligne des paramètres en ligne mise en œuvre, décrite dans la première section de ce chapitre, est utilisée pour chaque source d'énergie afin de mettre à jour les paramètres utilisés, tels que la puissance maximale (MP) et SoC, dans le EMS. Pour évaluer la performance de la stratégie proposée, elle est comparée avec la méthode basée sur DP et une méthode basée sur ASM sous cycle réel de conduite. Le coût total obtenu de la consommation d'hydrogène et de la dégradation de la stratégie GT développée est environ 6% inférieur à celui de l'ASM et 12% supérieur à celui du DP.

L'analyse finale de ce chapitre examine l'impact de la dégradation des sources d'énergie sur la consommation d'hydrogène de l'architecture MFCHEV utilisée. Les résultats montrent que lorsque l'EMS n'est pas conscient de l'état de santé des sources d'énergie, la consommation d'hydrogène peut augmenter jusqu'à 7% dans le système étudié.

Malgré la performance adéquate du GT implanté en tant que EMS dans le MFCHEV, la définition de la fonction d'utilité est difficile et peut également conduire à des

performances sous-optimales avec des cycles de conduite changeants et des sources d'énergie dégradées. Par conséquent, la section suivante se concentrera sur la mise en œuvre d'une EMS approprié pour combler les lacunes identifiées. De plus, puisque l'intégration de la modélisation en ligne dans l'EMS a été explorée dans cette section, cette intégration sera réalisée dans l'EMS dans la section suivante. Dans le prochain chapitre, afin de se concentrer sur les connexions des piles, une configuration semi-active sera envisagée.

Chapitre 3 - Stratégie de gestion de l'énergie

3.1 Introduction

Les EMSs dans les MFCHEV visent à minimiser le coût total du système, ce qui inclut la réduction du coût de dégradation des sources d'énergie, la minimisation de la consommation d'hydrogène et SoC dans des limites spécifiées en allouant la demande de puissance à différentes sources tout en répondant à cette demande. Étant donné que la recharge externe n'est pas faisable dans un MFCHEV, il est essentiel de s'assurer que le niveau de SoC reste dans certaines limites grâce à l'utilisation des FCs ou du freinage régénératif. Pour aborder les lacunes identifiées concernant la connexion des piles et d'autres problèmes mis en évidence dans le chapitre précédent, ce chapitre se concentrera sur la conception de systèmes de gestion d'énergie adaptés basés sur RL. Pour évaluer l'efficacité de l'approche proposée dans chaque section, un benchmark complet sera réalisé. Pour souligner l'importance de la modélisation en ligne des sources d'énergie, comme discuté dans le chapitre précédent, celle-ci sera intégrée dans les systèmes de gestion d'énergie basés sur l'apprentissage dans ce chapitre.

3.2 Apprentissage par renforcement

Bien que les stratégies discutées basées sur l'optimisation en temps réel et prédictive offrent des opportunités de contrôle significatives, il est important de noter qu'elles sont encore susceptibles d'atteindre des optima locaux. De plus, leur dépendance au développement d'un modèle conduit à l'utilisation de modèles d'ordre réduit pour

diminuer la charge computationnelle, ce qui compromet la précision. Les limitations des méthodes susmentionnées ont conduit à l'émergence de systèmes de gestion d'énergie basés sur l'apprentissage, principalement fondés sur des algorithmes d'apprentissage. L'une des méthodes les plus importantes à cet égard est RL. En fait, cette méthode peut surmonter les restrictions révélées par les techniques expliquées. À l'instar de DP, le RL vise à atteindre l'optimum global en utilisant l'équation de Bellman, qui combine la récompense obtenue de l'état actuel à l'état suivant et la récompense cumulative du pas suivant jusqu'à la fin de l'épisode.

3.2.1 L'importance de Reinforcement learning pour combler les lacunes existantes

Il est à noter que, malgré les capacités de RL, son application dans les MFCHEVs, telle qu'observée dans la littérature, reste limitée. Les caractéristiques distinctives du RL qui pourraient combler ces lacunes identifiées dans les MFCHEVs incluent :

- La communication en RL facilite le partage d'informations entre les piles.
- Dans notre contexte, certains algorithmes de RL permettent au système de fonctionner indépendamment des cycles de conduite spécifiques et de s'adapter à des cycles de conduite variés. Cependant, pour garantir que le RL fonctionne bien sous des sources d'énergie dégradées, l'intégration de la modélisation en ligne des sources d'énergie dans le système RL devrait être envisagée.
- Le cadre multi-agent du RL permet aux piles individuelles de fonctionner de manière autonome tout en favorisant la communication et la collaboration entre elles.

Dans la littérature existante, le partage d'informations en RL est généralement classé en trois catégories distinctes, comme le montre la Figure 3-1 : le partage de récompenses¹, le partage de politiques et le partage d'actions, qui peuvent être utilisés dans la conception du RL. Dans le contexte de la conception de EMS pour les MFCHEVs, chacune de ces catégories sera expliquée en détail ci-dessous.

1. En anglais : Reward

Partage de récompenses

Le partage de récompenses favorise la coopération entre les piles pour poursuivre des objectifs communs. Cela encourage les piles à coopérer entre elles, bien que cette approche puisse conduire à des piles moins actives, car l'objectif de cette configuration est d'atteindre des buts partagés.

Partage de politiques

Les piles communiquent leurs paramètres de politique, qui peuvent inclure des poids de réseaux de neurones (comme dans l'apprentissage fédéré) ou des gradients de politique, pour aider les autres piles à comprendre leur processus de prise de décision. La politique partagée entre les piles leur permet d'apprendre des stratégies des autres, facilitant une convergence plus rapide vers un comportement optimal ou presque optimal. La probabilité d'avoir des piles peu actives est faible car les piles essaient de suivre la politique des autres. Pour atteindre une coopération entre les piles en poursuivant des objectifs communs, cette configuration devrait être combinée avec le partage de récompenses.

Partage d'actions

Au lieu de partager le processus de prise de décision ou les détails de la politique, les piles transmettent directement les actions qu'elles prévoient de prendre en réponse à leurs observations. Le partage des actions permet une coordination explicite en informant les autres agents des actions prévues, ce qui peut conduire à des comportements coopératifs. Les piles peuvent adapter leurs propres actions en fonction des actions partagées par leurs pairs, garantissant qu'elles travaillent collectivement vers des objectifs communs. Cette approche met l'accent sur la coordination en temps réel et peut être particulièrement utile dans des scénarios où une coopération immédiate est requise. Les piles peuvent coordonner leurs comportements et éviter les conflits.

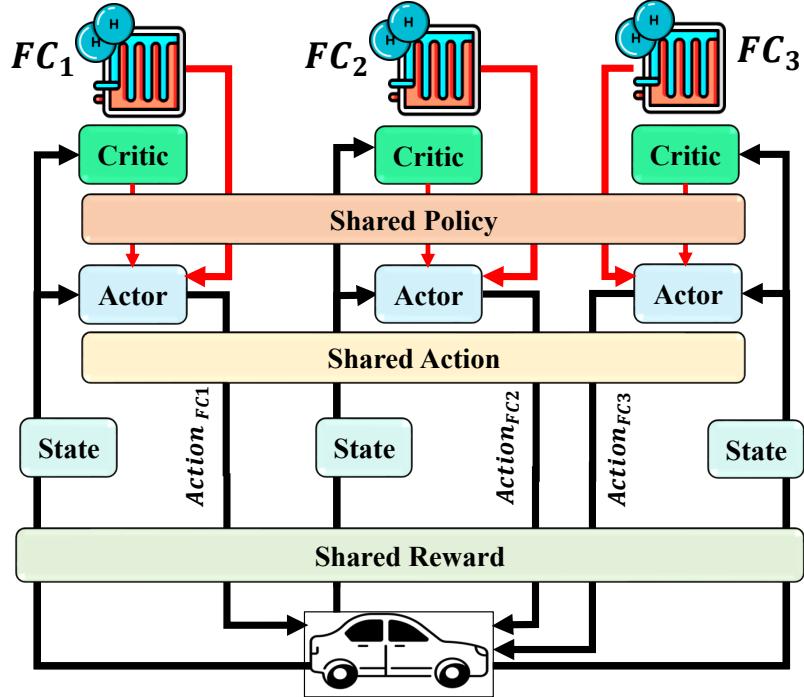


FIGURE 3-1 Les méthodes de communication pour les MFCHEVs.

3.2.2 Stratégie de gestion de l'énergie proposée (coopérative QLearning)

Les caractéristiques décrites du RL dans la section précédente ont fait du RL un outil potentiel pour développer des EMSs efficaces et robustes pour une chaîne de traction électrifiée. Ainsi, cet étude propose l'utilisation du RL pour les MFCHEV. Dans ce travail, les caractéristiques énergétiques mises à jour sont surveillées par une méthode de modélisation en ligne, comme mentionné dans le chapitre précédent. L'intégration de la modélisation en ligne des sources d'énergie dans la conception de l'EMS proposé basé sur le RL pour un MFCHEV est une autre caractéristique distinctive de ce travail. Parmi les algorithmes RL, le QLearning (QL) est l'un des plus adaptés à l'étude, car il est simple à mettre en oeuvre, permet des calculs rapides et est sans modèle, ce qui peut garantir une bonne adaptabilité lorsqu'il est bien entraîné.

La modélisation en ligne et QL peuvent être effectués simultanément, les mises à jour du modèle étant utilisées pour améliorer la précision des valeurs Q, et les valeurs Q mises à jour servant à guider la politique de contrôle.

L'objectif de la conception d'une EMS est d'établir une trajectoire de répartition de l'énergie afin de minimiser la consommation d'hydrogène et la dégradation des sources d'énergie tout en respectant les restrictions du système. La relation entre la puissance demandée et le système multi-pile ainsi que la batterie est exprimée comme suit :

$$P_{\text{req}} = P_{\text{FC}1}\eta_{\text{DC-DC}1} + P_{\text{FC}2}\eta_{\text{DC-DC}2} + P_{\text{FC}3}\eta_{\text{DC-DC}3} + P_{\text{Bat}} \quad (3.1)$$

Avec P_{req} est la puissance demandée, P_{Bat} est la puissance de la batterie, $P_{\text{FC}i}$ (pour $i = 1, 2, 3$) est la puissance de chaque FC, et $\eta_{\text{DC-DC}i}$ (pour $i = 1, 2, 3$) est l'efficacité du convertisseur DC-DC. Il convient de rappeler que chaque FC est connectée au bus DC via un convertisseur DC-DC, tandis que la batterie est directement reliée au bus DC. L'EMS détermine la portion de la puissance qui doit être fournie par chacune des piles à hydrogène ($P_{\text{FC}1}$, $P_{\text{FC}2}$, et $P_{\text{FC}3}$), et le reste sera fourni par le pack de batteries.

Il convient de noter que cette section ne gère que la distribution de puissance entre les piles à combustible, c'est pourquoi aucun convertisseur (Bus DC) pour la batterie n'est considéré. Afin de minimiser la dégradation de la batterie, son état sera inclus dans la formulation de la fonction de coût. Après que les piles à combustible auront fourni une partie de la puissance requise, comme dicté par la fonction de coût, la demande de puissance restante sera satisfaite par la batterie, conformément à l'équation .

Le coût total du système dans l'EMS est calculé comme suit :

$$\text{Cost}_{\text{total}} = -\text{Reward} = \text{Weight} * \sum_{k=1}^{t_{\text{cycle}}} \left(\sum_{i=1}^3 ((\$H_2 W_{H2i,k} + \$_{\text{FC}} \Delta_{\text{FC}i,k}) + \$_{\text{Bat}} \Delta_{\text{Bat},k}) \right) \quad (3.2)$$

avec $\text{Cost}_{\text{total}}$ est le coût total du système, $\Delta_{\text{FC}i}$ (pour $i = 1, 2, 3$) est la dégradation de chaque FC (définie par le taux de dégradation naturel, les variations dynamiques, les opérations à haute et basse puissance, et les commutations de piles à hydrogène), W_{H2i} (pour $i = 1, 2, 3$) est la consommation d'hydrogène de chaque pile calculée selon la courbe présentée dans la Figure , Δ_{Bat} est la dégradation de la batterie définie par la perte

de la batterie, t_{cycle} est la durée du cycle de conduite en secondes, et FC, H_2 , et Bat sont les coûts associés aux piles, à l'hydrogène et à la batterie rapportés dans le tableau . Par la suite, la stratégie basée sur le RL (comme l'EMS proposé), la DP (comme référence optimale hors ligne), et les stratégies SQP et ASQP (comme références en temps réel) seront expliquées.

TABLEAU 3-1 Répartition des coûts du système.

Composant	Prix	Symbole	Ref.
Hydrogène	\$2.3/kg	\$H ₂	[46]
FC	\$40/kW	\$ FC	[87]
Batterie	\$178.4/kWh	\$ Bat	[81]

Pour vérifier l'effet de la dégradation des piles à hydrogène sur les performances l'EMS, un modèle de vieillissement fiable est utilisé pour émuler la diminution de la tension de chaque pile sous cinq conditions différentes comme indiqué dans [88], [89] :

$$\Delta_{FCi} = \alpha_{\text{on/off}} N_{\text{cycle},i} + \alpha_{\text{high}} \frac{T_{\text{high},i}}{3600} + \alpha_{\text{low}} \frac{T_{\text{low},i}}{3600} + \alpha_{\text{shift}} N_{\text{shift},i} + \alpha_{\text{on}} \frac{T_{\text{on},i}}{3600} \quad i = (1, 2, 3) \quad (3.3)$$

avec i est le numéro des piles, α_{low} est le coefficient de puissance basse (moins de 5% de la puissance maximale), $\alpha_{\text{on/off}}$ représente le coefficient de démarrage-arrêt, α_{shift} est le coefficient de dynamique rapide (valeur absolue des variations de puissance supérieures à 10% de la puissance maximale), α_{high} est le coefficient de puissance élevée (plus de 90% de la puissance maximale), α_{on} est le taux de dégradation naturel, N_{cycle} est le nombre de cycles de démarrage-arrêt, N_{shift} est le nombre de changements de charge, T_{high} est la durée sous forte charge, T_{low} est la durée sous faible charge, et T_{on} est la durée sous dégradation naturelle. Le Tableau 3-2 montre les valeurs de ces paramètres [90].

Pour inclure l'impact de la dégradation de la batterie sur les performances de l'EMS proposé, un modèle exponentiel, qui est l'une des méthodes les plus efficaces pour évaluer la perte de capacité [81], [91], est utilisé dans cette étude, comme suit :

TABLEAU 3-2 Le coefficient de dégradation des performances des FC.

La variable.	Le taux de dégradation
$\alpha_{\text{on/off}}$	0.00196 %/Le cycle.
α_{high}	0.001470 %/L'heure
α_{low}	0.00126 %/L'heure
α_{on}	0.002 %/L'heure
α_{shift}	5.93×10^{-5} %/Le cycle.

$$\Delta Q_{\text{cell}} = \beta(c) \cdot \exp\left(\frac{-31700 + 370.3 \cdot c}{R_g \cdot (T_a + 273.15)}\right) \cdot \text{Ah}(c^z) \quad (3.4)$$

avec $\beta(c)$ représente le facteur pré-exponentiel déterminé par 25.652 [81], c désigne le C-rate, R_g est la constante universelle des gaz, 8.31 J/(mol·K), T_a est la température moyenne interne fixée à 30°C dans ce manuscrit, Ah est le débit total en ampères-heures, z est le facteur de la loi de puissance, 0.55. Étant donné qu'une perte de capacité de 20% signifie la fin de vie de la batterie au lithium embarquée, le débit total $\text{Ah}(c, T_a)$ peut être déterminé comme suit :

$$\text{Ah}(c, T_a) = \left[\frac{20}{\beta(c) \cdot \exp\left(\frac{-31700 + 370.3 \cdot c}{R_g \cdot (T_a + 273.15)}\right)} \right]^{\frac{1}{z}} \quad (3.5)$$

Ensuite, le nombre total de cycles $N(c, T_a)$ avant la fin de vie de la batterie peut être calculé comme suit :

$$N(c, T_a) = \frac{3600 \cdot \text{Ah}^{\text{EOL}}(c, T_a)}{Q_{\text{cell}}} \quad (3.6)$$

En conséquence, le taux de vieillissement de la batterie peut être calculé comme suit :

$$D_{\text{bat}} = \frac{|i_{\text{cell}}|}{2N(c, T_a) \cdot Q_{\text{cell}}} \Delta t \quad (3.7)$$

La littérature indique que deux paramètres clés sont influencés par la dégradation de la batterie : la résistance ohmique interne ($R_s(\Omega)$) et la capacité de la batterie (Q_{cell} (Ah)). D'après [92], la relation entre l'augmentation de la résistance ohmique interne

$(R_{\text{s-increase}})$ et la diminution de la capacité (Q_{fade}) peut être approximée par (3.4) dans laquelle Q_{fade} est obtenu par (3.8).

$$R_{\text{s-increase}} = \frac{Q_{\text{fade}} - 0.0073}{13.565} \quad (3.8)$$

Une EMS optimal cherche à minimiser les coûts opérationnels du système. Ce problème peut être résolu par un modèle de Processus de Décision Markovien (MDP). L'un des algorithmes RL les plus célèbres pour résoudre les problèmes de décision markovienne est QL. En termes d'avantages, QL est sans modèle, hors politique, et possède une haute efficacité computationnelle, ce qui signifie que l'agent RL n'a pas besoin d'incorporer un modèle d'environnement. En d'autres termes, QL est une méthode d'apprentissage par différence temporelle qui ne nécessite pas que l'agent apprenne le modèle de transition. Par conséquent, la politique EMS proposée est prometteuse pour les applications en temps réel. Le but des agents RL est de trouver la meilleure politique pour maximiser les récompenses totales. Les agents RL (FCs) commencent à apprendre pour s'adapter aux caractéristiques chaque fois qu'ils détectent un changement substantiel dans l'économie de coût. La configuration générale de l'EMS proposé est illustrée dans la Figure 3-2. D'après cette figure, l'EMS proposée comporte trois niveaux de fonctionnement, à savoir la modélisation en ligne, la stratégie basée sur des règles, et QL.

Au premier niveau, les paramètres des modèles de FCs et de batteries sont identifiés à l'aide de RLS. En fait, RLS estime en ligne les paramètres du modèle Squadrito utilisés pour caractériser les FCs et le modèle Thevenin de la batterie. Les caractéristiques mises à jour, telles que la puissance maximale de chaque FC et SoC de la batterie, sont ensuite extraites et utilisées par l'algorithme de gestion de l'énergie.

Pour éviter que le processus d'entraînement et améliorer la vitesse de calcul de l'apprentissage par renforcement, une stratégie basée sur des règles sera mise en œuvre dans la deuxième couche. La Figure 3-3 montre cet algorithme basé sur des règles. Selon la Figure 3-3, si la somme des puissances précédentes des piles et de la batterie est égale à la puissance demandée, alors la puissance des piles sera considérée comme les actions précédentes, et l'apprentissage par renforcement ne calculera pas ces étapes. La fonction

de cette stratégie basée sur des règles est d'accélérer les calculs lorsque cette condition est remplie, et elle n'a aucune influence sur l'optimalité de l'algorithme [93].

Au troisième niveau, les trois actions définies (P_{FC1} , P_{FC2} , et P_{FC3}) ont leur propre table Q avec la même fonction de récompense. Cette configuration aide les actions à fonctionner indépendamment. Pour suivre la limitation de fluctuation de SoC ($0.5 < \text{SoC} < 0.9$), si le SoC est au-dessus ou en-dessous de la limite, une valeur négative est donnée à la fonction de récompense. Enfin, selon équation 3.1, P_{Bat} sera déterminé pour fournir le reste de la puissance demandée.

