

Contrôle stochastique optimal avec vieillissement pour un véhicule électrique à stockage hybride

Roman Le Goff Latimier, Bernard Multon, Hamid Ben Ahmed

▶ **To cite this version:**

Roman Le Goff Latimier, Bernard Multon, Hamid Ben Ahmed. Contrôle stochastique optimal avec vieillissement pour un véhicule électrique à stockage hybride. 3ème Symposium de Génie Electrique (SGE 2018), Jul 2018, Nancy, France. hal-02057314

HAL Id: hal-02057314
https://hal.science/hal-02057314

Submitted on 5 Mar 2019

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

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

Contrôle stochastique optimal avec vieillissement pour un véhicule électrique à stockage hybride

Roman LE GOFF LATIMIER, Bernard MULTON, Hamid BEN AHMED
ENS Rennes, Laboratoire SATIE

RESUME – Afin d'améliorer les performances sur cycle de vie du système de stockage des véhicules électriques, leur hybridation – typiquement supercondensateurs et Lithium Ion – peut être considérée. Le dimensionnement sur cycle de vie d'un tel système est un problème de co-optimisation où le vieillissement de la batterie hybride doit être pris en compte à la fois lors du dimensionnement et lors de la gestion. Cet article se propose donc d'introduire des modèles de vieillissement dans le problème de contrôle optimal d'une batterie hybride. Le vieillissement calendaire et le vieillissement en cyclage sont ajoutés à l'estimation des pertes, classiquement considérées pour les deux technologies de stockage. La stratégie de contrôle optimal est déterminée par programmation dynamique stochastique, où le comportement du conducteur est modélisé par un processus aléatoire. Les performances obtenues sont comparées avec des méthodes de gestion classiques le long de cycles standards et de trajectoires de conduite aléatoires.

Mots-clés – Véhicule électrique, stockage hybride, co-optimisation, programmation dynamique stochastique, modèle de pertes, vieillissement calendaire, vieillissement en cyclage.

NOMENCLATURE

α	coefficient de répartition de la puissance entre les deux sources	–
$C_{age}^{li/sc}$	coût en énergie primaire associé au vieillissement dans la batterie lithium ion / supercondensateurs	kWh_p
$C_{loss}^{li/sc}$	coût en énergie primaire associé aux pertes dans la batterie lithium ion / supercondesateurs	kWh_p
E^{emb}	énergie primaire embarquée, consommée par la fabrication	kWh_p/kWh
E_{li}	capacité de stockage de la batterie lithium ion	kWh
E_{sc}	capacité de stockage des supercondensateurs	kWh
f_{dyn}	fonction dynamique du système	–
P^*	consigne de puissance imposée par le conducteur	W
P_{li}	puissance fournie par la batterie Lithium Ion	W
P_{sc}	puissance fournie par les supercondensateurs	W
SoA_{li}	état d'endommagement de la batterie lithium ion	–
SoA_{sc}	état d'endommagement des supercondensateurs	–
SoC_{li}	état de charge de la batterie Lithium ion	–
SoC_{li}^{prev}	précédent extrémum permettant le calcul de la profondeur du cycle	–
SoC_{sc}	état de charge des supercondensateurs (coulombique)	–
V	matrice des couts optimaux	–
X	vecteur d'état du véhicule	–
$x^\flat; x^\sharp$	borne minimale ; maximale de la variable x	–

1. INTRODUCTION

Au sein d'un véhicule électrique (VE) à batterie, le système de stockage est l'élément le plus coûteux. Il est également le plus crucial pour garantir la viabilité du VE notamment en termes d'autonomie et de longévité, tout en fournissant à chaque instant la puissance demandée par le conducteur [1]. La conception d'un composant unique qui soit performant sur tous ces différents critères oblige cependant à des compromis. Pour réduire les pertes tout en allongeant la durée de vie, la possibilité d'associer deux composants de stockage est fréquemment envisagée, l'une mieux adaptée aux sollicitations lentes, l'autre à des sollicitations rapides de forte puissance [2, 3].

