

Gestion de l'énergie pour les véhicules électriques hybrides rechargeables basée sur la logique floue

Ahmad Eid EL IALI
Nantes Université, France
IREENA Lab UR 4642

Moustapha DOUMIATI
ESEO, 10 Bd Jeanneteau, Angers
IREENA Lab UR 4642

Mohamed MACHMOUM
Nantes Université, France
IREENA Lab UR 4642

RÉSUMÉ – Cette étude présente un système avancé de gestion de l'énergie (SGE) en temps réel pour les véhicules électriques hybrides rechargeables (VEHR), visant à optimiser l'utilisation de l'énergie, réduire les coûts opérationnels et minimiser le vieillissement des composants. Une approche innovante basée sur la programmation quadratique pour la planification de l'état de charge (SoC) de la batterie est proposée, intégrant les données de circulation en temps réel et de GPS pour améliorer la distribution de l'énergie et l'efficacité. La méthodologie implique un contrôle de vitesse adaptatif (ACC) et la logique floue pour l'allocation de la puissance, garantissant des trajectoires optimales de SoC et une performance améliorée du véhicule tout au long du trajet.

Mots-clés – Gestion de l'énergie, Véhicules électriques hybrides rechargeables, Planification de l'état de charge, Logique floue

1. INTRODUCTION

1.1. Contexte et motivations

Le changement climatique est un problème mondial, avec le secteur des transports contribuant à 21% des émissions de CO₂. Les véhicules particuliers et les camions de fret représentent respectivement 45,1% et 29,4% des émissions du transport routier [1]. Les véhicules électriques (VE) offrent une alternative à faibles émissions de carbone en éliminant les émissions à l'échappement et en réduisant considérablement les émissions totales, même lorsque la production d'électricité est prise en compte. En outre, en produisant moins de chaleur résiduelle, ils aident à réduire les zones urbaines où la température est anormalement élevée par rapport aux zones environnantes [2]. Les VE à batterie (VEB) dépendent de grandes batteries mais font face à des problèmes de dégradation de l'autonomie et à des recharges fréquentes. Les VE à pile à combustible (VEPaC) offrent une autonomie plus longue et un ravitaillement plus rapide mais sont coûteux et dépendent d'une infrastructure d'hydrogène limitée. Les véhicules électriques hybrides rechargeables (VEHR) combinent les technologies VEB et VEPaC, offrant des solutions innovantes [3]. Les supercondensateurs (SC) améliorent l'efficacité lors de l'accélération et du freinage.

L'optimisation des systèmes de gestion de l'énergie (SGE) est essentielle pour les VE hybrides. Les stratégies basées sur des règles (SGE-RB), comme la "charge depleting-charge sustaining" (CD-CS) ou la logique floue (SGE-LF), sont simples à implémenter et adaptées au temps réel. Toutefois, bien qu'elles appartiennent à la même catégorie, les SGE-LF offrent une meilleure adaptabilité et performance grâce à leur capacité à gérer des situations complexes de manière plus souple [4, 5]. Les techniques avancées comme la programmation dynamique et les métaheuristiques minimisent les coûts et prolongent la durée de vie des composants [3]. Les SGE en temps réel (SGE-RT) intègrent des modèles prédictifs et le contrôle prédictif basé sur modèle (MPC) pour améliorer l'efficacité [6]. Cependant, ces systèmes sont intensifs en calculs et requièrent un processeur dédié embarqué pour traiter les opérations en temps réel. La planification de l'état de charge (SoC) optimise l'utilisation de l'énergie et réduit l'usure des composants. Les SGE multi-

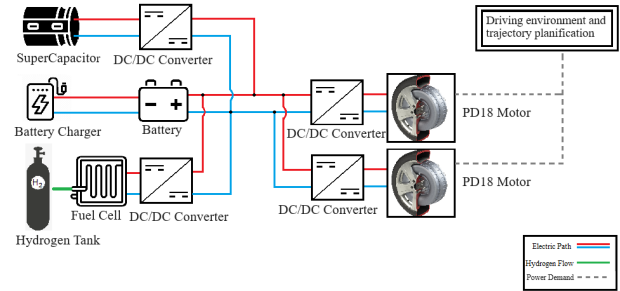


FIG. 1. L'architecture de la chaîne de traction

objectifs multi-couches et les modèles prédictifs améliorent la performance, mais nécessitent souvent des données étendues [7]. La planification SoC basée sur la programmation quadratique (QP) offre une alternative précise et efficace, en intégrant des données de circulation et de GPS pour pré-planifier l'utilisation de l'énergie [7].

Les VE autonomes (VEA) utilisent l'IA et les données en temps réel pour la conduite écologique, optimisant la vitesse et les itinéraires pour réduire la consommation d'énergie. En intégrant des SGE avancés et la planification de trajectoire, les VEA surpassent les stratégies de conduite écologique manuelle [8]. Cette étude considère un VEHR autonome, en supposant que la destination et la trajectoire, fournies par les informations GPS, ainsi que le contrôle du véhicule sont connus et accessibles.