Dans l'EMS proposée pour les MFCs, les trois vecteurs Q sont initialisés au début. Ensuite, la méthode QL avec la méthode de politique gloutonne est utilisée pour simuler une simulation complète de cycle de conduite réel. Dans ce travail, les états, actions et leur discrétisation considérés sont définis comme suit :

$$S = \{\text{SoC}, P_{\text{req}}\} : \begin{cases} \text{SoC} = [0.5, 0.56, 0.57, 0.58, \dots, 0.9] \\ P_{\text{req}} = [-1, 0.5, 1.2, 3.2, \dots, 14.2] \text{ kW} \end{cases}$$

$$A = \{P_{FC1}, P_{FC2}, P_{FC3}\} : \begin{cases} P_{FC1} = [0, 10, 20, 30, \dots, \text{Max}_{PFC1}] \text{ W} \\ P_{FC2} = [0, 10, 20, 30, \dots, \text{Max}_{PFC2}] \text{ W} \\ P_{FC3} = [0, 10, 20, 30, \dots, \text{Max}_{PFC3}] \text{ W} \end{cases}$$

Comme indiqué dans ces expressions, S est l'ensemble des états, comprenant la puissance requise et le SoC de la batterie, et A est l'ensemble des actions exprimées par $P_{FC1}(t)$, $P_{FC2}(t)$, et $P_{FC3}(t)$. Le processus de décision détermine si l'action correspondant à la valeur Q la plus élevée dans l'état actuel est choisie ou si elle est sélectionnée de manière aléatoire dans les limites supérieure et inférieure. ϵ est fixé à 0.99 dans cette étude. Le pseudo-code de QL est présenté dans le tableau 3-3.

Les actions optimales sont calculées avec la méthode ϵ -greedy, qui consiste à consacrer un effort supplémentaire à la collecte d'informations et à la détermination du meilleur modèle environnemental. Cela signifie :

TABLEAU 3-3 Pseudocode de QLearning

Initialiser $Q(s, a_1, a_2, a_3)$ pour chaque $s \in S, a_i \in A$
 Répéter pour chaque épisode :
 $s \leftarrow$ état actuel (non terminal)
 $a_1, a_2, a_3 \leftarrow \epsilon$ -greedy (Exploration vs. Exploitation)
 Exécuter a_1, a_2, a_3 ; observer s' et la récompense
 $Q(s, a_1, a_2, a_3) \leftarrow (1 - \alpha)Q(s, a_1, a_2, a_3) + \alpha(\text{Récompense} + \gamma \max_{a_i} Q(s', a_1, a_2, a_3))$
 $s \leftarrow s'$
 Jusqu'à ce que s soit terminal

$$\begin{cases} \arg \max_{a_i} Q(s, a_1, a_2, a_3) & \text{avec une probabilité de } 1 - \epsilon \\ \text{aléatoire}(a_1, a_2, a_3 \in A) & \text{avec une probabilité de } \epsilon \end{cases} \quad (3.9)$$

La table Q est mise à jour après chaque itération par :

$$Q(s, a_1, a_2, a_3) = (1 - \zeta)Q(s, a_1, a_2, a_3) + \zeta(\text{Récompense} + \gamma \max_{a_i} Q(s', a_1, a_2, a_3)) \quad (3.10)$$

avec a_i ($i = 1, 2, 3$) est la puissance des FCs, s' est l'état suivant, et ζ et γ sont respectivement les paramètres de taux d'apprentissage et le facteur de discount. Le terme $\text{Récompense} + \gamma \max_{a_i} Q(s', a_1, a_2, a_3)$ représente la fonction de valeur Q observée correspondant aux actions (a_1, a_2, a_3) à l'état s' , tandis que $Q(s, a_1, a_2, a_3)$ est la fonction de valeur Q estimée. Après avoir observé l'état et calculé la récompense, la table Q est mise à jour. Ce processus est répété jusqu'à ce que la valeur de la récompense converge.

3.2.3 Référence 1 (ASQP)

Une stratégie de gestion de l'énergie basée sur l'optimisation en ligne utilisant la méthode SQP est développée dans cette section afin de la comparer avec la stratégie basée sur RL. En effet, elle comporte deux couches de fonctionnement, comme montré dans la Figure 3-5. La première couche de cette stratégie est dédiée à la modélisation en ligne des sources d'énergie et à l'extraction des caractéristiques mises à jour, de manière

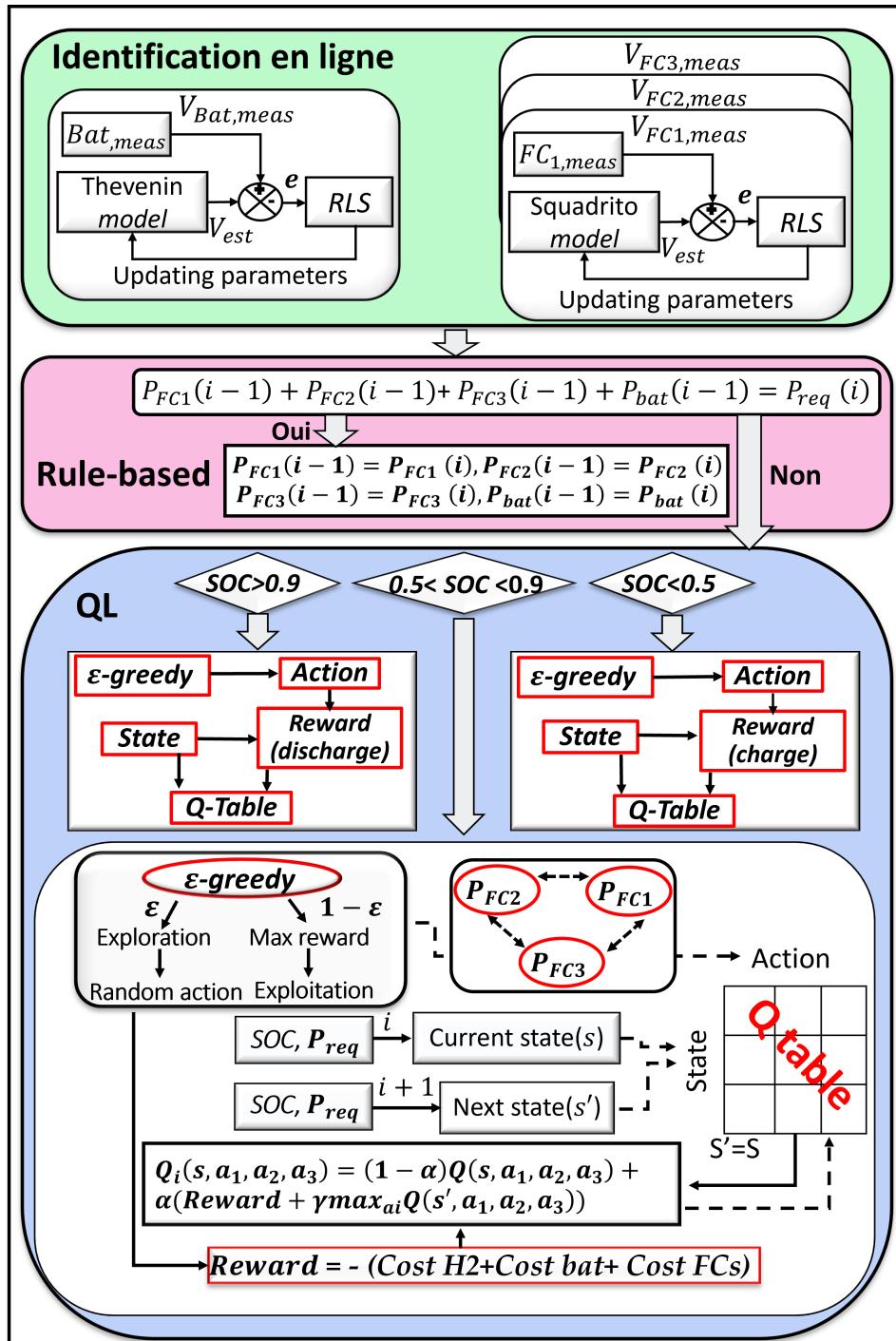


FIGURE 3-2 Le schéma général du EMS.

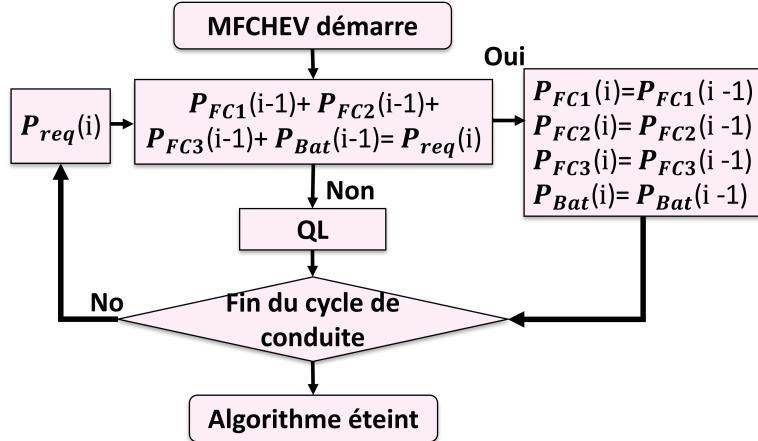


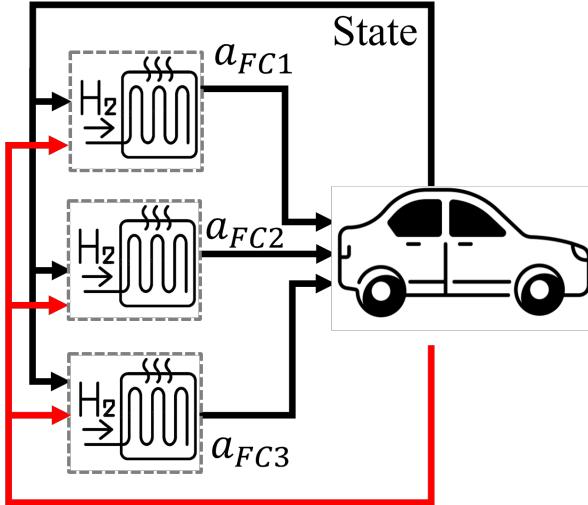
FIGURE 3-3 Flowchart de l'algorithme intégré basé sur des règles dans le QL.

similaire à l'EMS basé sur RL expliqué précédemment. Dans la deuxième couche, la méthode SQP est utilisée pour déterminer la puissance nécessaire de chaque FC en maximisant la même fonction de récompense que les autres stratégies. Il convient de noter que les FCs sont utilisés en fonction de leurs états de santé (du MP le plus élevé au MP le plus bas dans un ordre décroissant).

3.2.4 Référence 2 (Programmation Quadratique Séquentielle Adaptative)

Bien que la méthode précédente soit une stratégie compétente, elle ne prend pas en compte les états de chaque FC lors de la distribution de puissance, ce qui peut entraîner une augmentation du coût total du système. Par conséquent, une forme modifiée de cette méthode est introduite dans cette section, capable de résoudre ce problème. Semblable à la stratégie précédente, cette EMS, appelée SASQP, possède deux niveaux de fonctionnement : la modélisation en ligne et la distribution de puissance. La modélisation en ligne est identique à celle des EMS précédemment expliqués. Cependant, la deuxième couche suit une approche différente en calculant le coût total pour chacun des cas suivants :

- Tous les FCs sont éteints.
- Un FC est activé.
- Deux FCs sont activés.
- Les trois FCs sont activés.



$$Reward_{FC1} + Reward_{FC2} + Reward_{FC3}$$

FIGURE 3-4 Framework considéré pour les MFC dans le QL.

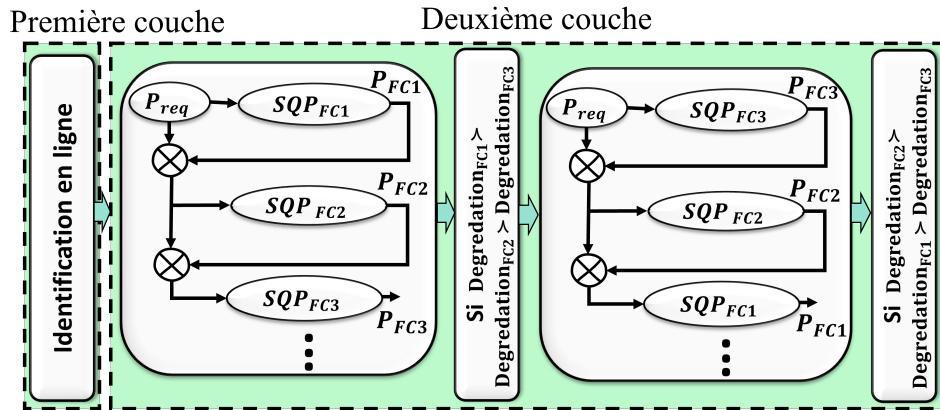


FIGURE 3-5 Configuration de la stratégie SQP.

Après avoir calculé le coût total pour chacun des cas mentionnés, la stratégie utilise celle qui conduit au coût minimum. La Figure 3-6 montre la structure de l'algorithme proposé.

3.2.5 Résultats et discussion

Le modèle mathématique du véhicule considéré (Spyder) a été validé par un test de conduite sur route (Real cycle de conduite) réalisé au laboratoire e-TESC [70]. La

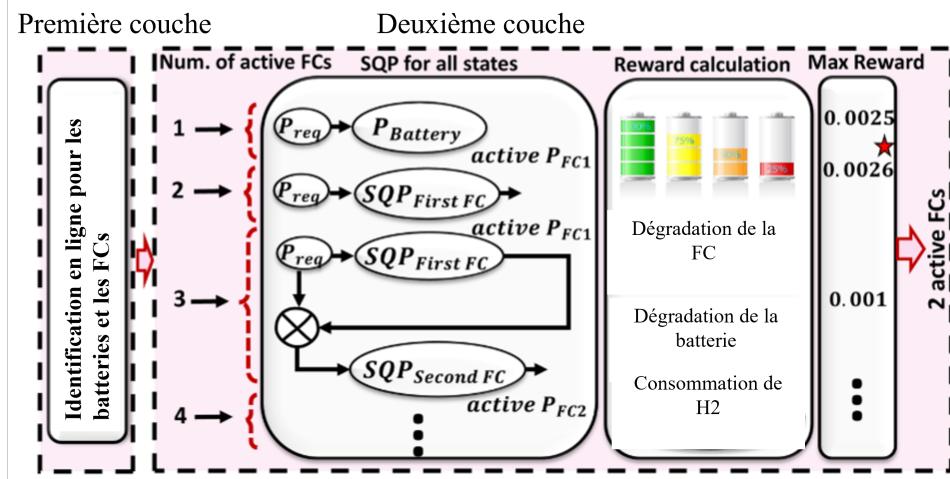


FIGURE 3-6 Configuration de la stratégie ASQP.

Figure 3-7 montre les profils de vitesse des cycles de conduite réel et NEDC utilisés pour évaluer la performance des différents EMS dans cette étude.

Pour clarifier la compétence de la EMS proposée basée sur le RL, celle-ci est d'abord comparée avec les autres stratégies précédemment expliquées en termes de coût total. Ensuite, une comparaison de la durée de vie est effectuée pour montrer l'influence de chaque stratégie sur la durabilité du système de FC, qui est un composant sujet aux dommages. Enfin, la tendance de convergence du RL est analysée.

Les trajectoires relatives à la distribution de la puissance entre le système multi-piles à combustible et le pack de batteries sont illustrées à la Figure 3-8 pour toutes les stratégies EMS mentionnées (QL, DP, SQP et ASQP). Comme on peut le voir dans la Figure 3-8, QL et DP tendent à faire fonctionner les piles à combustible dans diverses plages de puissance dès le début, tandis que les deux autres stratégies tentent d'exploiter les piles à combustible dans la zone de rendement maximal dans les phases initiales. Du début à environ 600 secondes, DP fait occasionnellement fonctionner les piles à combustible à des niveaux de puissance plus élevés que QL et éteint les piles à combustible pendant une courte période, tandis que QL évite de désactiver les piles à combustible. De 600 secondes jusqu'à la fin du profil de conduite, la variation moyenne de la puissance des piles à combustible se rapproche de la zone de haute efficacité dans DP par rapport à QL. L'EMS ASQP utilise la batterie au tout début du profil sans activer les piles à

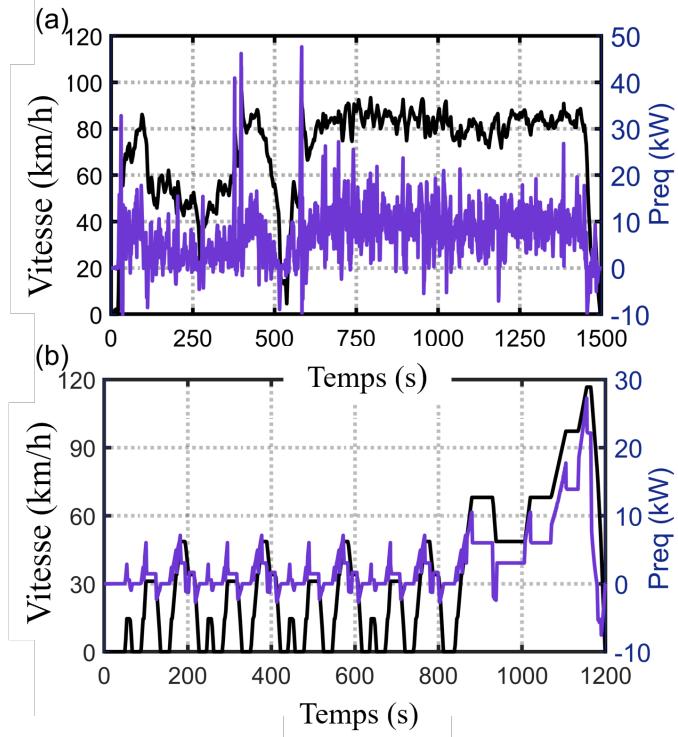


FIGURE 3-7 Cycles de conduite, (a) Real cycle de conduite, (b) NEDC.

combustible. Ensuite, elle continue d'utiliser les piles à combustible autour de leur zone de haute efficacité avec quelques activations/désactivations et variations occasionnelles. SQP active les piles à combustible dès le début et ensuite, les fait fonctionner de manière très similaire à ASQP avec moins de variations. La manière dont les EMS utilisent les piles à combustible influence directement le SOH et le SoC du pack de batteries. Ainsi, la variation du SOH et du SoC de la batterie est présentée à la Figure 3-9 pour toutes les stratégies. La Figure 3-9 (a) montre que QL cause le plus de dégradation sur la batterie, tandis que DP en cause le moins. Concernant le SoC de la batterie, la Figure 3-9 (b) montre que QL décharge la batterie du SoC initial (70%) au niveau minimum (50%) de 0 à environ 700 secondes et maintient le SoC minimum jusqu'à la fin du profil. DP, ASQP et SQP déchargent la batterie au niveau minimum en environ 1000 secondes et maintiennent ce niveau jusqu'à la fin.