Cette hybridation du stockage pose cependant plusieurs questions interdépendantes. Il est tout d'abord nécessaire de décider d'un dimensionnement pour chacun des composants. Ce dimensionnement déterminera l'autonomie maximale du véhicule et sa puissance maximale, mais influera également sur la durée de vie [4]. Par la suite il est nécessaire de décider à chaque instant comment répartir la consigne de puissance imposée par le conducteur entre les composants de stockage. Chaque sollicitation leur infligeant un dommage élémentaire, cette succession de décisions pendant l'utilisation du véhicule déterminera la durée de vie réelle du véhicule. Il est donc nécessaire de réaliser une co-optimisation du dimensionnement et de la gestion d'un tel VE à stockage hybride [5].

On se propose au cours de cette étude de déterminer le contrôle optimal d'un VE à stockage hybride, ce qui constitue la première étape d'un co-dimensionnement. Nécessairement ce contrôle prend en compte non seulement les pertes au sein de chaque composant, mais également son endommagement – ce qui constitue la principale innovation de cette contribution. Ce contrôle optimal dépend obligatoirement du dimensionnement précédemment décidé, mais également des modèles de connaissance que l'on se donne pour les composants de stockage et pour le conducteur lui même. En effet une décision optimale devra faire appel à une anticipation de la consigne à venir, qui ne peut être parfaitement connue. Un modèle stochastique de comportement du conducteur est donc nécessaire [6].

Par ailleurs, ce contrôle optimal se base sur la modélisation des différents composants de stockage utilisés pour la batterie hybride. Le cas d'une batterie comportant un banc de supercondensateurs et un accumulateur lithium ion sera ici considéré [3]. Ce cas est représentatif des stockages hybrides utilisés pour les VE. Il convient cependant de noter que toute autre association de deux composants de stockage pourrait être préférée sans restreindre le propos de cette étude. Ce cas d'application est en effet principalement illustratif vis à vis de la méthode utilisée pour résoudre le problème de partage optimal entre les deux composants de stockage. En particulier il serait envisageable de considérer deux composants de même technologie mais de caractéristiques différentes, l'une étant dimensionnée pour sa puissance maximale, la seconde pour son énergie spécifique. La connaissance des pertes internes et de l'endommagement est indispensable pour utiliser au mieux cet élément complexe [7, 8, 9]. L'optimisation de la gestion afin de minimiser les pertes

est couramment prise en compte dans la littérature consacrée au stockage hybride via l'optimisation d'un filtre optimal ou des méthodes de contrôle optimal [10, 11]. La prise en compte de l'endommagement apparait généralement pour évaluer *a posteriori* quelle sera la durée de vie du système et ajuster son dimensionnement en fonction. Cependant peu de travaux incluent le vieillissement au sein de la stratégie de gestion [12] dans une démarche de co-optimisation.

Cet article commencera par présenter les principales caractéristiques des modèles utilisés pour décrire le comportement des super-condensateurs – technologie Maxwell – et de l'accumulateur Lithium Ion – NCA. Par la suite le contrôle en temps réel de cette batterie hybride sera défini sous la forme d'un problème d'optimisation stochastique qui sera résolu par programmation dynamique stochastique [13, 14]. La section suivante appliquera la stratégie optimale ainsi obtenue à un cas d'étude et comparera les résultats à d'autres stratégies de gestion.

2. CONTRÔLE OPTIMAL D'UN STOCKAGE HYBRIDE

Les VE à stockage hybride doivent honorer à chaque instant la consigne de puissance imposée par le conducteur $P^*(t)$. Cette consigne de puissance doit être répartie entre les deux composants du stockage afin d'obtenir la meilleure performance possible de cette hybridation. Le choix de la meilleure répartition à chaque instant constitue donc le problème à résoudre lors du contrôle d'un véhicule à stockage hybride.

Le problème de la répartition optimale entre les deux composants de stockage doit être fait en anticipant sur les évènements futurs. En effet les décisions présentes auront des répercussions sur les décisions futures à cause du comportement intégrateur consubstantielle à un stockage. Or les évènements futurs ne sont par définition pas connus de manière certaine puisqu'ils dépendent *a priori* des décisions que le conducteur sera amené à prendre dans un contexte de circulation sur route ouverte. Un modèle probabiliste doit donc être établi afin de décrire l'évolution de la consigne de puissance à fournir au cours des instants suivants.