1.2. Contributions

Cette étude propose :

- Le développement d'un SGE-LF en temps réel, conçu pour les VEHR autonomes, offrant une solution efficace et légère en termes de ressources computationnelles, afin de minimiser les coûts énergétiques et le vieillissement des composants.
- Une nouvelle planification SoC basée sur la QP pour une utilisation efficace de l'énergie via l'intégration des données de circulation et de GPS.
- Une gestion unifiée des coûts de conduite et du vieillissement des composants dans un cadre global.
- Une évaluation des performances du système par comparaison avec le minimum global,

2. MODÉLISATION DU VÉHICULE ÉLECTRIQUE

2.1. Configuration du système

Le groupe motopropulseur (Figure 1) combine une pile à combustible à membrane échangeuse de protons (FC), une batterie lithium-ion et un SC. La FC est reliée à un convertisseur DC/DC unidirectionnel, et le SC utilise un convertisseur bidirectionnel pour un contrôle flexible de la tension du SC. La batterie est directement reliée au bus DC, qui alimente une paire de

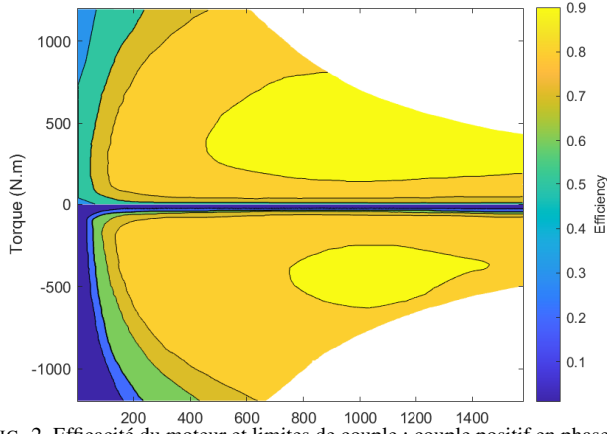


FIG. 2. Efficacité du moteur et limites de couple : couple positif en phase de traction, couple négatif en phase de freinage.

TABLEAU 1. Paramètres techniques et économiques

	Variable	Valeur
Batterie	Tension nominale	400 V
	Capacité nominale	30 Ah
	Résistance interne	93 mΩ
	Puissance maximale	80 kW
	Courant nominal	1 C-rate
	Coût de recharge	0.22 €/kWh
	Nombre de cycles	3,000 cycles [9]
	Prix de la batterie	1900 €
FC	Puissance nominale	15 kW
	Capacité de stockage d'hydrogène	7.5 kg
	Coût de l'hydrogène	4 €/kg
	LHV de l'hydrogène	33.33 kWh/kg
SC	Rendement	0.98 [10]
	Tension nominale	200 V
	Capacité nominale	10 Farads
	Puissance maximale	32 kW
Véhicule	Puissance nominale du moteur PD18	80 kW
	Densité de l'air	1.29 kg/m ³
	Coefficient de traînée	0.335
	Coefficient de résistance au roulement	0.02
	Surface frontale	2 m ²
	Masse du véhicule	1,730 kg
	Gravité	9.81 m/s ²
	Rendement de transmission	0.9
	Rayon de roue	0.35 m

moteurs DC intégrés aux roues. La carte d'efficacité de ces moteurs est présentée en Figure 2. Le freinage régénératif recharge le SC et la batterie, la FC pouvant les recharger si nécessaire. Le SGE-LF garantit une allocation de puissance améliorée. Le dimensionnement des composants a été réalisé sur la base de nos travaux précédents, qui ont étudié le dimensionnement optimal pour les VEHR [3]. Les paramètres techniques et économiques utilisés sont présentés dans le Tableau 1.

2.2. Modèle de batterie

Le système de gestion de l'énergie (SGE) utilise un modèle de batterie pour gérer la distribution d'énergie selon les conditions de conduite et les besoins en puissance. Cela permet d'éviter la surcharge ou la décharge excessive de la batterie, préservant ainsi sa stabilité chimique et sa longévité.

Le modèle équivalent R_{int} de Thevenin simule les performances de la batterie Li-ion. La tension à vide (OCV) est considérée constante dans la plage de SoC de 20% à 80%. Les courants et la variation du SoC sont modélisés par les équations

suivantes :

$$I_B = \frac{V_{OCV} - \sqrt{V_{OCV}^2 - 4R_{int} \cdot P_B}}{2R_{int}} \quad (1)$$

$$\frac{dSoC}{dt} = -\frac{I_B}{3600Q_B} \quad (2)$$

$$\frac{dSoC}{dt} = a_B \cdot P_B \quad (3)$$

Dans ces équations, I_B représente le courant de la batterie (A), V_{OCV} est la tension à vide (V), R_{int} la résistance interne (Ω), P_B la puissance électrique (W), SoC l'état de charge de la batterie, Q_B la capacité nominale (Ah), et a_B est un coefficient d'ajustement déterminé par identification du modèle.