Pour obtenir une meilleure compréhension des performances de chaque EMS, le Tableau 3-4 compare leurs coûts individuels et totaux. Il convient de noter que, puisque le SoC final de la batterie de SQP et ASQP est différent de celui des deux autres stratégies,

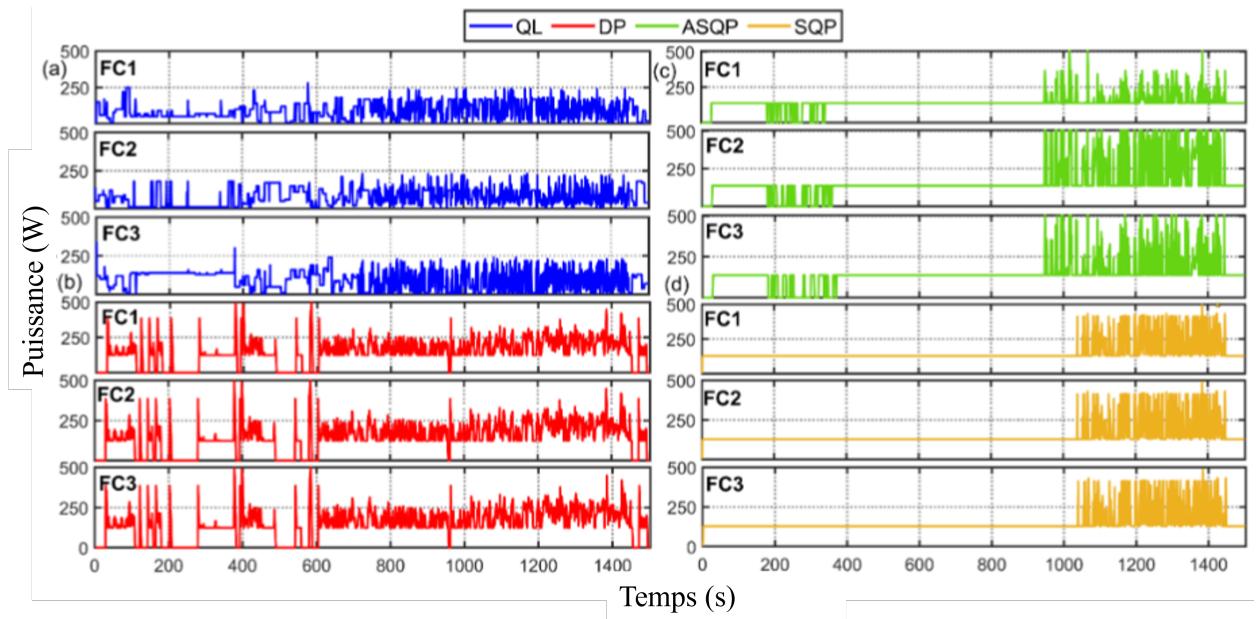


FIGURE 3-8 L’allocation de puissance entre les FC real cycle de conduite, (a) QL (b) DP, (c) ASQP, and (d) SQP.

une étape de recharge a été ajoutée à la simulation afin que la comparaison de la consommation d’hydrogène soit équitable. À cet égard, la batterie est rechargée pour atteindre le même SoC final que les autres stratégies en utilisant le point d’efficacité maximal du pile de FCs à la fin de chaque test, et le coût en US\$ de l’hydrogène supplémentaire requis est ajouté à la fonction de coût total. Le Tableau 3-4 montre que QL a une performance la plus proche de DP avec un coût total respectivement supérieur de 4.78% et 5.7% sous les cycles de conduite Réel et NEDC. ASQP présente un coût total respectivement supérieur de 9.48% et 16.3% et SQP a un coût total respectivement supérieur de 18.6% et 56% par rapport à DP sous les mêmes cycles de conduite. La comparaison de QL avec ASQP et SQP montre qu’il peut réduire le coût total jusqu’à 4.7% et 13.85% respectivement sous le cycle de conduite Réel et 10.66% et 51.33% respectivement sous le cycle NEDC.

Pour comprendre le rôle de chaque pile de piles dans l’approvisionnement de la puissance demandée, la Figure 3-10 montre la répartition de la puissance pour chacun des FCs dans les EMSs déployés. Il convient de noter que cette Figure représente les résultats des piles à échelle augmentée. D’après cette Figure, SQP et ASQP utilisent principalement

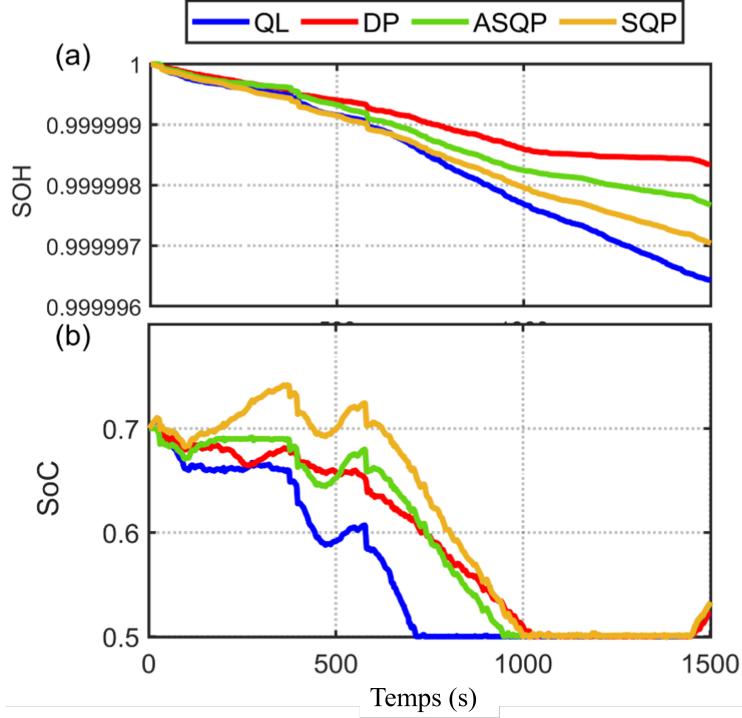


FIGURE 3-9 Comparaison de l'ESO et de l'état de charge des EMSs implantés Real cycle de conduite, (a) SOH et (b) SoC.

les piles dans la zone de haute efficacité. Dans le cas de QL et DP, les piles sont utilisées dans une gamme de puissance plus large mais évitent toujours l'opération dans les plages de puissance minimale et maximale.

Le Tableau 3-5 résume l'influence de chaque facteur sur la dégradation des piles à hydrogène et de la batterie. $D_{\text{on/off}}$, D_{on} , D_{High} , D_{Low} , et D_{Shift} représentent la dégradation causée par le démarrage-arrêt, la dégradation naturelle, la haute puissance, la basse puissance et les dynamiques rapides, respectivement. Les résultats de la détérioration des piles sont transformés en années utilisables en tenant compte des EMSs mis en œuvre sous le cycle de conduite réel [94]. La formule de conversion est donnée :

$$\text{Année} = \frac{\text{Day}_{\text{cycle}}}{365 \times \frac{D_{\text{total}}}{10\%}} \quad (3.11)$$

avec $\text{Day}_{\text{cycle}}$ est le temps de simulation ; dans cette étude, le cycle de conduite réel dure 0,0174 jours, et D_{total} représente la dégradation globale des piles à hydrogène, calculée sur la base du Tableau 3-5 pour ce profil de conduite. Selon [34], la durée de vie

TABLEAU 3-4 Les résultats des coûts des différents algorithmes sous réel et NEDC cycle de conduite.

EMS Coût			QL	DP	ASQP	SQP	
H2	Real	Operation	0.0231	0.0220	0.0246	0.0249	
		Penalty	0	0	0	0	
	NEDC	Operation	0.0064	0.0063	0.0061	0.0064	
		Penalty	0	0	0.0044	0	
FCs	Real	Operation	0.0100	0.0096	0.0134	0.0134	
		Penalty	0	0	0	0	
	NEDC	Operation	0.0217	0.0201	0.0216	0.0661	
		Penalty	0	0	1.3033e-04	0	
Bat.	Real	Operation	0.0019	0.0018	0.0013	0.0016	
		Penalty	0	0	0	0	
	NEDC	Operation	5.2157e-04	5.2030e-04	5.3657e-04	4.5921e-04	
		Penalty	0	0	4.4274e-04	0	
Coût total (\$)		Real	0.0350	0.0334	0.0393	0.0399	
		NEDC	0.0286	0.0269	0.0332	0.0730	

d'une FC se termine lorsque sa tension chute de 10% lorsqu'elle fonctionne à courant nominal. Les années utilisables du système de FC utilisant QL, DP, SQP et ASQP sont respectivement de 1,5862, 2,0653, 1,558 et 1,7901 ans. La Figure 3-13 montre la tendance de dégradation de chaque stratégie sous le test de conduite réel réalisé. D'après cette figure, la dégradation des FCs dans le cas de l'ASQP est inférieure à celle du QL proposé, bien que le QL ait prouvé une meilleure efficacité énergétique. Le Tableau 3-5 rapporte la dégradation induite par chacun des facteurs définis dans le système de FCs et le pack de batterie. D'après ce tableau, le SQP cause la plus grande dégradation des systèmes de FCs en raison des variations excessives de puissance. Le QL cause la deuxième plus grande dégradation dans les systèmes de FCs, mais il est plus efficace en termes de consommation de carburant, comme expliqué précédemment. Le DP a causé le moindre degré de dégradation lors du test effectué.

La Figure 3-12 illustre la répartition des points de variation de puissance causés par chaque EMS pour les FCs utilisées. Les points situés sur zéro indiquent des variations de puissance inférieures à 10% de la MP, n'entraînant aucune dégradation significative. Les autres points représentent des variations dépassant 10% de la MP pour chaque pile. D'après la figure, il est évident que les variations de puissance causées par le

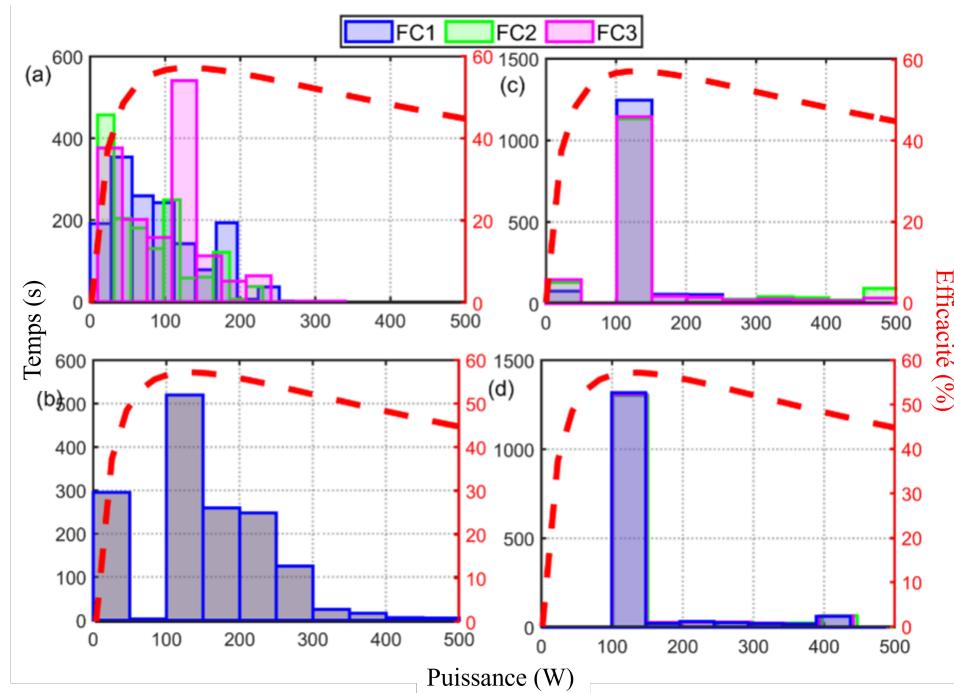


FIGURE 3-10 Points de fonctionnement des FC pour tous les EMSs sous Real cycle de conduite,
a) QL, b) DP, c) ASQP, et d) SQP.

TABLEAU 3-5 Dégradation des sources d'énergie causée par différents EMS
sous Real cycle de conduite.

Dégradation	EMS			
	QL	DP	ASQP	SQP
$D_{on/off}$	0	0	0	0
D_{on}	2.5028e-05	2.0267e-05	2.3061e-05	2.5033e-05
D_{Low}	3.0555e-06	5.2500e-08	0	1.0500e-08
D_{High}	0	6.1250e-08	5.3492e-07	1.2250e-08
D_{Shift}	4.7203e-04	4.5898e-04	6.44e-04	6.4578e-04
Dégradation totale des FC	5.0011e-04	4.7936e-04	6.6760e-04	6.7084e-04
Dégradation de la batterie	3.5653e-06	3.3088e-06	2.3287e-06	2.9586e-06
Durée de vie estimée de FC	2.8596	2.9834	2.1422	2.1319

DP et le QL restent principalement en dessous de 50% de la MP et se produisent de manière cohérente tout au long de la durée. En revanche, dans le cas de l'ASQP et du SQP, les variations de puissance sont plus fréquentes après 1000 s et se dispersent dans des régions de haute puissance. Le nombre de points de variation de puissance est

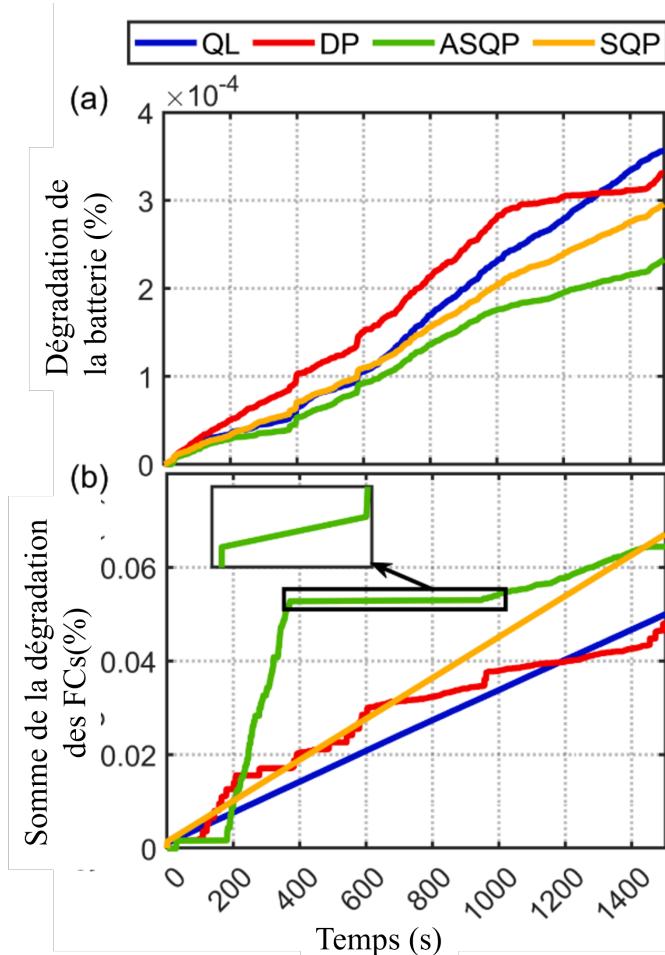


FIGURE 3-11 Les dégradations causées par les FC et les batteries par différents EMS sous Real cycle de conduite, a) Dégradation de la batterie b) Somme de la dégradation dans les FCs.

indiqué dans la légende de la Figure 3-12, confirmant que le DP présente la variation la plus faible, suivi du QL. À l'inverse, l'ASQP et le SQP ont un plus grand nombre de variations.

Jusqu'à présent, la performance de QL a été comparée avec d'autres stratégies et il a été constaté que cette stratégie peut atteindre le coût total le plus bas parmi les stratégies en ligne. La Figure 3-13 présente la tendance de convergence de la fonction de récompense vers la maximisation pendant que l'entraînement est en cours. D'après cette figure, on observe que la fonction de récompense devient presque stable après 6500 itérations.

Bien que cette étude ait tenté de combler les lacunes existantes dans les EMSs basés sur l'optimisation et les règles et ait obtenu un certain succès, elle souffre encore de certaines limitations :

- Bien que les piles à hydrogène soient conçues pour fonctionner indépendamment et puissent coopérer pour minimiser le coût total du système, le manque de partage d'informations entre les piles peut entraîner des niveaux de dégradation variés. Cela peut conduire à la défaillance prématuée de certaines piles et à l'inaktivité potentielle d'autres.
- Cette étude s'est principalement concentrée sur des environnements discrets, qui ne sont pas bien adaptés aux sources d'énergie subissant une dégradation.

Pour remédier à ces lacunes, la section suivante proposera des améliorations à l'EMS.

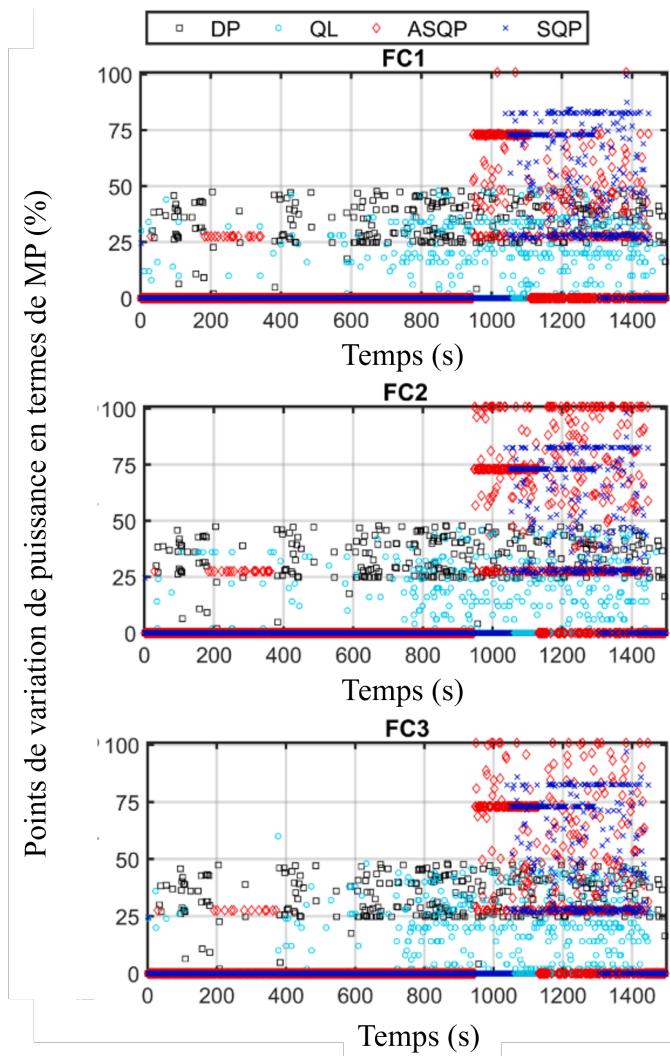


FIGURE 3-12 Distribution des points de variation de puissance pour chacun des EMSs sous le cycle de conduite réel. Il est essentiel de noter que le nombre total de points de variation de puissance dépassant 10% de la MP dans les trois FCs est le suivant pour chaque EMS : DP : 774 points, QL : 796 points, ASQP : 1086 points, SQP : 1089 points.

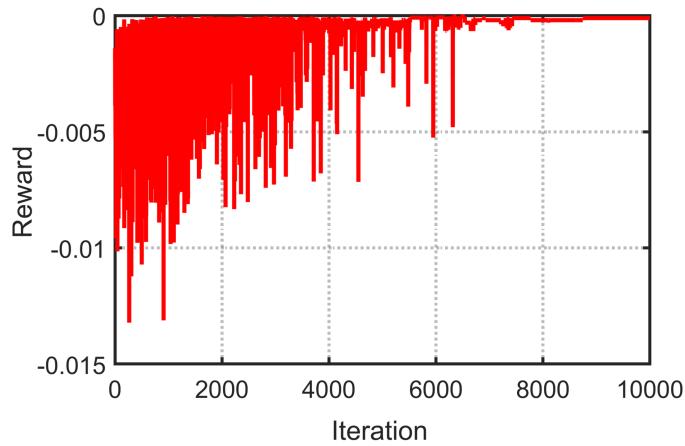


FIGURE 3-13 Tendance de convergence de Reward de l'algorithme QL pendant l'entraînement.

3.3 Apprentissage par renforcement profond

Alors que le QL a le potentiel de combler certaines lacunes et a montré des résultats prometteurs dans les MFCHEVs selon les découvertes précédentes, il peut rencontrer le problème de la "malédiction de la dimensionnalité" en raison de la discréétisation des états et des variables de contrôle, ce qui peut limiter son applicabilité. La discréétisation des caractéristiques peut rendre difficile pour l'apprentissage par renforcement (en anglais : Reinforcement learning) de gérer des problèmes de contrôle continu. De plus, dans le QL, il y a souvent un compromis entre atteindre le résultat optimal et l'atteindre rapidement. Si les piles mettent trop de temps à apprendre la politique optimale, cela peut ne pas être pratique pour les applications réelles où les décisions doivent être prises rapidement.

Les méthodes du DRL [95] impliquent l'intégration de NN avec des algorithmes classiques de RL comme le QL. Les NN sont reconnus comme des approximatrices de fonction universels, capables de gérer des problèmes de haute dimensionnalité et non linéaires. Par conséquent, ils peuvent dépasser les contraintes imposées par les approximatrices de fonction de base généralement utilisés dans le QL.

La Figure 3-14 indique que l'utilisation du DRL a gagné plus d'attention par rapport au RL ces dernières années.