Remarque : La présente étude considère un conducteur humain parcourant un trajet non connu d'avance. Les méthodes utilisées peuvent être transposées dans le cas plus simple d'un véhicule autonome et/ou d'un profil de mission, qu'il soit déterministe ou soumis à des aléas de circulation. L'évolution de la consigne de puissance P^* sera alors plus simple à modéliser car sa part d'aléatoire sera réduite, potentiellement nulle pour un profil de mission complètement déterministe.

Les puissances fournies par ces deux modules P_{li} et P_{sc} sont liées à la puissance imposée par le conducteur par les relations :

$$P_{li}(t) = \alpha(t) \cdot P^*(t) \quad (1)$$

$$P_{sc}(t) = \big(1 - \alpha\,(t)\big) \cdot P^*(t) \quad (2)$$

avec α le facteur de répartition entre les deux sources. L'attention du lecteur est attirée sur le fait que ce facteur n'est pas constant mais peut varier à chaque instant, afin de maximiser les performances globales.

2.1. *Fonctions objectif prises en compte*

Maximiser la performance d'un véhicule à stockage hybride peut prendre de nombreuses formes en fonction de l'objectif recherché. Maximiser l'autonomie – c'est à dire **minimiser les pertes** – est l'objectif le plus couramment adopté dans la littérature. Les modèles de pertes étant largement utilisés et validés par la littérature, cet objectif est naturellement pris en compte dans cette étude. Les pertes au sein d'un système de stockage peuvent être évaluées à l'aide des grandeurs décrivant son état interne – telles que l'état d'énergie ou la capacité – et de la consigne de puissance qu'elle reçoit. Les définitions adoptées dans cette étude pour les différents modèles de pertes seront détaillées au sein des sections 3.1 et 3.2. D'autres objectifs plus circonstanciels peuvent également être parfois envisagés – comportement en cas d'incident, accélération minimale, *et caetera*. Elles ne seront pas prises en compte dans cet article afin de centrer l'étude sur la méthode de gestion.

Par ailleurs la prise en compte de l'**endommagement** est un paramètre crucial dans un contexte de VE. En effet la question de la durée de vie des batteries de véhicule est une problématique centrale à leur développement. Lorsque l'on considère un VE ne disposant que d'une seule source d'énergie, la question de son vieillissement ne peut être abordée que par le biais de la conception interne de sa batterie. En revanche lorsque des véhicules à stockage hybride sont considérés, le vieillissement de chacun des composants est affecté par la stratégie de répartition entre les deux. On dispose donc d'un degré de liberté supplémentaire pour tâcher de limiter autant que faire se peut l'endommagement global et donc conserver une durée de vie satisfaisante.

2.2. *Définition d'un problème d'optimisation*

Afin de maximiser la performance d'un stockage hybride, il est nécessaire de résoudre un problème qui anticipe sur l'avenir. Le coût qui doit être minimisé est donc la somme du coût associé à l'instant actuel et des coûts correspondant aux instant futurs. Cependant ce coût futur ne peut pas être considéré comme parfaitement connu puisqu'il dépend des futures consignes de puissance du conducteur. On ne peut donc que chercher à minimiser l'espérance de ce coût multitemporel [1]. Le problème du contrôle optimal d'un stockage hybride prenant en compte les pertes et le vieillissement d'une batterie Lithium Ion et de supercondensateurs peut donc être écrit de la manière suivante :

$$\min_{\alpha(t)} \mathop{\mathbb{E}}_{P^*} \Big(\sum_{\tau=t}^{\infty} \big(C_{loss}(\tau) + C_{age}(\tau) \big) \Big) \quad (3a)$$

$$\text{tel que } \forall t, \forall \tau, \quad 0 \leq \alpha \leq 1 \quad (3b)$$

$$P_{li}^{\flat} \leq P_{li} \leq P_{li}^{\sharp} \quad (3c)$$

$$0 \leq SoC_{sc} \leq 1 \quad (3d)$$

$$0 \leq SoC_{li} \leq 1 \quad (3e)$$

où

- C_{loss}^{sc} représente le coût associé aux pertes dans les supercondensateurs,
- C_{loss}^{li} représente le coût associé aux pertes dans la batterie lithium ion,
- C_{age}^{sc} représente le coût associé au vieillissement dans les supercondensateurs,
- C_{age}^{li} représente le coût associé au vieillissement dans la batterie lithium ion.