Le vieillissement de la batterie est modélisé à l'aide du facteur de sévérité, qui évalue l'impact relatif de chaque cycle sur la dégradation par rapport à des conditions nominales [11]. En limitant ce facteur, on réduit les effets des forts courants et ralentit l'usure. Les effets de la température et du SoC sont négligés. Le coût du vieillissement durant une période t_{end} , $Cost_{B-Age}$, est calculé par :

$$\sigma_k = \frac{|I_{B,k}|}{I_{nom}} \quad (4)$$

$$Ah_{eff} = \frac{1}{3600} \int_0^{t_{end}} \sigma_k \cdot |I_{B,k}| dt \quad (5)$$

$$Cost_{B-Age} = LCC_B \cdot \frac{Ah_{eff}}{Q_B \cdot N_{Cycles}}, \quad (6)$$

où σ_k correspond à l'intensité du vieillissement à l'instant k , et Ah_{eff} représente le cumul des ampères-heures échangés durant le cycle de conduite. Les autres paramètres utilisés sont liés au courant nominal I_{nom} , à la durée du cycle N_{Cycles} , à la capacité de la batterie Q_B , ainsi qu'à son coût total de cycle de vie LCC_B .

2.3. Modèle de la pile à combustible (FC)

Le modèle de la FC gère efficacement la consommation d'hydrogène et l'usure de la batterie. La consommation totale d'hydrogène M_{H_2} est fonction de la puissance électrique produite P_{FC} , des pertes P_{loss} et du pouvoir calorifique inférieur (LHV) de l'hydrogène. Elle est calculée selon l'équation suivante [12] :

$$M_{H_2} = \int_0^{t_{end}} \frac{P_{FC} + P_{loss}}{3.6 \cdot 10^6 \cdot LHV} dt. \quad (7)$$

L'efficacité de la FC, η_{FC} , est déterminée par :

$$\eta_{FC} = \frac{P_{FC}}{P_{FC} + P_{loss}} \quad (8)$$

Le modèle de perte de la FC est donné par :

$$P_{loss} = P_{FCmax} \left[a_1 \left(\frac{P_{FC}}{P_{FCmax}} \right)^2 + a_2 \frac{P_{FC}}{P_{FCmax}} + a_3 \right] \quad (9)$$

Les coefficients a_1 , a_2 et a_3 sont des paramètres d'ajustement obtenus par un modèle de régression sur les données expérimentales. La Fig. 3 montre l'efficacité du système de FC et le meilleur ajustement du modèle.

Un modèle de vieillissement montre que celle-ci est principalement affectée par des conditions telles que les cycles de démarrage/arrêt, le fonctionnement au ralenti, les fortes puissances, ainsi que les variations rapides de puissance. Ces conditions seront évitées grâce à l'intégration de contraintes spécifiques dans la méthodologie proposée [13, 14, 15].

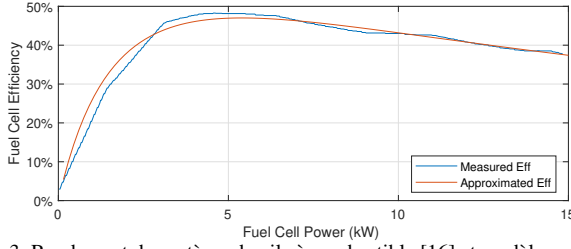


FIG. 3. Rendement du système de pile à combustible [16] et modèle d'ajustement optimal

2.4. Modèle de Supercondensateur (SC)

Les SC sont utilisés pour fournir de la puissance supplémentaire pendant les périodes de forte demande. Leur densité énergétique élevée les rend efficaces pour soulager les batteries et les FC.

L'état de tension (SoV) du SC est calculé à partir de la puissance de décharge P_{SCdis} , de charge P_{SCcha} , l'efficacité η_{SC} et l'énergie maximale stockable E_{SC} , selon l'équation suivante :

$$SoV_k = SoV_{k-1} - \int_{t_{k-1}}^{t_k} \left(\frac{P_{SCdis}}{\eta_{SC} \cdot E_{SC}} + \frac{\eta_{SC} \cdot P_{SCcha}}{E_{SC}} \right) dt. \quad (10)$$

Le vieillissement des SC est négligé dans cette étude en raison de leur nombre de cycles élevé et de leur coût plus bas comparé aux autres sources d'énergie [17, 18].

2.5. Modèle de véhicule

Le modèle dynamique du véhicule permet de calculer la puissance nécessaire à la propulsion en fonction du cycle de conduite, en tenant compte de la masse du véhicule m , de sa vitesse u et de la pente de la route θ [19]. Ce modèle est utilisé ici pour estimer précisément la demande énergétique :

$$P_m = \frac{mgF_r u \cos(\theta) + 0.5\rho C_d A u^3 + mg \sin(\theta)u + mu \frac{du}{dt}}{\eta_T \eta_{md}}, \quad (11)$$

où P_m est la puissance de traction. L'équation prend en compte les pertes dues à la résistance de roulement F_r , la traînée aérodynamique C_d , et les accélérations, corrigés par les rendements de la transmission η_T et du groupe motopropulseur η_{md} .

3. MÉTHODOLOGIE

Cette section présente la stratégie de gestion énergétique pour un VEHR autonome suivant un trajet prédéfini de A à B. À l'aide des données GPS, le VEA identifie les segments routiers et leurs limitations de vitesse pour planifier une trajectoire optimale de SoC.

Le VEA surveille sa position, sa vitesse et celle des véhicules environnants, notamment un véhicule conduit par un humain (HDV), via un système ACC. Celui-ci assure le respect des vitesses et une distance de sécurité, sans dépassement, l'objectif étant l'optimisation énergétique et non la planification de vitesse [20].