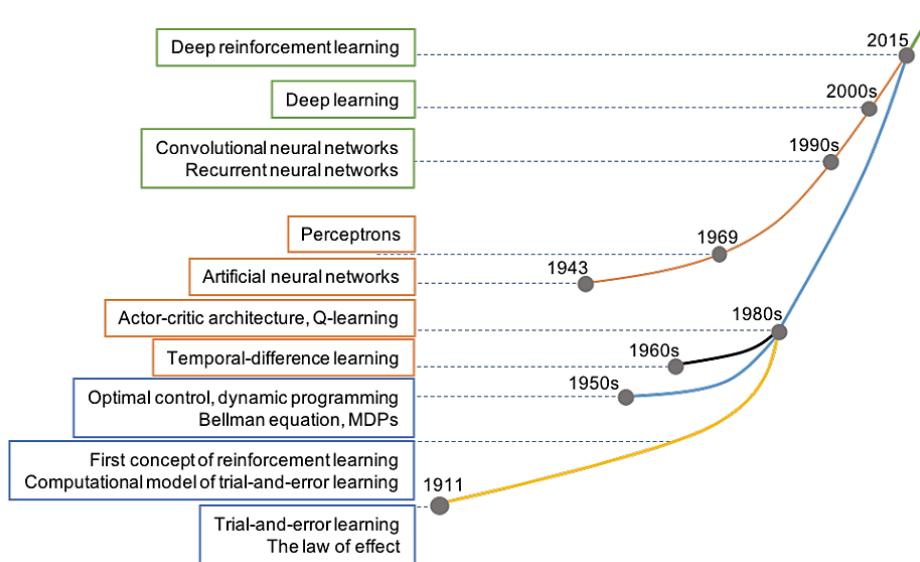


FIGURE 3-14 Émergence de Reinforcement learning profond à travers différents jalons essentiels. [96]

Pour surmonter le défi de l'espace d'états discrets dans QL, le Deep Q-Network (DQN), une combinaison de techniques de QL et d'apprentissage profond, utilise un DNN comme approximant de fonction pour représenter la fonction de valeur Q dans un espace d'états continu multidimensionnel. Le tableau de recherche QL tabulaire traditionnel est remplacé par des réseaux de neurones, qui approximant la fonction de valeur d'action. Étant donné que le DQN implique plusieurs agents opérant simultanément, il favorise une exploration accrue par rapport à QL et contribue à améliorer les performances.

3.3.1 Stratégie de gestion de l'énergie proposée (Collaborative Deep Q-Network)

Alors que les études précédentes ont tenté de combler les lacunes existantes dans la conception des EMSs pour les MFCHEVs en ce qui concerne les connexions des empilements, certaines lacunes restent non résolues. Bien que les empilements de FCs aient été conçus dans la section précédente pour fonctionner de manière indépendante tout en coopérant les uns avec les autres afin de minimiser le coût total du système, l'absence de partage d'informations complet entre les empilements peut entraîner des niveaux de dégradation variables, conduisant à une défaillance prématûre de certains empilements et à la présence d'empilements sous-utilisés. De plus, l'apprentissage par renforcement

QL, centré sur des états/actions discrets, n'est pas bien adapté aux sources d'énergie sujettes à la dégradation. Par conséquent, afin d'améliorer l'efficacité de l'allocation de puissance et de favoriser une meilleure collaboration entre les empilements dans les MFCHEV, cette étude explore le Collaborative DQN.

Dans cette section, l'implémentation de DQN sera détaillée. L'algorithme DQN initialise les paramètres des réseaux de neurones de manière aléatoire, et à chaque étape, l'agent sélectionne et exécute une action A comme suit :

$$\text{action} = \begin{cases} \text{argmax } Q_i(S, A), & \text{with probability } 1 - \epsilon \\ \text{Random actions,} & \text{with probability } \epsilon \end{cases} \quad (3.12)$$

où Q_i représente la fonction de valeur Q de comportement (pour chaque pile) définie par un réseau de neurones, S désigne l'état actuel, A est l'ensemble des actions disponibles et ϵ sert de paramètre de calibration déterminant le niveau d'exploration. Tout au long de l'entraînement, l'agent (pile) sélectionne une action aléatoire avec une probabilité ϵ . Cette stratégie d'exploration est appelée ϵ -greedy, où les actions gourmandes (sélectionnées avec une probabilité de $(1-\epsilon)$) exploitent les connaissances actuelles pour maximiser la fonction de valeur Q de comportement, tandis que le paramètre ϵ facilite l'exploration de l'espace état-action en sélectionnant des actions de manière aléatoire. Une valeur ϵ plus élevée entraîne une exploration plus large de l'espace état-action. Pendant la phase d'entraînement, le paramètre ϵ doit être soigneusement choisi pour trouver un équilibre entre exploration et exploitation. La stratégie d'exploration joue un rôle crucial, car maximiser la récompense implique un processus d'essai-erreur, et explorer de nouvelles paires état-action peut améliorer la politique actuelle, tandis que l'exploitation agit simplement de manière optimale en fonction des connaissances existantes. La définition de la fonction de récompense est similaire à celle du système de gestion de l'énergie précédemment implanté dans cette section (3.2).

Les variables d'état pour le DQN considéré comprennent le SoC et la puissance demandée, comme proposé dans l'EMS.

$$\text{State} = \text{SoC}, P_{req} \quad (3.13)$$

Les actions dans cette étude sont déterminées par la puissance de sortie de chaque pile, comme illustré ci-dessous :

$$\text{action} = P_{FC1}, P_{FC2}, P_{FC3} : \begin{cases} [0, 20, \dots, \text{Max}_{PFC1}] \\ [0, 20, \dots, \text{Max}_{PFC2}] \\ [0, 20, \dots, \text{Max}_{PFC3}] \end{cases} \quad (3.14)$$

où Max_{PFC1} , Max_{PFC2} et Max_{PFC3} représentent la puissance maximale de chaque FC, qui diminuera en raison de la dégradation dans les conditions de fonctionnement et sera prise en compte dans le système.

L'algorithme DQN est formé hors ligne en définissant les valeurs initiales des hyperparamètres. Les hyperparamètres finaux de l'algorithme DQN sont présentés dans le Tableau 3-6. Il convient de noter que l'EMS proposée n'utilise pas de bibliothèques DRL préconstruites en Python, ce qui permet une plus grande flexibilité dans l'ajustement des hyperparamètres afin d'obtenir des résultats optimaux.

TABLEAU 3-6 Réglage des Hyperparamètres Basé sur l'Algorithme DQN.

Hyperparamètre	Valeur
Nombre maximum de tours d'entraînement	13000
Nombre minimum de lots d'échantillons d'entraînement	64
Facteur de réduction	0.9
Facteur d'exploration initial	1
Fréquence de mise à jour du réseau cible	300
Taux d'apprentissage	0.001

Le comportement de la pile dans l'environnement MFCHEV acquiert continuellement plus de valeurs de récompense, visant à converger vers le schéma d'allocation de puissance optimal. L'objectif de la récompense est de minimiser le coût opérationnel global. Cela implique de trouver un équilibre entre plusieurs objectifs, tels que la réduction de la consommation de carburant, l'atténuation de la dégradation des FCs

et de la batterie, la prévention de la surchauffe de la batterie et le maintien du SoC. Par conséquent, le problème d'optimisation est formulé comme l'atteinte de la valeur minimale de la fonction de coût suivante à chaque étape temporelle, comme défini dans les EMSs précédents (3.2).

Maintenir le SoC de la batterie dans une plage de sécurité est crucial, et ce manuscrit, la plage désignée est fixée entre 0.5 et 0.9.

Dans cette section, comme dans la section précédente, nous adoptons le "modèle de dégradation à cinq facteurs" pour caractériser la dégradation des FCs. Cependant, contrairement à la section précédente, nous utilisons des valeurs différentes pour les paramètres du modèle par rapport à la littérature. Ce modèle incorpore les quatre catégories mentionnées précédemment, ainsi qu'un facteur supplémentaire, fournissant une approche complète pour capturer les complexités du vieillissement des FC. La formulation du "modèle de dégradation à cinq facteurs" avait été définie dans (3.3).

À cette étape, étant donné que les unités utilisées pour Δ_{FC_i} et la consommation d'hydrogène sont différentes, il est difficile d'obtenir des résultats optimaux. Pour résoudre ce problème, Δ_{FC_i} est converti en consommation d'hydrogène équivalente ($\Delta m_{H_2\text{equ}}$) en fonction du prix des FC et de l'hydrogène, comme montré dans (3.15).

$$\Delta m_{H_2\text{equ}1} = \frac{\Delta_{FC_i} \times \$_{FC_i}}{10\% C_{H_2}} \quad (3.15)$$

avec C_{H_2} est le prix de l'hydrogène et $\$_{FC_i}$ est le coût associé à chaque pile FC. Une dégradation de performance de 10% représente la valeur maximale autorisée pour les FC dans les applications automobiles. Ainsi, $\Delta m_{H_2\text{equ}1}$ représente la consommation d'hydrogène équivalente due à la dégradation de performance des FC. Le degré de dégradation de la batterie est également converti en consommation d'hydrogène équivalente par (3.16).

$$\Delta m_{H_2\text{equ}2} = \frac{\Delta D_{\text{bat}} \$_{\text{Bat}}}{20\% C_{H_2}} \quad (3.16)$$

avec $\Delta m_{\text{H}_2\text{equ2}}$ est la consommation d'hydrogène équivalente due à la dégradation de performance de la batterie et $\$_{\text{Bat}}$ est le coût associé à la batterie. Une perte de capacité de 20% indique souvent la fin de vie d'une batterie Li dans les applications automobiles.

Dans cette section, pour garantir que chaque pile fonctionne de manière indépendante, chacune d'elles possède son propre NN. Ensuite, pour favoriser la coopération entre les piles, la fonction de récompense (3.2) en QL est formulée comme la somme des récompenses pour chaque FC, comme considéré dans l'EMS précédemment mis en œuvre.

Cependant, il reste un écart dans le partage d'informations, ce qui peut potentiellement entraîner des vitesses de convergence plus lentes ou même une performance non optimale des piles. En réponse à ces limitations, un agrégateur a été incorporé dans l'EMS proposé. Cet agrégateur vise à améliorer le partage d'informations entre les piles, en abordant les problèmes identifiés. Dans le cadre du Federated Learning (FL), les piles apprennent collaborativement une politique partagée en agrégeant les mises à jour des poids locaux des NN, favorisant une convergence plus efficace. De plus, il encourage les piles à travailler ensemble sans montrer de paresse.

Au cours de chaque époque, les modèles NN sont entraînés localement sur les piles FC individuelles. L'exécution du FL pendant plusieurs époques jusqu'à ce que la précision souhaitée soit atteinte aboutit à un modèle NN bien entraîné. La Figure 3-15 illustre l'approche de l'agrégateur proposée dans cette étude de cas. Cette méthodologie permet à chaque pile de fonctionner de manière décentralisée tout en partageant simultanément des informations sur les politiques et en coopérant. L'algorithme d'agrégation utilisé dans cet article est basé sur le FL, une méthode de fusion par moyenne pondérée en fonction de la quantité de données possédées par le modèle local :

$$W^F = \text{aggregate}(W_1, W_2, \dots, W_N) = \frac{1}{N} \sum_{i \in N} W_i \quad (3.17)$$

avec N est le nombre d'agents (piles) dans le scénario actuel et W_i est les paramètres du modèle RL des couches d'extraction de caractéristiques globales de l'agent. W^F est les

paramètres du NN du modèle fédéré global. En supposant que les données d'observation de chaque agent sont uniformément distribuées, l'agrégation est définie en conséquence.

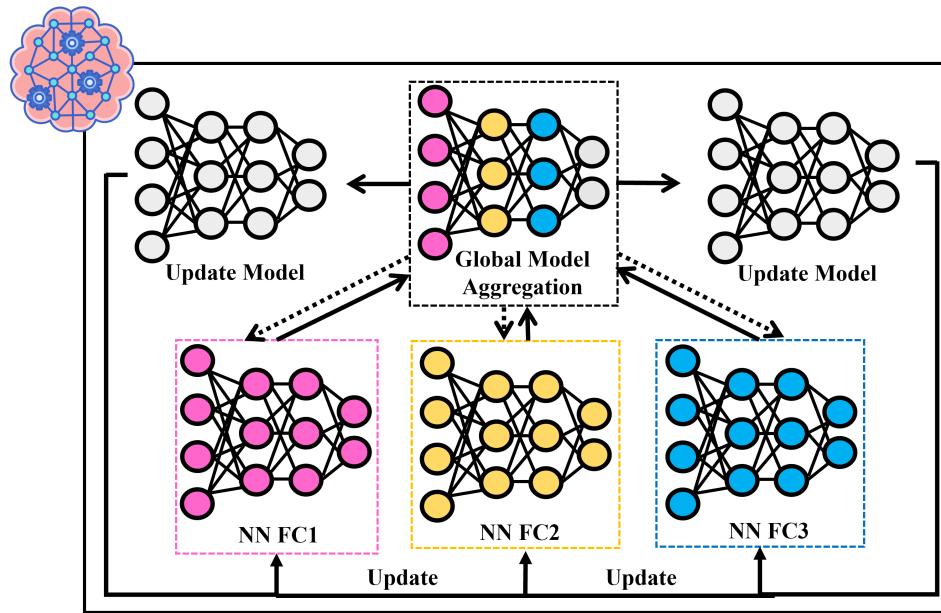


FIGURE 3-15 Architecture proposée pour le FL.

Le pseudo-code de FLDQN est présenté dans le Tableau 3-7.

3.3.2 Résultats et discussion

Pour entraîner le système de gestion de l'énergie basé sur le DRL, un ensemble de cycles de conduite standard capturant les caractéristiques de diverses grandes régions est essentiel. Cependant, le temps d'entraînement de l'algorithme, en particulier dans les FCHVs, peut être long. Par conséquent, à ce stade, le cycle de conduite « Urban Dynamometer Driving Schedule » (UDDS), illustré à la Figure b) 3-17, a été choisi comme cycle de conduite représentatif, car il implique des décélérations fréquentes, de faibles vitesses et des phases de ralenti.

Le cycle de conduite considéré présente différentes caractéristiques afin d'assurer que le modèle, après l'entraînement, puisse s'adapter à diverses conditions de conduite. Après l'entraînement, le modèle sera testé avec un cycle de conduite différent, comme illustré à la Figure c) 3-17.

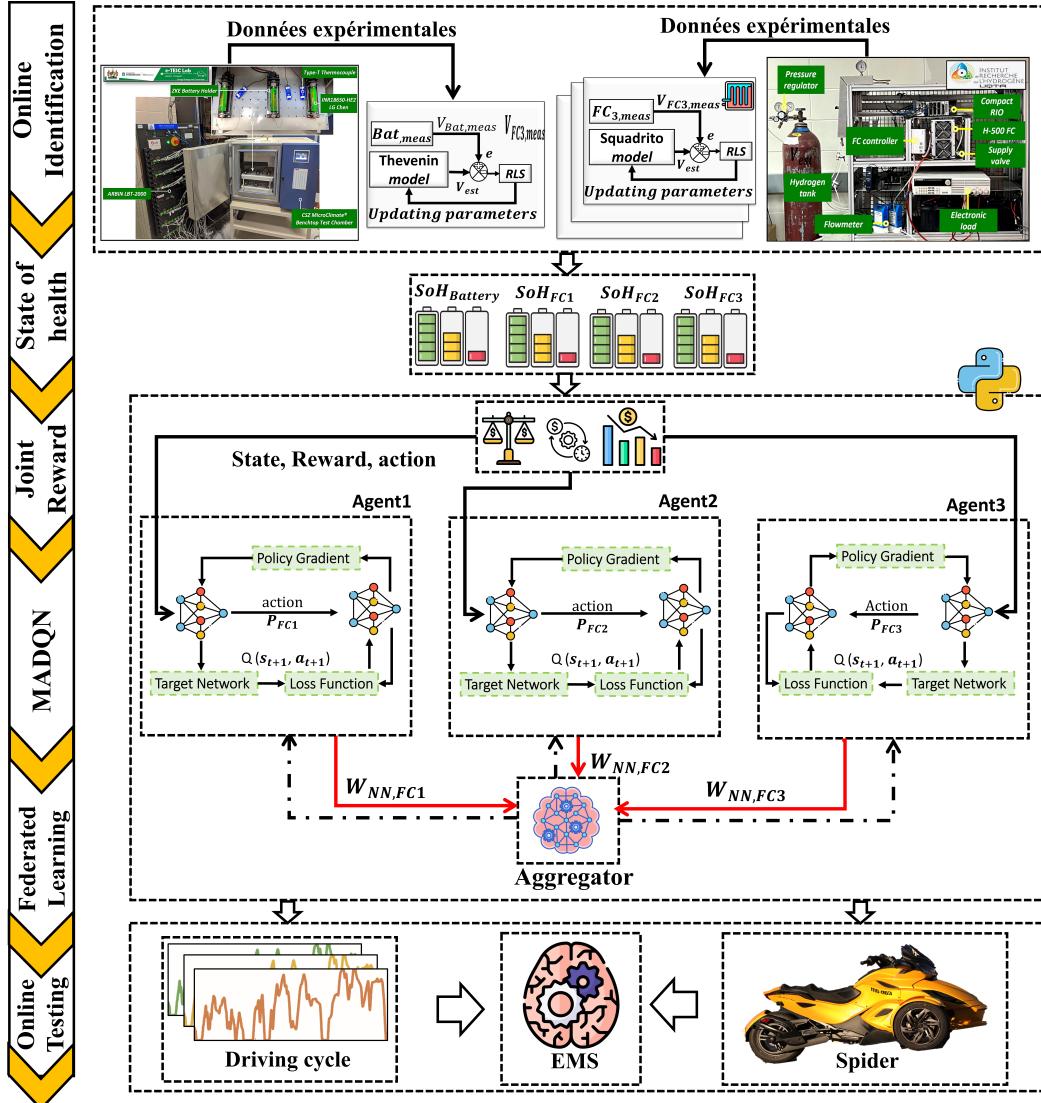


FIGURE 3-16 Cadre DRL proposé.

Afin de fournir une comparaison avec les approches précédentes, le QL sera conçu à cette étape. De plus, pour démontrer l'importance du FL dans le DRL, les résultats de cet EMS seront comparés sans FL.

3.3.2.1 Performance d'entraînement

La Figure 3-18 illustre la variation de la SoC et de la SoH de la batterie. Comme montré, les systèmes EMS basés sur DQN et FLDQN présentent des niveaux de SoC presque similaires au début (70%) et se terminent à des niveaux presque identiques. La méthode

TABLEAU 3-7 Pseudo-code de la stratégie de gestion de l'énergie proposée basée sur le FLDQN.

-
1. Initialiser aléatoirement le réseau d'évaluation local $Q_i(s, a|\theta_i^Q)$ pour chaque agent i avec les paramètres θ_i^Q
 2. Initialiser la mémoire de replay R_i pour chaque agent i et définir les hyperparamètres : $\epsilon_i, \gamma, \alpha$
 3. Pour chaque épisode $e = 1$ à M faire
 4. Initialiser l'état d'observation initial s_0 pour chaque agent i
 5. Pour chaque pas de temps $t = 1$ à T pour chaque agent i faire
 6. Sélectionner une action $a_{t,i}$ en suivant la stratégie ϵ_i -gourmande basée sur $Q_i(s_{t,i}, a_{t,i}|\theta_i^Q)$
 7. Exécuter l'action $a_{t,i}$ et observer la récompense $r_{t,i}$ et le nouvel état $s_{t+1,i}$
 8. Stocker la transition $\{s_{t,i}, a_{t,i}, r_{t,i}, s_{t+1,i}\}$ dans la mémoire de replay R_i
 9. Échantillonner un minibatch aléatoire de transitions $\{s_{i,j}, a_{i,j}, r_{i,j}, s_{i,j+1}\}$ depuis R_i
 10. Calculer la cible $y_{i,j} = r_{i,j} + \gamma \max_{a'} Q_i(s_{i,j+1}, a'|\theta_i^Q)$
 11. Mettre à jour les paramètres du réseau $Q_i(s, a|\theta_i^Q)$ en minimisant la perte :
$$L = \frac{1}{K} \sum_j (y_{i,j} - Q_i(s_{i,j}, a_{i,j}|\theta_i^Q))^2$$
 12. Réduire progressivement ϵ_i
 13. Fin pour chaque agent i
 14. Synchroniser les poids des réseaux locaux θ_i^Q avec le serveur fédéré toutes les N étapes
 15. Agrégner les poids locaux dans $\theta^{Q,fdr}$:
$$\theta^{Q,fdr} = \frac{1}{N} \sum_i \theta_i^Q$$
 16. Distribuer les poids mis à jour $\theta^{Q,fdr}$ à tous les agents
 17. Fin pour
-

QL se comporte différemment des autres, se terminant avec un SoC plus élevé (88%).

La comparaison du SoH montre qu'il reste presque identique pour toutes les stratégies.

Les trajectoires liées à la répartition de la puissance entre le système multi-pile FC et le pack de batteries sont illustrées à la Figure 3-19. Comme on peut le voir dans cette Figure, la méthode QL a tendance à faire fonctionner les piles FC sur différents intervalles de puissance dès le début, tandis que les deux autres stratégies cherchent à maintenir les piles FC dans la zone de rendement maximal pendant les phases initiales.

Dès le départ, QL fait parfois fonctionner les piles FC à des niveaux de puissance

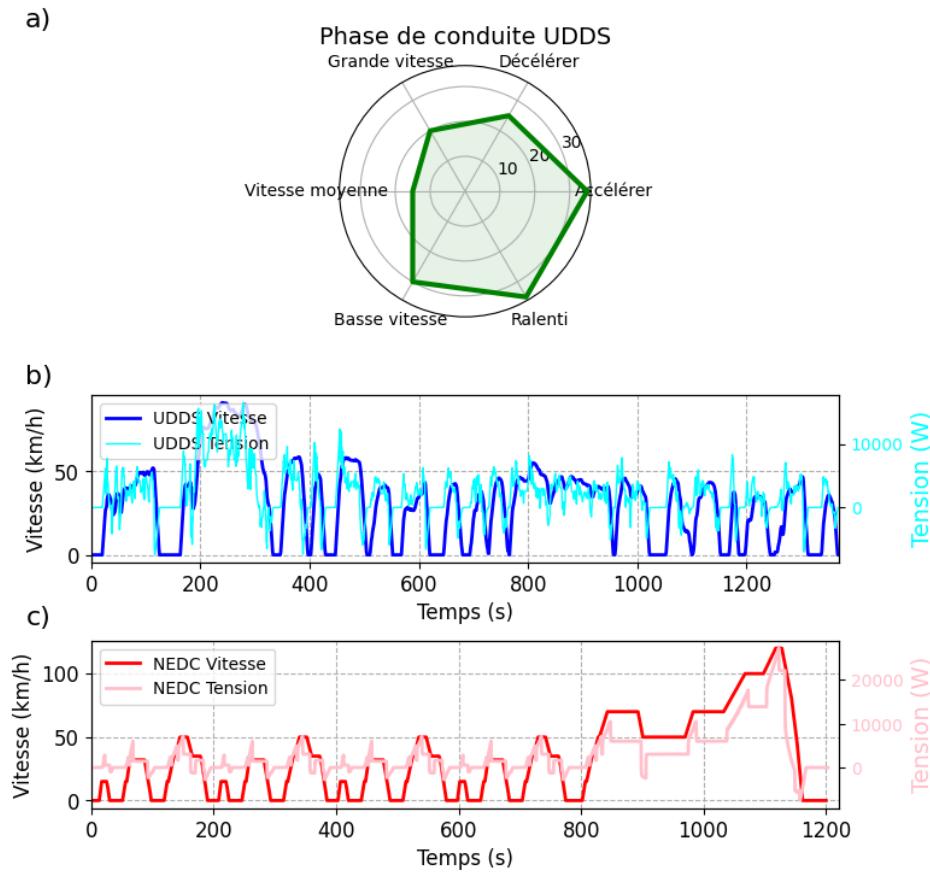


FIGURE 3-17 Cycle de conduite : a) Carte radar de la distribution du ratio du temps d'opération de vitesse, b) Puissance demandée pour le cycle d'entraînement, c) Puissance demandée pour le cycle de test.

plus élevés par rapport aux autres approches et éteint les piles FC pendant de courtes périodes, tandis que DQN et FLDQN évitent de désactiver les piles FC. La variation moyenne de la puissance des piles FC est plus proche de la zone de haute efficacité dans les méthodes DQN et FLDQN comparée à QL.

Pour comprendre le rôle de chaque pile FC dans la fourniture de la puissance demandée, la Figure 3-20 montre la répartition de la puissance pour chaque pile FC dans les EMS déployés. À partir de cette Figure, on peut voir que DQN Figure 3-20 b) et FLDQN Figure 3-20 c) utilisent principalement les piles FC dans la zone de haute efficacité. En revanche, QL Figure 3-20 a) fait fonctionner les piles FC sur une plus large gamme de puissance, sans éviter les opérations dans les plages de puissance minimale et maximale.

Comme on peut le constater, les piles FC dans l'approche QL présentent un SoH plus

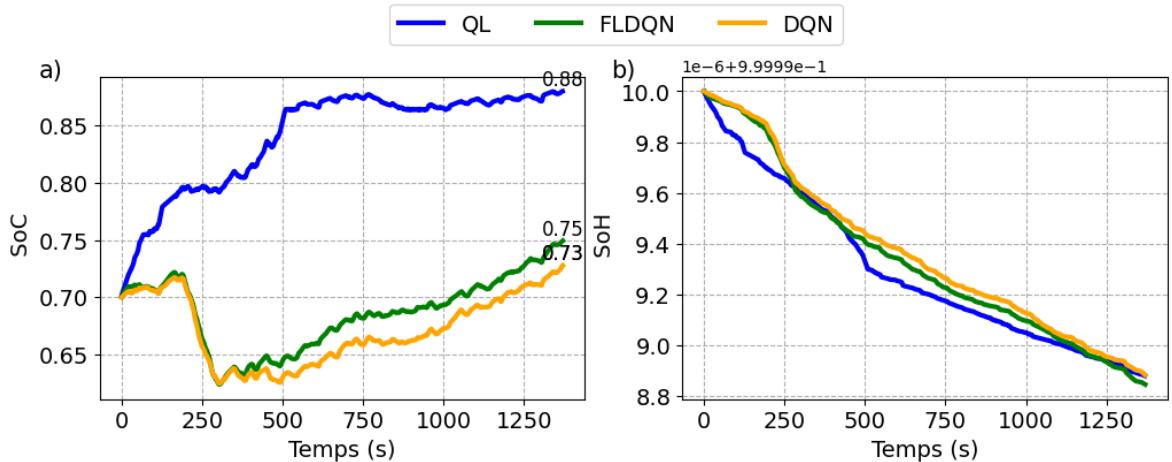


FIGURE 3-18 Comparaison du SoH et du SoC de la batterie pour les EMS implémentés lors de l’entraînement, (a) SoC et (b) SoH

faible avec des niveaux de dégradation variables entre les piles. Cependant, dans les méthodes DQN et FLDQN, le SoH est presque le même pour toutes les piles. Dans FLDQN, les piles maintiennent un SoH presque identique, ce qui est dû au fait que FL favorise un comportement uniforme entre les piles, évitant ainsi le problème d’une pile « paresseuse ».

Pour mieux comprendre les performances de chaque EMS, la tableau 3-8 compare leurs coûts individuels et totaux.

Cette Tableau montre que QL entraîne un coût élevé de dégradation des piles FC, ce qui conduit à un coût global plus élevé pendant l’entraînement. DQN présente un coût plus équilibré entre la dégradation de la batterie et des piles FC, mais il réalise environ 4.7% de coûts de consommation d’hydrogène en moins par rapport à QL. Il convient de noter que, puisque le SoC final de la batterie de QL diffère des autres stratégies, une étape de recharge a été ajoutée à la simulation pour assurer une comparaison équitable de la consommation d’hydrogène. À cette étape, la batterie est rechargée pour correspondre au même SoC final que les autres stratégies, en utilisant le point de rendement maximal de la pile FC à la fin de chaque test. L’hydrogène supplémentaire requis pour cette recharge est inclus dans la fonction de coût total. Avec cet ajustement, le coût total de FLDQN est environ 87,9% inférieur à celui de QL.

Dans le cadre de le FL, lors de chaque cycle de communication, les piles individuelles

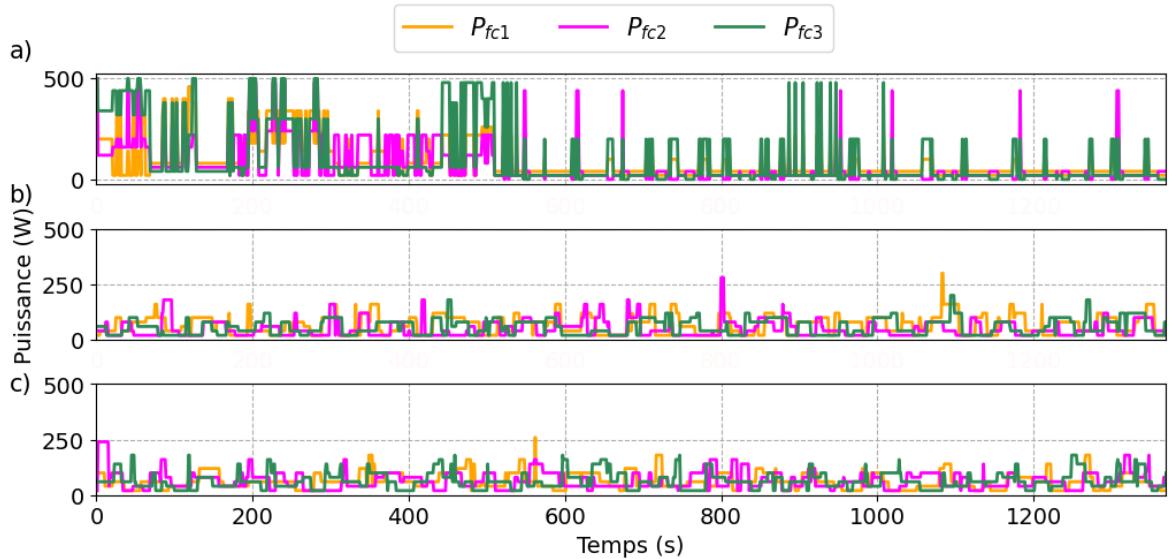


FIGURE 3-19 Répartition de la puissance parmi les piles FC en cours d'entraînement : a) QL, b) DQN, c) FLDQN.

TABLEAU 3-8 Les coûts obtenus à partir de différents algorithmes sous le cycle d'entraînement.

Cycle de conduite	EMSS	H2 (s)	Deg FCs (\$)	Deg Bat (s)	Final SoC	Add. H2 (s)	Add. Deg FC (\$)	Coût total (\$)
Training (UDDS)	FLDQN	0.008	0.0024	0.001354	0.75	0.0027	0.000595	0.01505
	DQN	0.00774	0.00275	0.001311	0.73	0.0033	0.00071	0.015811
	QL	0.01155	0.1136	0.001315	0.88	-	-	0.1264
Testing (NEDC)	FLDQN	0.0075	0.00256	0.001354	0.67	6.643e-0.4	1.4493e-04	0.0122
	ASQP	0.0038	0.0086	0.000979	0.7	-	-	0.0133

mettent à jour leurs modèles locaux en fonction de leurs propres données, puis un serveur central agrège ces mises à jour pour créer un modèle global. Ce modèle global est ensuite renvoyé aux piles individuelles, et le processus se répète lors des cycles de communication suivants. Le nombre de cycles de communication (le poids du FL) est un paramètre crucial dans le FL, car il détermine la fréquence du processus de partage du modèle. Si le nombre de cycles de communication n'est pas choisi de manière appropriée, cela peut ne pas impacter positivement les performances du système. Par exemple, trop de cycles de communication peuvent entraîner des retards accrus et ne permettent pas aux piles d'explorer correctement, tandis qu'un nombre trop faible de

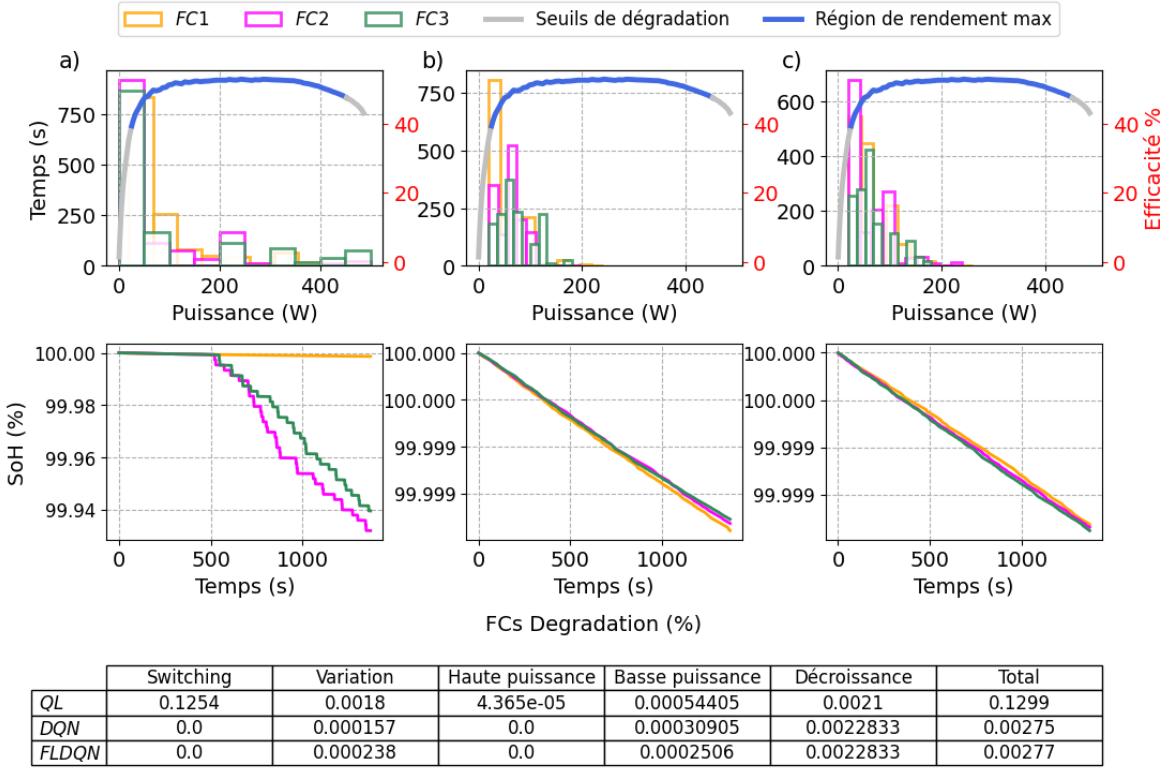


FIGURE 3-20 Points de fonctionnement des FC et SOH pour tous les EMS en cours de Training, (a) QL, (b) DQN, (c) FLDQN.

cycles peut empêcher le modèle global d'apprendre correctement les motifs sous-jacents des données. Cela peut entraîner une mauvaise généralisation et des performances sous-optimales. Par conséquent, il est essentiel de sélectionner un nombre optimal de cycles de communication. Cette section examinera donc l'impact de ce paramètre sur le système.

Comme le montre la Figure 3-21, le coût total d'exploitation est minimisé lorsque le poids du FL est fixé à 20. Dans ce cas, le SoC final est supérieur aux autres poids.

La Figure 3-22 présente la tendance de convergence de la fonction de récompense vers sa maximisation au cours du processus d'entraînement. Les Figures 3-22 a) et b) montrent que FLDQN et DQN atteignent des niveaux de récompense plus élevés après convergence, et que FLDQN converge plus rapidement que DQN. Cela suggère que le coût plus élevé de QL est dû à sa récompense plus faible après convergence et à un SoC final plus élevé par rapport aux autres algorithmes. De plus, la Figure 3-22 c) montre que

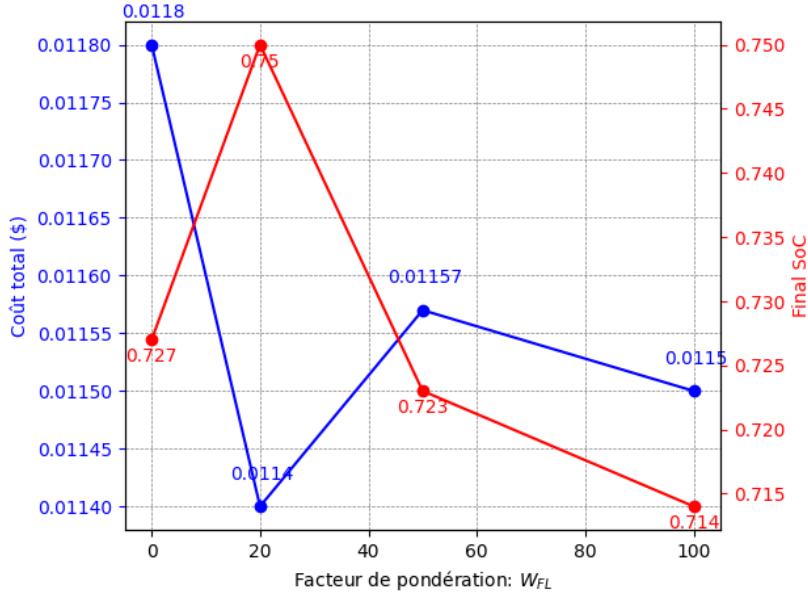


FIGURE 3-21 Impact du poids du FL sur les performances de l’EMS.

malgré la définition de réseaux neuronaux distincts pour chaque pile (agent), FLDQN permet aux piles de converger ensemble, grâce à l’apprentissage fédéré.

3.3.2.2 Performance de test

Afin de comparer la performance de FLDQN avec des approches en ligne, le modèle d’entraînement pour FLDQN sera testé en utilisant différents cycles de conduite 3-17 c), et sera ensuite comparé avec une approche d’optimisation.

Ainsi, la variation du SoC et de la SoH de la batterie est présentée dans la Figure 3-23 pour les stratégies implémentées. Concernant le SoC de la batterie, dans la Figure 3-23, la stratégie ASQP décharge la batterie de son SoC initial (70%) jusqu’au niveau minimum (50%) et maintient ce SoC minimum jusqu’à la fin du profil, avec un SoH plus faible. En revanche, le SoC de FLDQN termine à un niveau plus élevé, bien que son SoH soit plus faible par rapport à ASQP.