La Figure 4 illustre la méthodologie proposée. À partir de la trajectoire et des données GPS (vitesses limites, distances), un profil de vitesse est obtenu, puis utilisé pour générer une trajectoire optimale de SoC via une programmation quadratique (QP), visant à réduire la consommation et le vieillissement de la batterie.

Durant le trajet, le SGE-LF ajuste la puissance en fonction des conditions réelles (position HDV, vitesse), maintenant la sécurité et l'adhérence à la trajectoire de SoC. Un contrôleur flou gère la répartition énergétique en minimisant les coûts et l'usure, en temps réel.

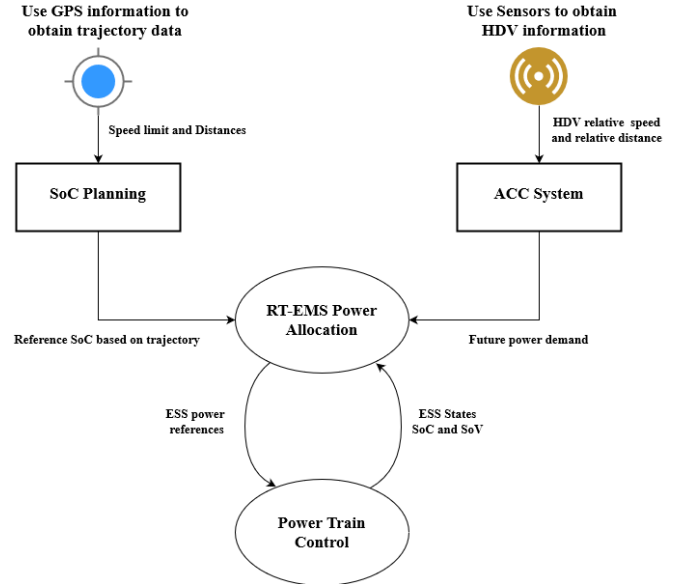


FIG. 4. Vue d'ensemble de la méthodologie

Le système flou utilise : l'erreur de SoC (déviation du SoC planifié), le SoV du SC, la demande de puissance et l'accélération. Les puissances FC et SC sont sorties du modèle ; la puissance batterie est déduite pour équilibrer l'énergie. Des contraintes assurent le respect des limites opérationnelles.

3.1. Planification de SoC

Le profil de SoC est généré en supposant le respect des vitesses GPS, sans perturbation. Le profil de vitesse et la puissance requise (via 11) alimentent une optimisation QP visant à minimiser le coût total :

$$CF = Cost_B + Cost_{SC} + Cost_{FC} + Cost_{B-age}, \quad (12)$$

avec :

$$Cost_B = \frac{(SoC_0 - SoC_{end}) \cdot E_B \cdot \sigma_{ChaP}}{3.6 \cdot 10^6 \cdot \eta_B}, \quad (13)$$

$$Cost_{SC} = \frac{(SoV_0 - SoV_{end}) \cdot E_{SC} \cdot \sigma_{ChaP}}{3.6 \cdot 10^6 \cdot \eta_{SC}}, \quad (14)$$

$$Cost_{FC} = \int_0^{t_{end}} \frac{\sigma_{H_2P} \cdot (P_{FC} + P_{loss})}{3.6 \cdot 10^6 \cdot LHV} dt. \quad (15)$$

La fonction de coût comporte quatre termes : $Cost_B$ et $Cost_{SC}$ pour l'énergie fournie par la batterie et le SC (coût d'électricité σ_{ChaP}), $Cost_{FC}$ pour l'hydrogène consommé (coût de H_2 σ_{H_2P}), et $Cost_{B-age}$ pour l'usure de la batterie (équation 6). Cette formulation prend en compte les coûts énergétiques et le vieillissement des composants, avec des pondérations unitaires assurant un équilibre entre tous les critères. Les contraintes assurent un fonctionnement sûr :

$$SoC_{min} \leq SoC \leq SoC_{max}, \quad (16)$$

$$-P_{Bmax} \leq P_B \leq P_{Bmax}, \quad (17)$$

$$0 \leq P_{SCdis} \leq P_{SCmax}, \quad (18)$$

$$-P_{SCmax} \leq P_{SCcha} \leq 0, \quad (19)$$

$$0.05P_{FCmax} \leq P_{FC} \leq 0.95P_{FCmax}, \quad (20)$$

$$-0.1P_{FCmax} \leq \Delta P_{FC} \leq 0.1P_{FCmax}, \quad (21)$$

$$P_B + P_{SCdis} + P_{SCcha} + P_{FC} = P_m, \quad (22)$$

$$P_{SCdis} \cdot (P_m - 0.05P_{FCmax}) \geq 0, \quad (23)$$

$$P_{SCcha} \cdot (P_m - 0.05P_{FCmax}) \geq 0. \quad (24)$$

Pour éviter les demandes excessives de puissance, les cycles marche/arrêt fréquents, l'inactivité inutile et les variations brusques de charge, les contraintes (20) et (21) limitent le fonctionnement de la FC, qui s'éteint uniquement à l'arrêt du véhicule. Les contraintes (23) et (24) encadrent quant à elles le SC : il ne se décharge qu'en cas de besoin et ne se recharge que lors du freinage régénératif, évitant toute charge/décharge simultanée.