La Figure 3-24 illustre l’allocation de puissance pour ASQP et FLDQN. Comme le montre la Figure, les FCs dans FLDQN tentent de fournir la puissance demandée au niveau minimum dès les premiers moments du cycle de conduite. En revanche, dans ASQP, comme indiqué dans la Figure du SoC, les piles à combustible ne s’allument qu’à

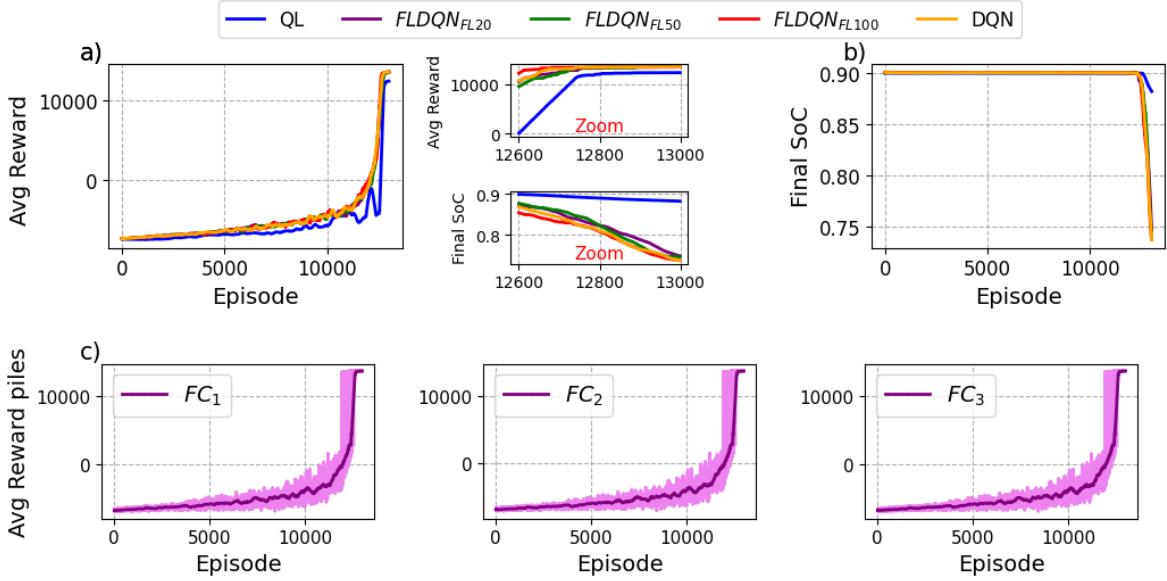


FIGURE 3-22 Performance d'entraînement des approches implémentées. a) Récompense totale, b) SoC final durant chaque épisode, c) Récompense des FCs dans FLDQN.

la fin du cycle de conduite pour fournir la puissance demandée et éviter les limitations du SoC. Comme on peut le voir, elles fonctionnent à des niveaux de puissance plus élevés avec plus de variations. Dans cette approche, les piles travaillent ensemble plutôt que de fonctionner de manière décentralisée, ce qui explique pourquoi leurs sorties de puissance sont identiques. La Figure 3-25 montre que les FCs dans FLDQN fonctionnent à une efficacité maximale, tandis que dans ASQP, elles opèrent à des niveaux de puissance plus élevés, ce qui entraîne une plus grande dégradation des FCs dans cette stratégie.

La comparaison des coûts entre ASQP et FLDQN est présentée dans la tableau 3-8. Comme prévu, le coût total du système pour ASQP est d'environ 8% plus élevé que celui de FLDQN, en tenant compte des coûts supplémentaires d'H₂ et de la dégradation pour atteindre le même SoC final.

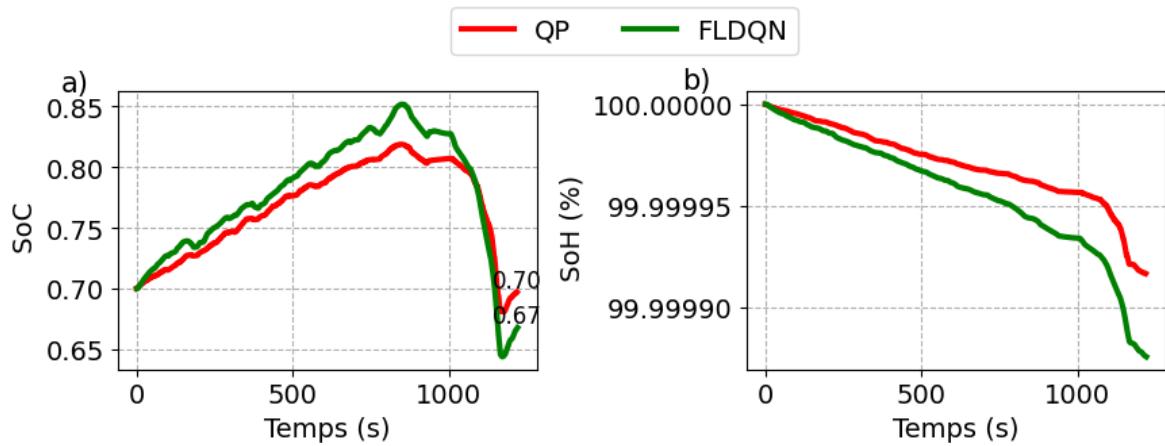


FIGURE 3-23 Comparaison du SoH et du SoC de la batterie pour les EMS implémentés sous le cycle de test, (a) SoC et (b) SoH.

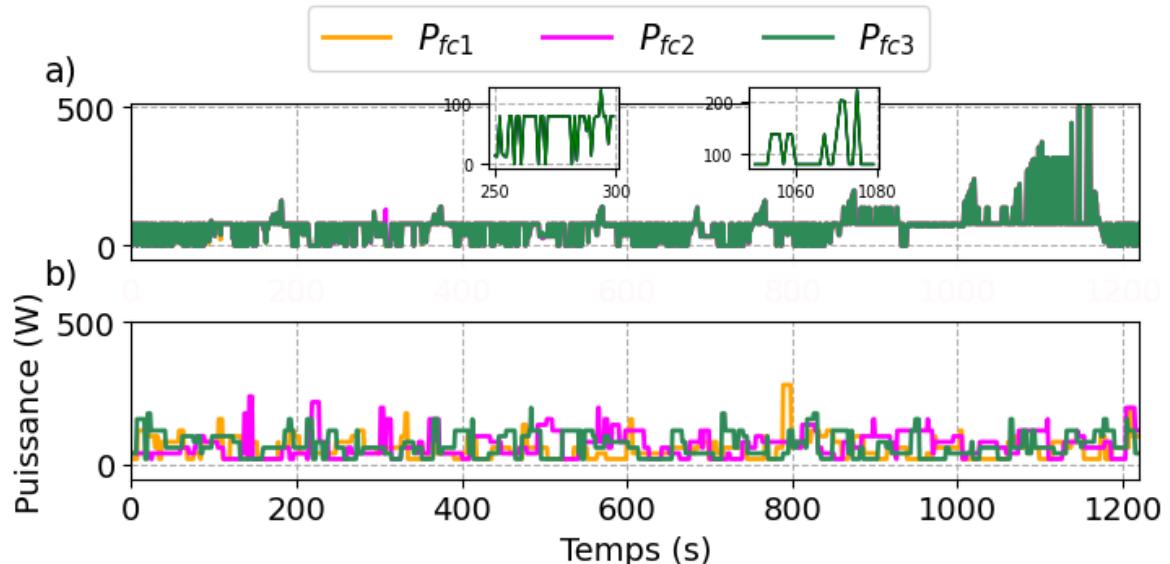


FIGURE 3-24 L'allocation de puissance parmi les FCs sous le cycle de test : a) ASQP, b) FLDQN.

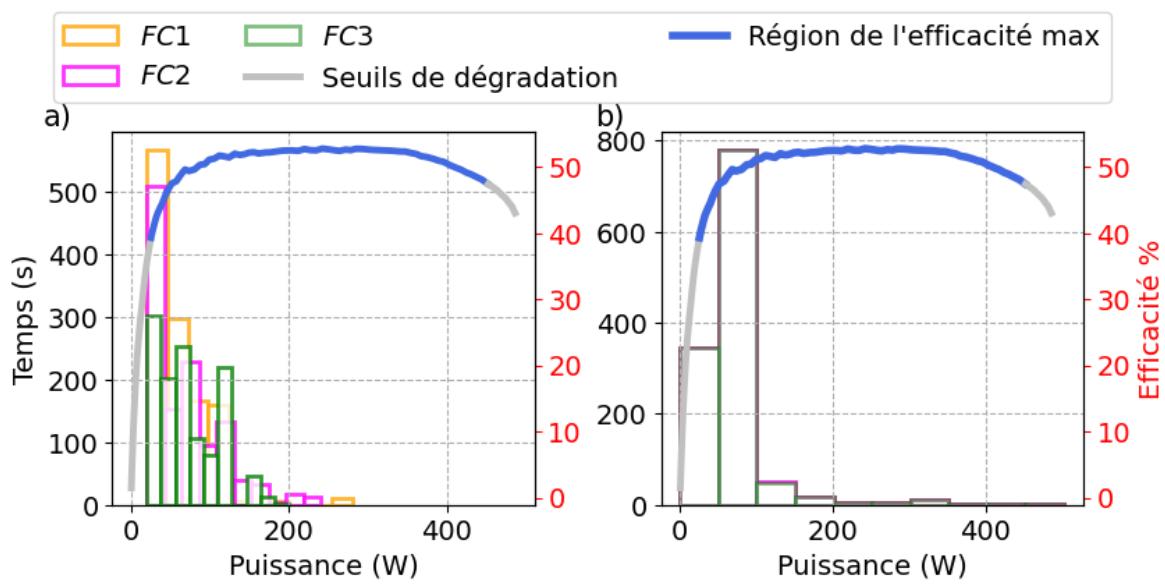


FIGURE 3-25 Points de fonctionnement des FCs pour tous les EMS sous le cycle de test, (a) FLDQN, (b) ASQP.

3.4 Conclusion

La première étape du EMS implémenté propose un EMS basé sur QL pour un FCHEV multi-pile, dont le groupe motopropulseur comprend trois systèmes de FC et un pack de batteries. La stratégie proposée comporte trois niveaux de fonctionnement. Dans la première couche, RLS, qui est un algorithme d'identification en ligne, est utilisé pour mettre à jour les modèles de chaque FC et du pack de batteries en ligne et pour prendre en compte l'influence des dérives de performance sur les caractéristiques des sources d'énergie. Ensuite, dans la deuxième couche, si le point de fonctionnement déterminé à l'étape précédente peut satisfaire la puissance demandée, la stratégie continue à utiliser les valeurs précédentes. Sinon, l'algorithme QL est employé dans la troisième couche pour déterminer de nouvelles trajectoires pour la puissance de fonctionnement des FC. La fonction de récompense développée de QL inclut l'effet de la consommation d'hydrogène, la dégradation des FC et la dégradation de la batterie. Pour valider les performances de la stratégie proposée, elle est comparée à une méthode hors ligne (DP) et à deux stratégies en ligne, à savoir SQP et ASQP, sous deux cycles de conduite. Les résultats obtenus indiquent que QL a les performances les plus proches de DP, avec une augmentation de 4,78% et 6,12% du coût total calculé respectivement sous les cycles de conduite Réel et NEDC. ASQP a entraîné une augmentation de 16,3% et 20,9% du coût total et SQP a atteint une augmentation de 17,7% et 92% du coût total par rapport à DP sous les mêmes cycles de conduite. De plus, la comparaison de QL avec ASQP et SQP indique qu'il a réussi à réduire le coût total jusqu'à 11,5% et 13,08% respectivement sous le cycle de conduite Réel et 14,8% et 87,4% respectivement sous NEDC. Cette étape démontre la solide performance de l'approche proposée par rapport aux optimisations implémentées. Cependant, l'approche proposée rencontre certains défis, tels que la dépendance à la table Q, qui nécessite une discréétisation des états. De plus, malgré la coopération entre les empilages dans cet EMS, il existe une possibilité d'avoir un "empilage paresseux", car chaque empilage fonctionne de manière indépendante et possède un NN séparé. Ainsi, dans la deuxième étape, DQN, une amélioration de QL, a été conçu. Pour faciliter la communication entre les empilages, FL

sera ajouté au système ; cela implique de connecter les politiques des réseaux neuronaux des empilages à un contrôleur global (FL), avec une fréquence de connexion ajustable, comme traité dans cette étude. Pour établir un point de référence, cette approche a été comparée aux méthodes précédentes (QL) ainsi qu'à l'absence de FL. Les résultats de l'entraînement soulignent l'importance de l'approche proposée. Il peut également être conclu que, malgré ses bonnes performances à l'étape précédente, QL ne fonctionne pas bien sur différents cycles de conduite et avec DQN.

Chapitre 4 - Conclusion et orientations futures

Ce chapitre résume le rapport et identifie les principales conclusions liées aux problématiques et lacunes dans la conception de l'EMS pour un MFCHEV introduit au début de la thèse. Il offre également un résumé des conclusions des approches mises en œuvre dans les chapitres précédents. La section suivante propose des pistes pour le développement ultérieur et identifie les applications potentielles comme recommandations pour les travaux futurs. Enfin, les publications découlant de cette thèse sont répertoriées dans la dernière section.

Les FCEVs ont gagné en popularité car ils offrent un moyen de réduire la consommation de combustibles fossiles, les émissions de gaz dangereux et la pollution de l'air. Les FCEVs nécessitent une SC et/ou une batterie comme source d'énergie secondaire pour stocker l'énergie régénérative, réduire la consommation de carburant, améliorer la réponse dynamique du système énergétique embarqué et fournir de l'énergie électrique lors du démarrage du système FC pour les systèmes auxiliaires. Ce type de véhicule électrique est appelé FCHEV. Cependant, les FCs n'ont pas encore atteint leur plein potentiel commercial dans l'industrie automobile en raison de facteurs tels que la disponibilité limitée de l'hydrogène et de son infrastructure, le coût élevé et la durée de vie limitée. Les architectures MFC présentent des avantages tels que la haute puissance, l'efficacité opérationnelle, la durabilité et le fonctionnement sans pollution, ce qui est crucial pour faire progresser le développement et l'intégration des FC. Les MFC ont un grand potentiel d'application dans le domaine automobile, comme les véhicules commerciaux, les véhicules spatiaux, les bus et les tramways. De plus, les MFC peuvent être appliqués à d'autres industries, telles que la production d'énergie stationnaire, les navires et les véhicules aériens sans pilote.

Cependant, atteindre une haute efficacité, rendre l'énergie économique et minimiser la dégradation des piles pose des défis. Une collaboration efficace entre les MFC est cruciale pour garantir l'activité soutenue de chaque pile tout en minimisant la dégradation et en empêchant la formation de piles inactives. Malgré les avantages mentionnés, cet aspect n'a pas été pris en compte dans les EMSs existants.

À cet égard, cette thèse se concentre d'abord sur la modélisation en ligne des lacunes mentionnées dans les EMSs existants.

Au premier chapitre, il a été examiné que la performance globale des MFCHEVs dépend fortement de la conception d'EMS appropriés. Ces EMS doivent prendre en compte les dérives de performance des sources d'énergie causées par la dégradation et les variations des conditions de fonctionnement. En raison de cette importance, le deuxième chapitre traite et met en œuvre la modélisation et la modélisation en ligne de ces sources d'énergie et leur intégration dans l'EMS. La puissance maximale, l'efficacité et d'autres paramètres requis des sources d'énergie sont continuellement déterminés à l'aide d'un modèle en ligne composé d'un Système d'Estimation RLS intégré dans les modèles semi-empiriques des FC et de la batterie.

Il convient de mentionner que les données expérimentales nécessaires pour ajuster les paramètres du modèle FC ont été extraites d'un banc d'essai développé à l'Institut de Recherche sur l'Hydrogène de l'Université du Québec à Trois-Rivières, tandis que les données pour la batterie ont été extraites d'un banc d'essai développé au laboratoire TESC de l'Université de Sherbrooke.

Pour justifier la nécessité de la modélisation en ligne du système, l'effet de la dégradation de chaque source d'énergie sur la performance de l'EMS est examiné. Ainsi, la modélisation en ligne conçue est intégrée dans une EMS basé sur GT avec trois FCs et un pack de batteries dans ce chapitre. Le GT est une méthode bien établie pour caractériser les interactions dans les systèmes multi-agents. Contrairement aux autres stratégies, l'EMS proposé est équipé d'un système de modélisation en ligne pour mettre à jour en permanence les caractéristiques temporelles des sources d'énergie. La performance de la stratégie suggérée est examinée à travers deux études de cas. Tout d'abord, une

étude comparative avec deux autres EMS, DP (hors ligne) et une stratégie basée sur des règles (en ligne), est réalisée pour évaluer les capacités du GT. Les études menées montrent que le coût total (consommation d'hydrogène et dégradation) de la stratégie proposée est presque 6% meilleure que celui de l'EMS basé sur des règles tout en gardant une différence raisonnable avec la programmation dynamique. De plus, le manque de connaissance de la santé des sources d'énergie peut augmenter la consommation d'hydrogène jusqu'à 7% dans le système étudié.

Dans la première section de ce chapitre, l'accent est mis sur l'amélioration de l'EMS et la proposition d'une EMS coopératif basé sur le RL. L'EMS proposé comporte un système en ligne à trois couches pour un véhicule récréatif composé de trois FCs et d'un pack de batteries. Dans la première couche, deux estimateurs en ligne mettent constamment à jour les caractéristiques de chaque FC et de la batterie, qui sont ensuite utilisées par l'algorithme de répartition de l'énergie. La deuxième couche utilise une méthode basée sur des règles pour améliorer la vitesse de calcul de l'algorithme de répartition de l'énergie en décidant quand il doit être activé. La couche finale réalise la répartition de l'énergie entre les FCs et la batterie en utilisant un algorithme de renforcement sans modèle appelé QL.

L'EMS basée sur le RL proposée vise à répondre à la demande de puissance tout en minimisant les coûts de consommation d'hydrogène et de dégradation de toutes les sources d'énergie. Pour justifier la performance de la stratégie proposée, un benchmark complet a été réalisé avec un EMS hors ligne et deux stratégies en ligne sous deux cycles de conduite. Comparé aux stratégies en ligne, la méthode basée sur le RL proposée réduit le coût du trajet défini jusqu'à 11,5% et 13,08% sous le cycle de conduite Réel, bien qu'elle ait un coût plus élevé que la stratégie hors ligne de 4,78%.

Comme expliqué dans le Chapitre 1, une collaboration efficace entre les piles de FC est cruciale, car elle garantit l'activité continue de chaque pile tout en minimisant la dégradation et en évitant la formation de piles inactives. Bien que l'EMS mis en œuvre dans la section précédente ait tenté de combler certaines lacunes existantes telles que la coopération et l'adaptabilité, il présente des limites concernant le partage d'informations

entre les piles de FC. Pour souligner l'importance du partage d'informations entre les piles, un nouvel EMS pour les MFCHEVs est introduit. Pour démontrer la performance de la stratégie proposée dans les MFCHEVs, trois étapes ont été mises en œuvre dans cette étude :

- La première étape consiste en la mise en œuvre de DQN, comme discuté en détail, qui est approprié pour les états/actions continus.
- Dans la deuxième étape, le FL est introduit pour partager la politique de chaque pile dans le cadre DQN, empêchant les piles inactives et atteignant une convergence plus rapide.
- L'EMS proposée, en conditions de fonctionnement, recevra des signaux mis à jour provenant des sources d'énergie afin de développer un modèle de système qui aura été entraîné pour tenir compte de la dégradation des sources d'énergie.

Pour valider la performance de la stratégie proposée, elle sera comparée avec QL et MADQN sans FL dans la phase d'entraînement. De plus, le EMS sera testé sur un cycle de conduite différent et les résultats seront comparés avec une méthode d'optimisation. Les résultats démontrent l'efficacité de l'approche proposée.

4.1 Directions futures

En conséquence, les conclusions ci-dessus soulignent une EMS en ligne prometteur qui peut améliorer l'adaptabilité et la coopération entre les piles, réduisant ainsi la dégradation des piles et améliorant la performance du système. Comme discuté et démontré tout au long de cette thèse, les approches basées sur l'apprentissage pour la conception d'EMS dans des systèmes multi-agent comme les MFCHEVs montrent des performances supérieures et peuvent combler les lacunes existantes dans la coordination de la piles que les approches basées sur des règles et sur l'optimisation, comme le montre la littérature, n'ont pas abordées. Pour améliorer davantage la performance de l'EMS proposé, plusieurs pistes de travaux futurs peuvent être envisagées :

a. Amélioration de la stratégie de gestion de l'énergie en tenant compte des piles défectueuses

Bien que cette thèse fournit une base appropriée pour l'EMS, il est crucial de l'améliorer davantage en évaluant divers algorithmes du DRL discutés dans le Chapitre 3. Cette évaluation devrait considérer différents états et actions pour évaluer leur impact sur la performance du système.

Une des lacunes identifiées dans le Chapitre 1 de la conception d'EMS pour les MF-CHEVs est le besoin d'un EMS qui fonctionne bien en cas de panne de pile. En intégrant l'état de la panne de pile pendant l'entraînement, un modèle DRL peut être développé et testé. Former le modèle DRL avec des données incluant des scénarios de panne de pile permet de valider et de tester sa performance dans ces conditions. Cette approche permet d'évaluer la performance de l'EMS proposé après une panne de pile, en s'appuyant sur le modèle DRL spécifiquement entraîné pour ces situations.