3.2. Contrôle de Vitesse par ACC

Une fois la trajectoire de SoC définie, l'ACC régule la vitesse selon la position relative du HDV. Le système ajuste l'accélération ou la décélération à chaque pas de temps, en maintenant une distance minimale :

$$D_{safe} = D_0 + T_{gap} \cdot u_t, \quad (25)$$

où D_0 est la distance minimale à l'arrêt, T_{gap} le temps de séparation cible, et u_t la vitesse instantanée. Cette stratégie, basée sur le travail présenté dans [21], permet de garantir un suivi fluide et sécurisé.

3.3. Système de Gestion Énergétique par Logique Floue

3.3.1. Structure Floue

Le contrôleur flou prend en compte : erreur de SoC, SoV, demande de puissance, et accélération. L'indicateur d'erreur de SoC est le rapport entre le SoC prévu (SoC_{ref}^d) et le SoC réel (SoC_{RT}^d), tous deux ramenés à SoC_{min} à une position d de la trajectoire. Il augmente si SoC_{RT} est inférieur à SoC_{ref} , et diminue dans le cas contraire. Sa sensibilité croît près de SoC_{min} , et il est élevé au cube pour accentuer les écarts importants. Il est défini par :

$$\xi_{SoC}^d = \begin{cases} \min \left(2, \left(\frac{SoC_{ref}^d - SoC_{min}}{SoC_{RT}^d - SoC_{min}} \right)^3 \right) & \text{si } SoC_{RT}^d > SoC_{min} \\ 2 & \text{sinon.} \end{cases} \quad (26)$$

Le SGE-LF réduit les coûts d'usage et de vieillissement tout en suivant le SoC prévu. Il ajuste la répartition de puissance selon l'erreur de SoC, le niveau du SC, la demande et l'accélération. Les fonctions d'appartenance (MFs) des entrées, illustrées en Figure 5a, correspondent à ces quatre variables, tandis que celles des sorties (Figure 5b) définissent les puissances requises du FC et du SC en pourcentage de leur maximum. La puissance du FC est limitée entre 5% et 95% pour limiter son vieillissement.

Les 28 règles floues (Tableau 2) gèrent le flux d'énergie selon les conditions de conduite. Le SC est chargé quand son niveau est bas, pour absorber les pics de courant ou anticiper une accélération. En cas de forte demande ou accélération, il se décharge en prévision du freinage, protégeant ainsi les autres sources. Le FC fonctionne de manière optimale à faible ou moyenne demande. En cas d'erreur SoC élevée, il fournit plus de puissance pour recharger la batterie. Tous les poids de règles sont fixés à 1, leur ajustement manuel étant trop complexe.

À chaque instant, une fois que le SGE calcule les puissances P_{FC-FL} et P_{SC-FL} , des limiteurs sont appliqués pour garantir un fonctionnement sûr. Ils réduisent le vieillissement en limitant les variations de P_{FC} , évitent que le SC ne se décharge sous son seuil ou ne soit surchargé. Les puissances finales $\tilde{P}_{FC-RT}$ et

TABLEAU 2. Les règles floues

Règle.	Entrée				Sortie	
	1	2	3	4	1	2
1	FE	E	HB	HB	LO	HC
2	FE	E	LB	HB	LO	SC
3	FE	E	LB	LA/D	LO	SC
4	FE	E	LP	LA/D	LO	SC
5	FE	E	MP	—	OO	LO
6	FE	E	HP	—	NoH	LO
7	FE	F	HP	HA	OO	FD
8	FE	F	HP	LA/D	NoH	SD
9	FE	F	MP	HA	OO	SD
10	FE	F	LP	LA/D	LO	LO
11	FE	F	HB	—	LO	LO
12	FE	F	LB	—	LO	LO
13	FE	F	MP	LA/D	OO	SD
14	FE	F	MP	HA	OO	FD
15	FSF	E	LP	—	OO	SC
16	FSF	E	MP	—	OO	SC
17	FSF	E	HP	HA	HO	LO
18	FSF	E	HP	LA/D	HO	LO
19	FSF	E	HB	HB	OO	HC
20	FSF	E	LB	—	OO	SC
21	FSF	F	MP	LA/D	NoH	LO
22	FSF	F	LP	LA/D	OO	LO
23	FSF	F	LB	—	OO	LO
24	FSF	F	HB	—	OO	LO
25	FSF	F	MP	HA	NoH	FD
26	FSF	F	HP	LA/D	HO	SD
27	FSF	F	MP	LA/D	NoH	SD
28	FSF	F	HP	HA	HO	FD

P_{SC-RT} sont ainsi contraintes à chaque itération t :

$$P_{FC-RT}^t = \min (P_{FC-RT}^{t-1} + 0.1P_{FCmax}, P_{FC-FL}^t) \quad (27)$$

$$P_{FC-RT}^t = \max (P_{FC-RT}^{t-1} - 0.1P_{FCmax}, P_{FC-FL}^t) \quad (28)$$

$$P_{SC-RT}^t = \max (3600(SoV^{t-1} - 1)E_{SC}\eta_{SC}, P_{SC-FL}^t) \quad (29)$$

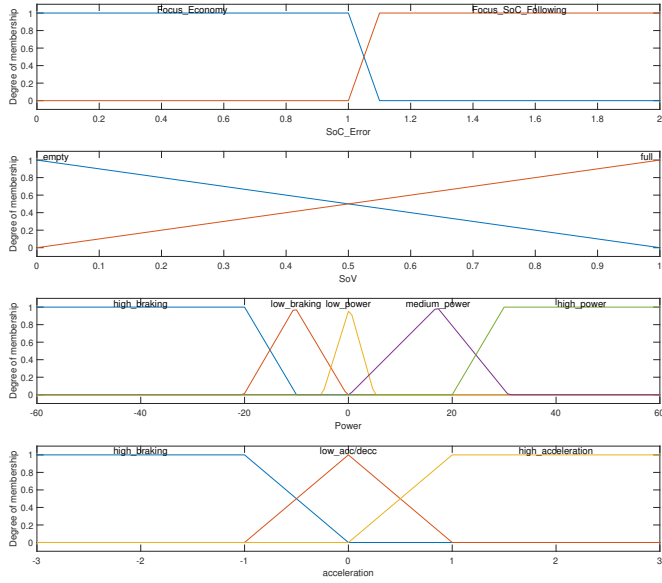
$$P_{SC-RT}^t = \min (3600(SoV^{t-1} - 0.1)E_{SC}\eta_{SC}, P_{SC-FL}^t) \quad (30)$$

Enfin, la puissance batterie est calculée par :

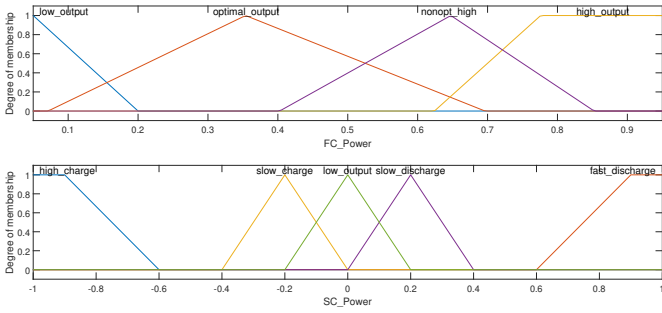
$$P_{B-RT}^t = P_m^t - P_{FC-RT}^t - P_{SC-RT}^t \quad (31)$$

4. RÉSULTATS

La méthode décrite en Section 3 est appliquée pour répartir la puissance de l'ESS d'un VEA en temps réel. La simulation est réalisée sous *MATLAB* avec un pas de temps $T_s = 1$ s, et les paramètres techniques sont listés dans le Tableau 3. Le plan de SoC est obtenu via la fonction *quadprog*, adaptée à la nature quadratique du coût issu des modèles de vieillissement batterie et FC. La Figure 6 illustre les limites de vitesse sur un trajet de 23 km, combinant phases lentes et rapides. Elle montre aussi la répartition optimale de puissance pour un SoC initial de 35 %, ainsi que la planification SoC pour ce cas. Le plan recommande de préserver ou de recharger légèrement la batterie en début de



(a)



(b)

FIG. 5. Fonctions d'appartenance (MF) pour la structure de logique floue. (a) MF d'entrée. (b) MF de sortie.

cycle, en prévision d'une forte demande en fin de trajet, mettant en avant l'intérêt de la planification SoC via données GPS.

La Figure 7 présente l'interaction entre les vitesses de l'HDV et de VEA via le régulateur ACC. Le VEA adapte sa vitesse dynamiquement tout en respectant les limitations, ce qui crée des écarts par rapport à la trajectoire planifiée. Le SGE-LF ajuste alors la distribution de puissance pour maintenir le SoC cible malgré ces perturbations.

TABEAU 3. Paramètres techniques de simulation

Variable	Valeur
SoC_{min}	0.2
SoC_{max}	0.8
SoV_{min}	0.1
SoV_{max}	1
SoV_{ini}	1
T_{Gap}	2 s
D_0	3 m
u_0	0 m/s

La Figure 8 compare le SoC réel obtenu après le contrôle flou durant le trajet avec le SoC planifié. Le SoC réel suit étroitement la planification sans déviation majeure. Le coût d'opération est de 1.54 € pour un SoC initial de 35 %.

Une autre figure (Figure 9) illustre le fonctionnement du SGE, où chaque source joue son rôle de manière à réduire le vieillissement des composants et de minimiser les coûts. Par exemple,