Il est attendu que l'entraînement du modèle DRL avec des scénarios de panne de pile conduise à une amélioration de la performance de l'EMS proposé lors des pannes de pile réelles dans le système. Ce processus de validation démontrera l'efficacité de l'EMS dans la gestion des pannes imprévues et renforcera davantage sa robustesse.

b. Conception de différents réseaux neuronaux pour une implémentation en apprentissage par DRL

Dans le cadre proposé de DRL de cette étude, le NN adopte initialement une architecture feed-forward, qui peut ensuite être étendue pour incorporer d'autres types de réseaux de neurones tels que les LSTM et les Transformers. Les LSTM, une variante des réseaux de RNN, sont conçus pour capturer les dépendances à long terme dans les données séquentielles. Contrairement aux RNN traditionnels, qui peinent avec le problème du « vanishing gradient » et sont limités dans le traitement des dépendances à longue distance, les LSTM abordent ce problème en incorporant des cellules de mémoire avec des portes qui régulent le flux d'informations. Ces portes permettent aux LSTM de conserver ou de rejeter sélectivement les informations au fil du temps, augmentant ainsi leur efficacité dans la modélisation des séquences. D'autre part, l'architecture

Transformer se distingue des RNN et LSTM traditionnels en exploitant des mécanismes « self-attention » pour calculer les scores de pertinence à travers toutes les positions dans une séquence d'entrée. Cette capacité de parallélisation permet aux Transformers de capturer efficacement les dépendances globales sans se fier au traitement séquentiel. Bien que les LSTM excellent dans la capture des dépendances au sein des données séquentielles, les Transformers révolutionnent la modélisation des séquences en gérant efficacement le traitement parallèle et en capturant des dépendances étendues à travers les séquences grâce à la « self-attention ». Ces avancées positionnent les LSTM et les Transformers comme des outils précieux pour améliorer les réseaux de neurones au sein du cadre DRL proposé et au-delà. La mise en œuvre de ces approches peut améliorer considérablement la performance du système et faciliter des comparaisons complètes des capacités des réseaux de neurones en DRL.

c. Valider les résultats de simulation avec des tests HIL

La mise en œuvre de tests HIL peut fournir une validation robuste de l'EMS proposé pour les MFCHEVs. En connectant le modèle EMS simulé aux composants matériels réels (tels que les FC et la batterie), il est possible de démontrer la performance de l'EMS proposé dans des scénarios réels, y compris dans des conditions telles que des pannes de pile ou des facteurs environnementaux variables. L'intégration des tests HIL dans les travaux futurs assure la fiabilité et l'applicabilité des résultats de recherche. Cela renforce la confiance dans l'efficacité de l'EMS en validant sa performance dans des conditions de fonctionnement réalistes, ce qui est crucial pour la mise en œuvre pratique et les avancées futures dans le domaine de la gestion de l'énergie pour les MFCHEVs.

d. Améliorer la stratégie de gestion de l'énergie avec d'autres algorithmes basés sur l'apprentissage

Pour surmonter le défi de l'espace d'états discret dans le QL, le Deep Q-network (DQN), une combinaison du QL et des techniques d'apprentissage profond, utilise un réseau de neurones profonds (DNN) comme estimateur de fonction pour représenter la fonction de valeur Q dans un espace d'états continus multidimensionnel. Le tableau de

recherche traditionnel du QL tabulaire est remplacé par des réseaux de neurones, qui approximent la fonction de valeur d'action. Étant donné que le DQN implique plusieurs agents opérant simultanément, il favorise une exploration accrue par rapport au QL et contribue à améliorer les performances. Bien que le DQN puisse être efficace pour résoudre certains problèmes du QL, il peut être difficile à appliquer directement dans un MAS coopératif. En effet, le DQN, en tant qu'algorithme autonome, ne prend pas en charge la communication inter-agents, ce qui le rend moins adapté aux scénarios où les piles doivent travailler en étroite collaboration. Bien que l'algorithme DQN soit performant dans la gestion des espaces d'états continus de haute dimension, il rencontre des difficultés lorsqu'il s'agit d'espaces d'actions de haute dimension. Cette difficulté provient du cadre fondamental de l'algorithme DQN, qui repose sur les fonctions Q. Dans ce cadre, l'espace d'actions est discrétilisé, et seules les actions qui maximisent la fonction Q sont choisies. Pour répondre à cette limitation, l'algorithme Deep Deterministic Policy Gradient (DDPG) a été introduit. Le DDPG adopte une approche novatrice en approximant à la fois la fonction Q et la fonction de politique à l'aide de réseaux neuronaux séparés : un réseau critique et un réseau acteur, respectivement. Cette adaptation innovante est spécialement conçue pour surmonter les défis associés aux espaces d'actions de haute dimension. Le DDPG représente une avancée significative par rapport à l'approche DQN traditionnelle. Il s'est imposé comme une méthode DRL très réussie, particulièrement bien adaptée aux applications telles que la gestion d'énergie dans les MFCHEVs. Le DDPG utilise une architecture acteur-critique, où le réseau acteur apprend la politique (NN) et le réseau critique évalue la qualité de la politique. Cette configuration peut aider à stabiliser l'entraînement et à améliorer la convergence. Bien que l'algorithme DDPG permette un contrôle continu, il est essentiel de reconnaître que certaines limitations inhérentes persistent. Celles-ci incluent l'hypersensibilité aux hyperparamètres, la fragilité de l'entraînement et une efficacité de l'échantillonnage sous-optimale. Cet algorithme peut également surestimer la valeur Q et provoquer une dégradation de la politique.

Pour relever efficacement ces défis, l'algorithme Soft Actor-Critic (SAC) a été introduit, s'appuyant sur les principes d'entropie maximale et du cadre Actor-Critic (AC).

Le SAC offre de nombreux avantages distincts, notamment une meilleure stabilité de l'entraînement, des taux de convergence accélérés et une simplification du réglage des hyperparamètres, ce qui le distingue de l'algorithme DDPG. Cette prouesse est réalisée en intégrant un terme de régularisation d'entropie dans la fonction objectif, encourageant activement la stochasticité dans les actions des piles. Cette stochasticité accrue joue un rôle crucial en facilitant une exploration efficace, rendant ainsi le SAC particulièrement bien adapté aux environnements coopératifs multi-pile caractérisés par des espaces d'actions continus. Cependant, il convient de noter que la complexité computationnelle de cet algorithme peut être considérée comme un inconvénient potentiel de cette approche. L'algorithme Twin Delayed Deep Deterministic Policy Gradients (TD3) utilise une configuration de double réseau Q pour représenter des valeurs Q distinctes, répondant ainsi efficacement au problème de la surestimation des valeurs Q en choisissant celle avec la plus petite erreur. De plus, le TD3 améliore la stabilité en injectant du bruit dans les actions de sortie du réseau cible de la politique. Cet algorithme utilise également des piles parallèles asynchrones pour les mises à jour de la politique, ce qui conduit à une vitesse de convergence et une stabilité significativement améliorées par rapport au DDPG. Cependant, le SAC encourage les piles à explorer plus largement, renforçant ainsi leurs capacités d'exploration mais introduisant également davantage de fluctuations lors du processus d'entraînement par rapport au TD3. La Figure 4-1 illustre l'architecture des algorithmes RL/DRL couramment utilisés. Afin d'examiner plus en profondeur les performances de chaque algorithme mentionné dans les MFCHEVs, le Tableau 4-1 a été généré.

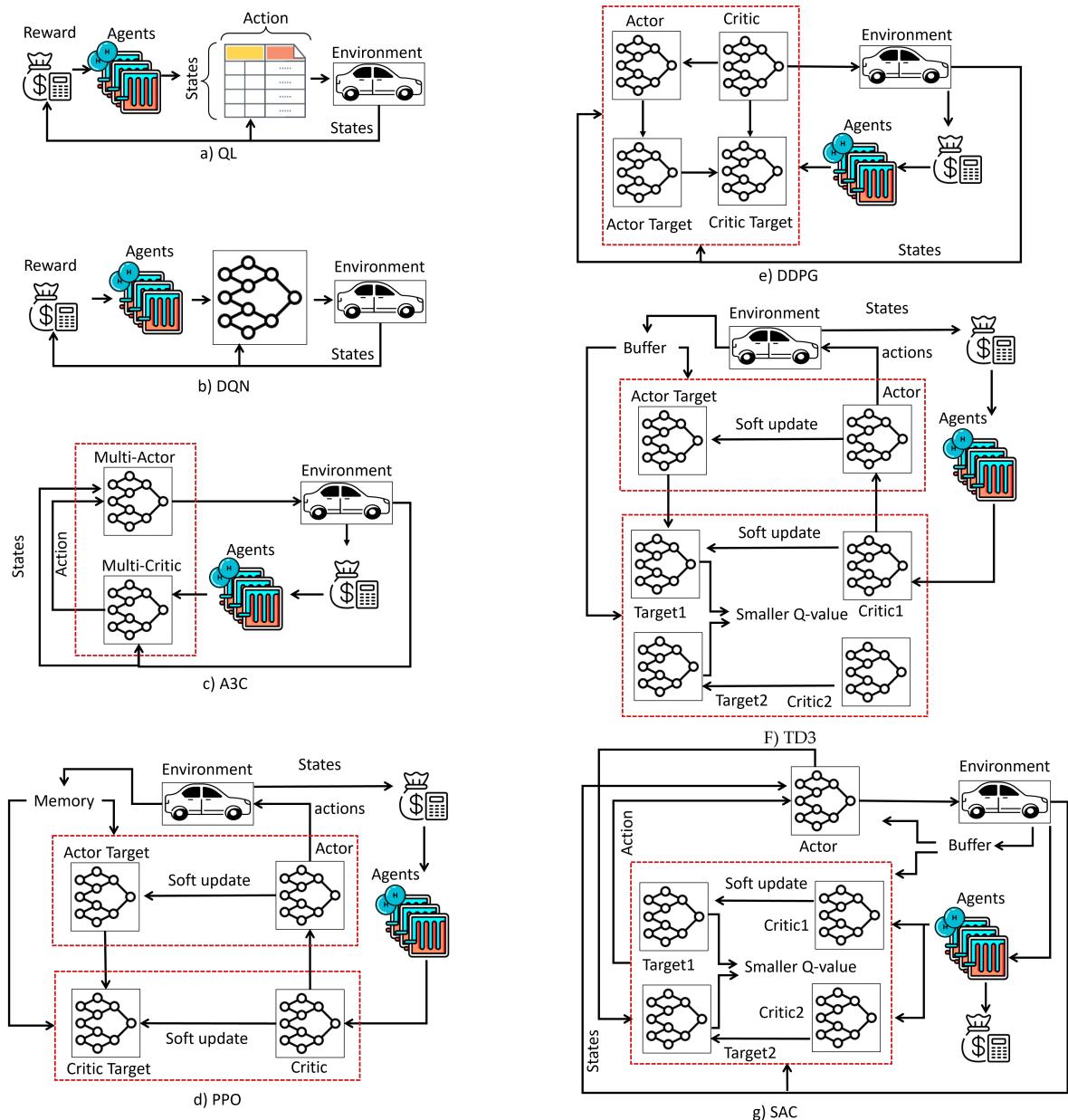


FIGURE 4-1 Structures à piles à combustible multi-empilements de a) QL, b) DQN, c) A3C, d) PPO, e) DDPG, f) TD3, g) SAC.

TABLEAU 4-1 Caractéristiques de RL/DRL dans MFCHEV

Caractéristique	Avantage	Inconvénient
Nature sans modèle (QL, DQN, DDPG et ...)	✓	
Adaptabilité à divers cycles de conduite (tous RL et DRL)	✓	
Cadre multi-agent (tous RL et DRL)	✓	
Malédiction de la dimensionnalité (défis avec la discréétisation des états et des variables de contrôle (QL, DQN))		✗
Difficulté d'application en temps réel en raison du long processus d'apprentissage (QL)		✗
Contraintes de stockage et de calcul avec de grandes tables Q (QL)		✗
Gestion des espaces d'action continus de haute dimension (DDPG)	✓	
Hypersensibilité aux hyperparamètres et fragilité de l'entraînement (DDPG et A3C)		✗
Stabilité de l'entraînement améliorée et exploration (SAC)	✓	
Complexité potentielle des calculs (SAC)		✗
Vitesse de convergence et stabilité améliorées (TD3)	✓	
Compromis entre exploration et stabilité (TD3 vs. SAC)		✗
Partage d'information entre les piles (DDPG et ...)	✓	
Robustesse et stabilité pendant l'entraînement (PPO)	✓	
Bonnes performances dans divers environnements (PPO)	✓	
Complexité de mise en œuvre (A3C)		✗
Plus adapté aux applications en temps réel (A3C)	✓	
Efficacité des échantillons (PPO)		✗
Exploration limitée (PPO)		✗

4.2 Publications

Les contributions et résultats de cette thèse ont été diffusés à travers les articles publiés suivants.

Revues Scientifiques :

- 1) **Ghaderi, R.**, M.Bagga, Kandidayeni, M., Boulon, L. and Trovão, J.P., 2024. Collaborative Energy Management Strategy in Multi-stack Fuel cell Hybrid Electric Vehicle via Federated Deep Reinforcement Learning. (under review)
- 2) **Ghaderi, R.**, Kandidayeni, M., Boulon, L. and Trovão, J.P., 2023. Q-learning based energy management strategy for a hybrid multi-stack fuel cell system considering degradation. *Energy Conversion and Management*, 293, p.117524.
- 3) **Ghaderi, R.**, M. Kandidayeni, M. Soleymani, L. Boulon and J. P. F. Trovão, "Online Health-Conscious Energy Management Strategy for a Hybrid Multi-Stack Fuel Cell Vehicle Based on Game Theory," in *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 71, no. 6, pp. 5704-5714, June 2022, doi : 10.1109/TVT.2022.3167319.
- 4) **Ghaderi, R.**, Kandidayeni, M., Boulon, L. and Trovão, J.P., 2024. A Novel Perspective of Energy Management Strategies on Multistack Fuel Cell Hybrid Electric Vehicles : Trends and Challenges. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*.
- 5) Daeichian, A., **Ghaderi, R.**, Kandidayeni, M., Soleymani, M., Trovão, J.P. and Boulon, L., 2021. Online characteristics estimation of a fuel cell stack through covariance intersection data fusion. *Applied Energy*, 292, p.116907.

Conférences Scientifiques :

- 6) **R. Ghaderi**, M. Kandidayeni, L. Boulon and J. P. Trovão, "Quadratic Programming based Energy Management in a Multi-Stack Fuel Cell Hybrid Electric Vehicle," 2021 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), Gijon, Spain, 2021, pp. 1-6.
- 7) **R. Ghaderi**, M. Kandidayeni, L. Boulon and J. P.Trovão, "Power Allocation of an Electrified Vehicle Based on Blended Reinforcement Learning With Fuzzy Logic," 2022 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), Merced, CA, USA, 2022, pp. 1-5, doi : 10.1109/VPPC55846.2022.10003440.

- 8) **R. Ghaderi**, M. Kandidayeni, L. Boulon and J. P. Trovão, "Comparison of Two Reward Functions for a Multi-Stack Hybrid Trike Motor," 2023 IEEE 14th International Conference on Power Electronics and Drive Systems (PEDS), Montreal, QC, Canada, 2023, pp. 1-6, doi : 10.1109/PEDS57185.2023.10246753.
- 9) **R. Ghaderi**; Mohsen Kandidayeni ; Loic Boulon ; João Pedro Trovão, A Q-learning-based Energy Management Strategy for a Three-Wheel Multi-Stack Fuel Cell Hybrid Electric Vehicle, Electrimacs 2022 : 14th International Conference of TC-Electrimacs Committee.
- 10) **R. Ghaderi**, Miloud Bagaa, M. Kandidayeni, L. Boulon and J. P.Trovão, " Energy Management Strategy in Multi-Stack Fuel Cell Hybrid Electric Vehicle via Deep Reinforcement Learning," 2022 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), Washington DC, USA, 2024, pp. 1-5, doi : 10.1109/VPPC55846.2022.10003440.

Bibliographie

- [1] A. MÉJEAN, C. GIVARCH, J. LEFÈVRE et M. HAMDI-CHERIF, « The transition in energy demand sectors to limit global warming to 1.5 C, » *Energy Efficiency*, t. 12, p. 441-462, 2019.
- [2] EIA, *Total Energy Annual Data*, <https://www.eia.gov/totalenergy/data/annual/index.php>, [Accessed : 28-Oct-2023], 2023.
- [3] Z. LI, A. KHAJEPOUR et J. SONG, « A comprehensive review of the key technologies for pure electric vehicles, » *Energy*, t. 182, p. 824-839, 2019.
- [4] M. HANNAN, M. M. HOQUE, A. MOHAMED et A. AYOB, « Review of energy storage systems for electric vehicle applications : Issues and challenges, » *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 69, p. 771-789, 2017.
- [5] B. BENDJEDIA, N. RIZOUG, M. BOUKHNIFER, F. BOUCHAFAA et M. BENBOUZID, « Influence of secondary source technologies and energy management strategies on Energy Storage System sizing for fuel cell electric vehicles, » *International Journal of Hydrogen Energy*, t. 43, n° 25, p. 11 614-11 628, 2018.
- [6] Q. XUN, Y. LIU et E. HOLMBERG, « A comparative study of fuel cell electric vehicles hybridization with battery or supercapacitor, » in *2018 International Symposium on Power Electronics, Electrical Drives, Automation and Motion (SPEEDAM)*, IEEE, 2018, p. 389-394.
- [7] C. RAGA, A. BARRADO, H. MINIGUANO, A. LAZARO, I. QUESADA et A. MARTIN-LOZANO, « Analysis and sizing of power distribution architectures applied to fuel cell based vehicles, » *Energies*, t. 11, n° 10, p. 2597, 2018.

- [8] V. K. KASIMALLA et V. VELISALA, « A review on energy allocation of fuel cell, battery and ultracapacitor for hybrid electric vehicles, » *International Journal of Energy Research*, t. 42, n° 14, p. 4263-4283, 2018.
- [9] H. S. DAS, C. W. TAN et A. YATIM, « Fuel cell hybrid electric vehicles : A review on power conditioning units and topologies, » *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 76, p. 268-291, 2017.
- [10] R. C. SAMSUN, C. KRUPP, S. BALTZER, B. GNÖRICH, R. PETERS et D. STOLTEN, « A battery-fuel cell hybrid auxiliary power unit for trucks : Analysis of direct and indirect hybrid configurations, » *Energy conversion and management*, t. 127, p. 312-323, 2016.
- [11] A. BISWAS et A. EMADI, « Energy management systems for electrified powertrains : State-of-the-art review and future trends, » *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, t. 68, n° 7, p. 6453-6467, 2019.
- [12] J. CARDOZO, N. MARX, L. BOULON et D. HISSEL, « Comparison of multi-stack fuel cell system architectures for residential power generation applications including electrical vehicle charging, » in *2015 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, IEEE, 2015, p. 1-6.
- [13] S. F. TIE et C. W. TAN, « A review of energy sources and energy management system in electric vehicles, » *Renewable and sustainable energy reviews*, t. 20, p. 82-102, 2013.
- [14] A. PANDAY et H. O. BANSAL, « A review of optimal energy management strategies for hybrid electric vehicle, » *International Journal of Vehicular Technology*, t. 2014, 2014.
- [15] D. FARES, R. CHEDID, F. PANIK, S. KARAKI et R. JABR, « Dynamic programming technique for optimizing fuel cell hybrid vehicles, » *International Journal of Hydrogen Energy*, t. 40, n° 24, p. 7777-7790, 2015.