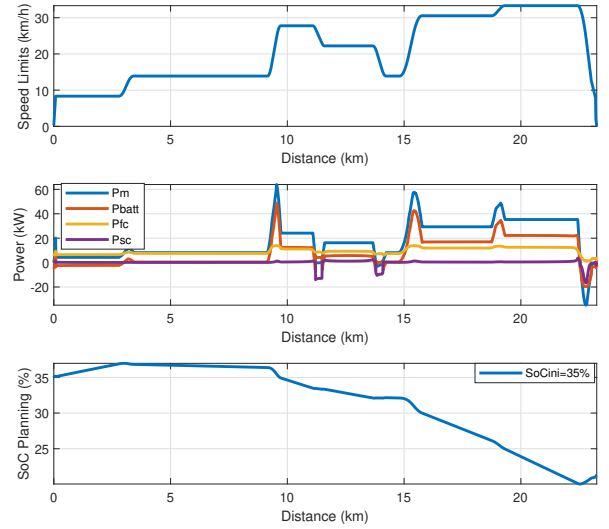


FIG. 6. Planification SoC pour le VEA

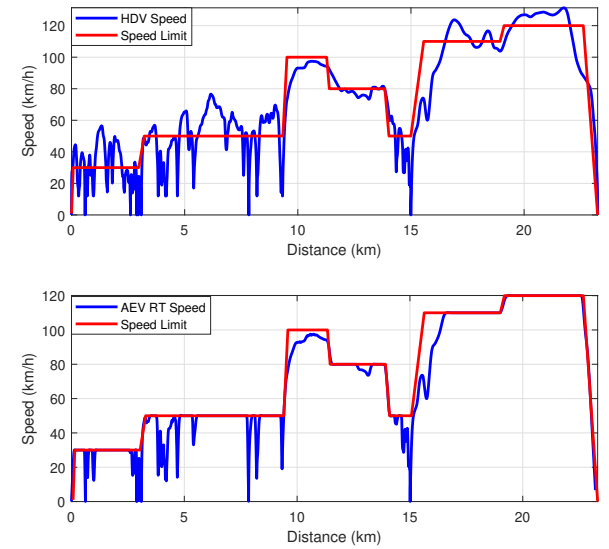


FIG. 7. Régulation de la vitesse de VEA via l'ACC

la pile à combustible (FC) évite les conditions qui accéléreraient son vieillissement, en ajustant sa puissance et en maintenant une opération optimale tout au long du trajet.

À titre de comparaison, le coût optimal pour ce même cas, obtenu par QP en supposant une connaissance à priori (acausal) complète du cycle de conduite, est 1.48 € pour un SoC initial de 35 %, cela indique que la méthode proposée atteint une optimalité de 96.1%

5. CONCLUSION

Dans cette étude, nous avons développé et validé un SGE avancé pour les VEHR autonomes utilisant un contrôleur flou, obtenant des coûts à 96.1% proches du minimum global. Les résultats montrent également que le système évite le vieillissement rapide du système, garantissant ainsi une plus grande longévité.

Pour nos travaux futurs, nous envisageons d'améliorer cette méthode en employant des approches métaheuristiques, comme l'algorithme génétique, pour optimiser davantage la structure du contrôleur flou. Cela pourrait permettre d'affiner encore plus la gestion de l'énergie et la performance en temps réel. De plus, l'intégration de stratégies de gestion thermique et de planification de trajectoire, ainsi que de systèmes de navigation avancés,

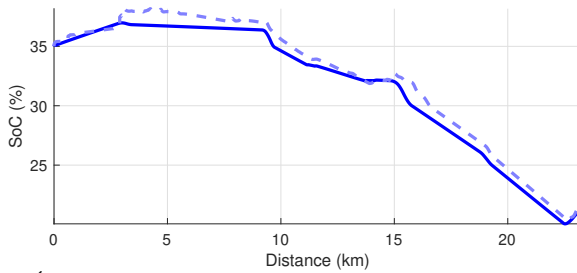


FIG. 8. Évolution du SoC en temps réel utilisant le SGE-LF et la planification du SoC correspondante

pourrait améliorer l'efficacité et la durabilité des VEHR en optimisant la demande en énergie et la stabilité du véhicule.

REMERCIEMENTS

Ce travail a été réalisé dans le cadre du projet V3EA "Véhicule Électrique, Énergie Efficace et Autonome" (2021-2025), financé par l'Agence Nationale de la Recherche (ANR) du gouvernement français.

RÉFÉRENCES

- [1] H. Ritchie, "Cars, planes, trains : where do co2 emissions from transport come from?," *Our World in Data*, 2020. <https://ourworldindata.org/co2-emissions-from-transport>.
- [2] G. Mussetti, E. Davin, J. Schwaab, J. Acero, J. Ivanchev, V. Singh, L. Jin, and S. Seneviratne, "Do electric vehicles mitigate urban heat? the case of a tropical city," *Frontiers in Environmental Science*, vol. 10, 02 2022.
- [3] A. E. El-Iali, M. Doumiati, and M. Machmoum, "Optimal sizing of the energy storage system for plug-in fuel cell electric vehicles, balancing costs, emissions and aging," *Journal of Energy Storage*, vol. 92, p. 112095, 2024.
- [4] H.-B. Yuan, W.-J. Zou, S. Jung, and Y.-B. Kim, "A real-time rule-based energy management strategy with multi-objective optimization for a fuel cell hybrid electric vehicle," *IEEE Access*, vol. 10, pp. 102618–102628, 2022.
- [5] C. C. Na Feng, Tiehua Ma, "Fuzzy energy management strategy for hybrid electric vehicles on battery state-of-charge estimation by particle filter," *SN Applied Sciences*, vol. 4, p. 256, 2022.
- [6] Y. Zhou, A. Ravey, and M.-C. Pera, "Real-time predictive energy management for fuel cell electric vehicles," in *2021 IEEE Transportation Electrification Conference Expo (ITEC)*, pp. 142–147, 2021.
- [7] Y. Liu, J. Li, Z. Chen, D. Qin, and Y. Zhang, "Research on a multi-objective hierarchical prediction energy management strategy for range extended fuel cell vehicles," *Journal of Power Sources*, vol. 429, pp. 55–66, 2019.
- [8] M. Hengstler, E. Enkel, and S. Duelli, "Applied artificial intelligence and trust—the case of autonomous vehicles and medical assistance devices," *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 105, pp. 105–120, 2016.
- [9] M. Berecibar, F. Devriendt, M. Dubarry, I. Villarreal, N. Omar, W. Verbeke, and J. Van Mierlo, "Online state of health estimation on NMC cells based on predictive analytics," *Journal of Power Sources*, Elsevier, vol. 320, pp. 239–250, 2016.
- [10] Y. Zhong, J. Zhang, G. Li, and A. Liu, "Research on energy efficiency of supercapacitor energy storage system," in *2006 International Conference on Power System Technology*, pp. 1–4, 2006.
- [11] H. Chen, R. Xiong, C. Lin, and W. Shen, "Model predictive control based real-time energy management for hybrid energy storage system," *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, vol. 7, no. 4, pp. 862–874, 2021.
- [12] E. Tazelaar, Y. Shen, P. A. Veenhuizen, T. Hofman, and P. P. J. van den Bosch, "Sizing stack and battery of a fuel cell hybrid distribution truck," *Oil Gas Sci. Technol.*, vol. 67, pp. 563–573, Aug. 2012.
- [13] T. Fletcher, R. Thring, and M. Watkinson, "An energy management strategy to concurrently optimise fuel consumption & pem fuel cell lifetime in a hybrid vehicle," *International Journal of Hydrogen Energy*, Elsevier,

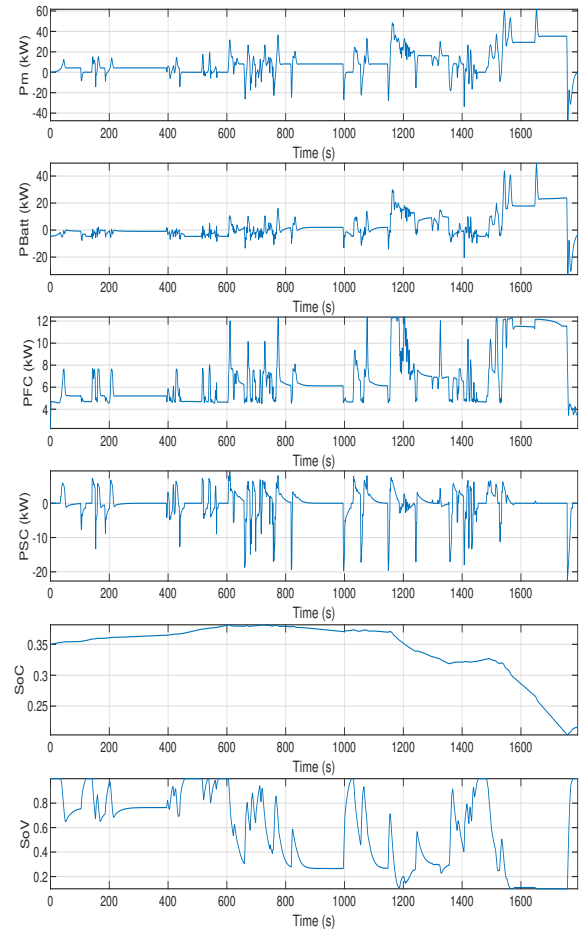


FIG. 9. Répartition de la puissance suite à l'application de la méthode proposée avec un SoC initial de 35%.

- vol. 41, no. 46, pp. 21503–21515, 2016.
- [14] H. Chen, P. Pei, and M. Song, "Lifetime prediction and the economic lifetime of proton exchange membrane fuel cells," *Applied Energy*, Elsevier, vol. 142, pp. 154–163, 2015.
- [15] P. Pei, Q. Chang, and T. Tang, "A quick evaluating method for automotive fuel cell lifetime," *International Journal of Hydrogen Energy*, Elsevier, vol. 33, no. 14, pp. 3829–3836, 2008.
- [16] J. Ruan, B. Zhang, B. Liu, and S. Wang, "The multi-objective optimization of cost, energy consumption and battery degradation for fuel cell-battery hybrid electric vehicle," in *2021 11th International Conference on Power, Energy and Electrical Engineering (CPEEE)*, pp. 50–55, 2021.
- [17] M. Mroueh, S. Kassir, M. Doumiati, C. Francis, and M. Machmoum, "A new time scale based energy management strategy for a hybrid energy storage system in electrical microgrids," in *IECON 2021 – 47th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, pp. 1–6, 2021.
- [18] P. Kreczanik, P. Venet, A. Hijazi, and C. Guy, "Study of supercapacitor aging and lifetime estimation according to voltage, temperature, and rms current," *Industrial Electronics, IEEE Transactions on*, vol. 61, pp. 4895–4902, 09 2014.
- [19] L. Zhang, X. Hu, Z. Wang, F. Sun, J. Deng, and D. G. Dorrell, "Multiobjective optimal sizing of hybrid energy storage system for electric vehicles," *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, vol. 67, no. 2, pp. 1027–1035, 2018.
- [20] F. Tarhini, R. Talj, and M. Doumiati, "Safe and energy-efficient jerk-controlled speed profiling for on-road autonomous vehicles," *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, pp. 1–16, 2024.
- [21] T. M. Inc., "Adaptive cruise control system using model predictive control," 2024.