- [16] W. ZHOU, L. YANG, Y. CAI et T. YING, « Dynamic programming for new energy vehicles based on their work modes Part II : Fuel cell electric vehicles, » *Journal of Power Sources*, t. 407, p. 92-104, 2018.
- [17] X. ZHAO, L. WANG, Y. ZHOU et al., « Energy management strategies for fuel cell hybrid electric vehicles : Classification, comparison, and outlook, » *Energy Conversion and Management*, t. 270, p. 116 179, 2022.
- [18] Y. LIU, N. YU, W. WANG et al., « Coordinating the operations of smart buildings in smart grids, » *Applied Energy*, t. 228, p. 2510-2525, 2018.
- [19] Q. HASSAN, « Optimisation of solar-hydrogen power system for household applications, » *International journal of hydrogen energy*, t. 45, n° 58, p. 33 111-33 127, 2020.
- [20] A. O. MACIAS FERNANDEZ, « Hybridation passive de la pile à combustible et supercondensateur pour les véhicules électriques, » thèse de doct., Université du Québec à Trois-Rivières, 2023.
- [21] K. ETTIHIR, L. BOULON et K. AGBOSSOU, « Energy management strategy for a fuel cell hybrid vehicle based on maximum efficiency and maximum power identification, » *IET Electrical Systems in Transportation*, t. 6, n° 4, p. 261-268, 2016.
- [22] R. GHADERI, M. KANDIDAYENI, M. SOLEYMANI, L. BOULON et H. CHAOUI, « Online energy management of a hybrid fuel cell vehicle considering the performance variation of the power sources, » *IET Electrical Systems in Transportation*, t. 10, n° 4, p. 360-368, 2020.
- [23] M. M. JAHROMI et H HEIDARY, « Durability and economics investigations on triple stack configuration and its power management strategy for fuel cell vehicles, » *International Journal of Hydrogen Energy*, t. 46, n° 7, p. 5740-5755, 2021.

- [24] B. JIAN et H. WANG, « Hardware-in-the-loop real-time validation of fuel cell electric vehicle power system based on multi-stack fuel cell construction, » *Journal of Cleaner Production*, t. 331, p. 129 807, 2022.
- [25] Y. LIANG, Q. LIANG, J. ZHAO et J. HE, « Minimum hydrogen consumption power allocation strategy for multi-stack fuel cells (MFC) system based on discrete approach, » *Frontiers in Energy Research*, p. 1339, 2022.
- [26] C. ZHANG, T. ZENG, Q. WU, C. DENG, S. H. CHAN et Z. LIU, « Improved efficiency maximization strategy for vehicular dual-stack fuel cell system considering load state of sub-stacks through predictive soft-loading, » *Renewable Energy*, t. 179, p. 929-944, 2021.
- [27] X. LI, Z. SHANG, F. PENG, L. LI, Y. ZHAO et Z. LIU, « Increment-oriented online power distribution strategy for multi-stack proton exchange membrane fuel cell systems aimed at collaborative performance enhancement, » *Journal of Power Sources*, t. 512, p. 230 512, 2021.
- [28] H. KIRCHHOFF et K. STRUNZ, « Key drivers for successful development of peer-to-peer microgrids for swarm electrification, » *Applied Energy*, t. 244, p. 46-62, 2019.
- [29] A. M. FERNANDEZ, M. KANDIDAYENI, L. BOULON et H. CHAOUI, « An adaptive state machine based energy management strategy for a multi-stack fuel cell hybrid electric vehicle, » *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, t. 69, n° 1, p. 220-234, 2019.
- [30] T. WANG, Q. LI, L. YIN et W. CHEN, « Hydrogen consumption minimization method based on the online identification for multi-stack PEMFCs system, » *international journal of hydrogen energy*, t. 44, n° 11, p. 5074-5081, 2019.
- [31] R. SURESH, G. SANKARAN, S. JOOPUDI, S. R. CHOUDHURY, S. NARASIMHAN et R. RENGASWAMY, « Optimal power distribution control for a network of fuel cell stacks, » *Journal of Process Control*, t. 74, p. 88-98, 2019.

- [32] T. WANG, Q. LI, Y. QIU et al., « Power Optimization Distribution Method for Fuel Cell System Cluster Comprehensively Considering System Economy, » *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, t. 69, n° 12, p. 12 898-12 911, 2021.
- [33] M. MOGHADARI, M. KANDIDAYENI, L. BOULON et H. CHAOUI, « Operating Cost Comparison of a Single-Stack and a Multi-Stack Hybrid Fuel Cell Vehicle Through an Online Hierarchical Strategy, » *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, t. 72, n° 1, p. 267-279, 2022.
- [34] J. ZUO, C. CADET, Z. LI, C. BERENGUER et R. OUTBIB, « Post-prognostics decision-making strategy for load allocation on a stochastically deteriorating multi-stack fuel cell system, » *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O : Journal of Risk and Reliability*, t. 237, n° 1, p. 40-57, 2023.
- [35] Y. LIANG, Q. LIANG, J. ZHAO et J. HE, « Downgrade power allocation for multi-fuel cell system (MFCS) based on minimum hydrogen consumption, » *Energy Reports*, t. 8, p. 15 574-15 583, 2022.
- [36] Q. LI, L. CAI, L. YIN et al., « An Energy Management Strategy Considering the Economy and Lifetime of Multi-Stack Fuel Cell Hybrid System, » *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 2022.
- [37] A. KHALATBARISOLTANI, M. KANDIDAYENI, L. BOULON et X. HU, « Comparison of decentralized ADMM optimization algorithms for power allocation in modular fuel cell vehicles, » *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, t. 27, n° 5, p. 3297-3308, 2021.
- [38] Y. YAN, Q. LI, W. CHEN, W. HUANG, J. LIU et J. LIU, « Online control and power coordination method for multistack fuel cells system based on optimal power allocation, » *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, t. 68, n° 9, p. 8158-8168, 2020.
- [39] T. WANG, Q. LI, L. YIN, W. CHEN, E. BREAZ et F. GAO, « Hierarchical power allocation method based on online extremum seeking algorithm for dual-pemfc/battery hybrid locomotive, » *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, t. 70, n° 6, p. 5679-5692, 2021.

- [40] X. MENG, Q. LI, T. HUANG, X. WANG, G. ZHANG et W. CHEN, « A distributed performance consensus control strategy of multistack PEMFC generation system for hydrogen EMU trains, » *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, t. 68, n° 9, p. 8207-8218, 2020.
- [41] Y. YAN, Q. LI, W. CHEN, W. HUANG et J. LIU, « Hierarchical management control based on equivalent fitting circle and equivalent energy consumption method for multiple fuel cells hybrid power system, » *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, t. 67, n° 4, p. 2786-2797, 2019.
- [42] A. KHALATBARISOLTANI, M. KANDIDAYENI, L. BOULON et X. HU, « Power allocation strategy based on decentralized convex optimization in modular fuel cell systems for vehicular applications, » *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, t. 69, n° 12, p. 14 563-14 574, 2020.
- [43] X. HAN, F. LI, T. ZHANG, T. ZHANG et K. SONG, « Economic energy management strategy design and simulation for a dual-stack fuel cell electric vehicle, » *International Journal of Hydrogen Energy*, t. 42, n° 16, p. 11 584-11 595, 2017.
- [44] A. KHALATBARISOLTANI, M. KANDIDAYENI, L. BOULON et X. HU, « A decentralized multi-agent energy management strategy based on a look-ahead reinforcement learning approach, » *SAE International Journal of Electrified Vehicles*, t. 11, n° 2, 2022.
- [45] J. ZHOU, J. LIU, Y. XUE et Y. LIAO, « Total travel costs minimization strategy of a dual-stack fuel cell logistics truck enhanced with artificial potential field and deep reinforcement learning, » *Energy*, t. 239, p. 121 866, 2022.
- [46] W. SHI, Y. HUANGFU, L. XU et S. PANG, « Online energy management strategy considering fuel cell fault for multi-stack fuel cell hybrid vehicle based on multi-agent reinforcement learning, » *Applied Energy*, t. 328, p. 120 234, 2022.
- [47] F. VIVAS, F SEGURA et J. ANDÚJAR, « Fuzzy logic-based energy management system for grid-connected residential DC microgrids with multi-stack fuel cell systems : A multi-objective approach, » *Sustainable Energy, Grids and Networks*, t. 32, p. 100 909, 2022.

- [48] T. WANG, Q. LI, X. WANG, W. CHEN, E. BREAZ et F. GAO, « A power allocation method for multistack PEMFC system considering fuel cell performance consistency, » *IEEE Transactions on Industry Applications*, t. 56, n° 5, p. 5340-5351, 2020.
- [49] A. MACIAS, M. KANDIDAYENI, L. BOULON et H. CHAOUI, « A novel online energy management strategy for multi fuel cell systems, » in *2018 IEEE international conference on industrial technology (ICIT)*, IEEE, 2018, p. 2043-2048.
- [50] A. KHALATBARISOLTANI, M. KANDIDAYENI, L. BOULON et X. HU, « A decentralized multi-agent energy management strategy based on a look-ahead reinforcement learning approach, » *SAE International Journal of Electrified Vehicles*, t. 11, n° 2, p. 151-164, 2022.
- [51] H. LONG, A. KHALATBARISOLTANI, Y. YANG et X. HU, « Hierarchical control strategies for connected heavy-duty modular fuel cell vehicles via decentralized convex optimization, » *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023.
- [52] W. ZHENG, B. LV, Z. SHAO et al., « Optimization of power allocation for the multi-stack PEMEC system considering energy efficiency and degradation, » *International Journal of Hydrogen Energy*, t. 53, p. 1210-1225, 2024.
- [53] S. ABUZANT, S. JEMEI, D. HISSEL, L. BOULON, K. AGBOSSOU et F. GUSTIN, « A review of multi-stack PEM fuel cell systems : Advantages, challenges and on-going applications in the industrial market, » in *2017 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, IEEE, 2017, p. 1-6.
- [54] S. ZHOU, L. FAN, G. ZHANG et al., « A review on proton exchange membrane multi-stack fuel cell systems : architecture, performance, and power management, » *Applied Energy*, t. 310, p. 118 555, 2022.
- [55] N. MARX, L. BOULON, F. GUSTIN, D. HISSEL et K. AGBOSSOU, « A review of multi-stack and modular fuel cell systems : Interests, application areas and on-going research activities, » *International Journal of Hydrogen Energy*, t. 39, n° 23, p. 12 101-12 111, 2014.

- [56] Y. QIU, T. ZENG, C. ZHANG et al., « Progress and challenges in multi-stack fuel cell system for high power applications : architecture and energy management, » *Green Energy and Intelligent Transportation*, t. 2, n° 2, p. 100 068, 2023.
- [57] H. QIN, Z. CHENG, B. ZHANG et al., « Thermoelectrical comprehensive analysis and optimization of multi-stack solid oxide fuel cell system, » *Energy Conversion and Management*, t. 291, p. 117 297, 2023.
- [58] H. WANG, A. GAILLARD, Z. LI, R. ROCHE et D. HISSEL, « Multiple-fuel cell module architecture investigation : A key to high efficiency in heavy-duty electric transportation, » *IEEE Vehicular Technology Magazine*, t. 17, n° 3, p. 94-103, 2022.
- [59] R. MA, X. CHAI, R. GENG et al., « Recent progress and challenges of multi-stack fuel cell systems : Fault detection and reconfiguration, energy management strategies, and applications, » *Energy Conversion and Management*, t. 285, p. 117 015, 2023.
- [60] T. L. OLADOSU, J. PASUPULETI, T. S. KIONG, S. P. J. KOH et T. YUSAF, « Energy management strategies, control systems, and artificial intelligence-based algorithms development for hydrogen fuel cell-powered vehicles : a review, » *International Journal of Hydrogen Energy*, t. 61, p. 1380-1404, 2024.
- [61] R. E. SILVA SANCHEZ, « Contribution au pronostic de durée de vie des systèmes pile à combustible de type PEMFC, » thèse de doct., Université du Québec à Trois-Rivières, 2016.
- [62] C. DÉPATURE, « Commandes par inversion d'un véhicule à pile à combustible et supercondensateurs, » thèse de doct., Université du Québec à Trois-Rivières, 2017.
- [63] K. ETTIHIR, « Gestion de l'énergie intégrant les variations de comportement non modélisées dans un véhicule électrique à pile à combustible, » thèse de doct., Université du Québec à Trois-Rivières, 2017.

- [64] M. KANDIDAYENI, « Intégration de diverses conditions de fonctionnement dans l’identification en temps réel et la gestion énergétique d’un véhicule à pile à combustible= Integrating various operating conditions into real-time identification and energy management of a fuel cell vehicle, » thèse de doct., Université du Québec à Trois-Rivières, 2020.
- [65] A. KHALATBARISOLTANI, « Gestion décentralisée en temps réel d’un système pile à combustion modulaire= Real-time decentralized management of a modular fuel cell system, » thèse de doct., Université du Québec à Trois-Rivières, 2022.
- [66] N. NOURA, « Une stratégie de gestion énergétique adaptative pour un véhicule hybride à hydrogène basée sur l’identification en ligne de paramètres, » thèse de doct., Université du Québec à Trois-Rivières, 2022.
- [67] R. GHADERI, M. KANDIDAYENI, M. SOLEYMANI, L. BOULON et J. P. F. TROVÃO, « Online health-conscious energy management strategy for a hybrid multi-stack fuel cell vehicle based on game theory, » *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, t. 71, n° 6, p. 5704-5714, 2022.
- [68] R. GHADERI, M. KANDIDAYENI, L. BOULON et J. P. TROVÃO, « Q-learning based energy management strategy for a hybrid multi-stack fuel cell system considering degradation, » *Energy Conversion and Management*, t. 293, p. 117 524, 2023.
- [69] G. MOHAN, F. ASSADIAN et S. LONGO, « Comparative analysis of forward-facing models vs backwardfacing models in powertrain component sizing, » in *IET hybrid and electric vehicles conference 2013 (HEVC 2013)*, IET, 2013, p. 1-6.
- [70] J. P. F. TROVÃO, M.-A. ROUX, É. MÉNARD et M. R. DUBOIS, « Energy-and power-split management of dual energy storage system for a three-wheel electric vehicle, » *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, t. 66, n° 7, p. 5540-5550, 2016.

- [71] M KANDIDAYENI, A MACIAS, A. AMAMOU, L BOULON et S KELOUWANI, « Comparative analysis of two online identification algorithms in a fuel cell system, » *Fuel Cells*, t. 18, n° 3, p. 347-358, 2018.
- [72] M KANDIDAYENI, A MACIAS, A. AMAMOU, L BOULON, S KELOUWANI et H CHAOUI, « Overview and benchmark analysis of fuel cell parameters estimation for energy management purposes, » *Journal of power sources*, t. 380, p. 92-104, 2018.
- [73] S. SRINIVASAN, E. TICIANELLI, C. DEROUIN et A REDONDO, « Advances in solid polymer electrolyte fuel cell technology with low-platinum-loading electrodes, » *NASA-Lewis Research Center, Space Electrochemical Research and Technology (SERT)*, 1987.
- [74] R. F. MANN, J. C. AMPHLETT, M. A. HOOPER, H. M. JENSEN, B. A. PEPPLEY et P. R. ROBERGE, « Development and application of a generalised steady-state electrochemical model for a PEM fuel cell, » *Journal of power sources*, t. 86, n° 1-2, p. 173-180, 2000.
- [75] G SQUADRITO, G MAGGIO, E PASSALACQUA, F LUFRANO et A PATTI, « An empirical equation for polymer electrolyte fuel cell (PEFC) behaviour, » *Journal of Applied Electrochemistry*, t. 29, n° 12, p. 1449-1455, 1999.
- [76] K. ETTIHIR, L. BOULON, M. BECHERIF, K. AGBOSSOU et H. RAMADAN, « Online identification of semi-empirical model parameters for PEMFCs, » *International journal of hydrogen energy*, t. 39, n° 36, p. 21 165-21 176, 2014.
- [77] H. F. GHARIBEH, A. S. YAZDANKHAH et M. R. 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*, t. 31, p. 101 760, 2020.
- [78] M. NACHTSHEIM, J. ERNST, C. ENDISCH et R. KENNEL, « Performance of Recursive Least Squares Algorithm Configurations for Online Parameter Identification of Induction Machines in an Automotive Environment, » *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, t. 9, n° 3, p. 4236-4254, 2023.

- [79] Z. SUN, Y. WANG, Z. CHEN et X. LI, « Min-max game based energy management strategy for fuel cell/supercapacitor hybrid electric vehicles, » *Applied energy*, t. 267, p. 115 086, 2020.
- [80] Q. ZHANG, J. HAN, G. LI et Y. LIU, « An adaptive energy management strategy for fuel cell/battery/supercapacitor hybrid energy storage systems of electric vehicles, » *International Journal of Electrochemical Science*, t. 15, n° 4, p. 3410-3433, 2020.
- [81] X. HU, C. ZOU, X. TANG, T. LIU et L. HU, « Cost-optimal energy management of hybrid electric vehicles using fuel cell/battery health-aware predictive control, » *ieee transactions on power electronics*, t. 35, n° 1, p. 382-392, 2019.
- [82] M. ANSAREY, M. S. PANAHİ, H. ZIARATI et M. MAHJOOB, « Optimal energy management in a dual-storage fuel-cell hybrid vehicle using multi-dimensional dynamic programming, » *Journal of Power Sources*, t. 250, p. 359-371, 2014.
- [83] C. DEPATURE, S. JEMEI, L. BOULON et al., « Ieee vts motor vehicles challenge 2017-energy management of a fuel cell/battery vehicle, » in *2016 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, IEEE, 2016, p. 1-6.
- [84] M. CARIGNANO, V. RODA, R. COSTA-CASTELLÓ, L. VALIÑO, A. LOZANO et F. BARRERAS, « Assessment of energy management in a fuel cell/battery hybrid vehicle, » *IEEE access*, t. 7, p. 16 110-16 122, 2019.
- [85] N. SULAIMAN, M. HANNAN, A. MOHAMED, E. MAJLAN et W. W. DAUD, « A review on energy management system for fuel cell hybrid electric vehicle : Issues and challenges, » *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 52, p. 802-814, 2015.
- [86] A MACIAS, M KANDIDAYENI, L BOULON et J. TROVÃO, « Fuel cell-supercapacitor topologies benchmark for a three-wheel electric vehicle powertrain, » *Energy*, t. 224, p. 120 234, 2021.

- [87] S. SATYAPAL, « 2017 Annual progress report : DOE hydrogen and fuel cells program, » National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States), rapp. tech., 2018.
- [88] Z. HU, J. LI, L. XU et al., « Multi-objective energy management optimization and parameter sizing for proton exchange membrane hybrid fuel cell vehicles, » *Energy Conversion and Management*, t. 129, p. 108-121, 2016.
- [89] Y. WANG, S. G. ADVANI et A. K. PRASAD, « A comparison of rule-based and model predictive controller-based power management strategies for fuel cell/battery hybrid vehicles considering degradation, » *International Journal of Hydrogen Energy*, t. 45, n° 58, p. 33 948-33 956, 2020.
- [90] P. PEI, Q. CHANG et T. TANG, « A quick evaluating method for automotive fuel cell lifetime, » *International Journal of Hydrogen Energy*, t. 33, n° 14, p. 3829-3836, 2008.
- [91] Y. ZHOU, A. RAVEY et M.-C. PÉRA, « Real-time cost-minimization power-allocating strategy via model predictive control for fuel cell hybrid electric vehicles, » *Energy Conversion and Management*, t. 229, p. 113 721, 2021.
- [92] L. CHEN, Z. LÜ, W. LIN, J. LI et H. PAN, « A new state-of-health estimation method for lithium-ion batteries through the intrinsic relationship between ohmic internal resistance and capacity, » *Measurement*, t. 116, p. 586-595, 2018.
- [93] Y. ZHANG, R. MA, D. ZHAO, Y. HUANGFU et W. LIU, « A novel energy management strategy based on dual reward function Q-learning for fuel cell hybrid electric vehicle, » *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, t. 69, n° 2, p. 1537-1547, 2021.
- [94] J. LI, W. ZOU, Q. YANG et H. BAO, « Towards net-zero smart system : An power synergy management approach of hydrogen and battery hybrid system with hydrogen safety consideration, » *Energy Conversion and Management*, t. 263, p. 115 717, 2022.

- [95] D. QIU, Y. WANG, W. HUA et G. STRBAC, « Reinforcement learning for electric vehicle applications in power systems : A critical review, » *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, t. 173, p. 113 052, 2023.
- [96] T. T. NGUYEN, N. D. NGUYEN et S. NAHAVANDI, « Deep reinforcement learning for multiagent systems : A review of challenges, solutions, and applications, » *IEEE transactions on cybernetics*, t. 50, n° 9, p. 3826-3839, 2020.