L'expression de ces coûts sera détaillée dans les sections 3.1 et 3.2. Il est à ce stade uniquement supposé qu'ils peuvent être calculés à partir des variables d'état du véhicule et de la commande du problème α. Les variables composant le vecteur d'état X du véhicule doivent naturellement être choisies en fonction des modèles de comportement adoptés. Le choix de celles ci sera donc plus largement développé au cours des sections consacrées aux modèles. Le problème 3 est la somme temporelle d'un coût instantané. Ce coût dépend de la valeur de l'état X et de la commande α à cet instant donné, d'où l'introduction de la notation suivante :

$$f_{inst}\big(X\,(t)\,, \alpha\,(t)\big) = C_{loss}\big(X\,(t)\big) + C_{age}\big(X\,(t)\big) \quad (4)$$

2.3. *Stratégie optimale par programmation dynamique stochastique*

Plusieurs méthodes de résolution sont envisageables pour un tel problème. Leurs principales caractéristiques sont de pouvoir

1. La minimisation de l'espérance traduit une politique neutre par rapport au risque des événements futurs. Il serait également envisageable de préférer une autre politique, plus sensible par exemple aux événements les plus pessimistes.

prendre en charge les caractères stochastique et multitemporel du problème. Des méthodes de type *Model Preductive Control* pourraient ainsi être envisagées. Néanmoins de telles méthodes nécessiteraient que le calcul de la décision optimale soit réalisé à chaque instant en fonction de la situation présente, ce qui exigerait potentiellement une charge de calcul en temps réel conséquente.

Afin de prendre en charge les caractéristiques stochastiques et de couplage temporel du problème tout en minimisant le cout de calcul en temps réel, la résolution du problème 3 est ici réalisée par programmation dynamique stochastique [14]. Cet algorithme permet en effet de déterminer une stratégie optimale décrivant la meilleure décision à prendre pour toute configuration du vecteur d'état. Le résultat obtenu n'est donc pas uniquement la décision à prendre dans la situation actuelle, mais les décisions optimales pour toutes les configurations possibles. L'utilisation en temps réel de cette stratégie consiste alors en une simple interpolation de la matrice décrivant la stratégie optimale.

La programmation dynamique stochastique se base sur la résolution de l'équation de Bellman [15]. Celle ci permet le calcul des couts associés à chaque configuration du vecteur d'état lorsque l'on applique la décision optimale. Elle est calculée en partant de l'état final du système et en remontant dans le temps.

$$V(T,X) = 0 \tag{5a}$$

$$\forall t < T, \forall X, V(t,X) = \min_{\alpha} \underbrace{f_{inst}(X,\alpha)}_{\text{coût instantanné}} + \underbrace{\underset{P^*}{\mathbb{E}}\left(V\left(t+\Delta T, f_{dyn}\left(X,\alpha\right)\right)\right)}_{\text{espérance du coût futur}} + \ldots \tag{5b}$$

où

- l'horizon du problème n'est pas associé à une valeur particulière. Cette valeur finale est donc initialisée à une valeur nulle. Cependant il serait souhaitable que le problème soit à horizon infini plutôt que de devenir myope au delà d'un horizon. Aucune valeur d'horizon ne peut *a priori* être préférable dans un contexte de conduite. La résolution est donc itérée en remontant dans le temps jusqu'à convergence de la stratégie optimale, *i.e.* que celle ci ne change plus d'une itération à la suivante.
- f_{dyn} représente la fonction dynamique du système. Celle ci relie l'état actuel et la consigne à l'état futur du système :

$$X(t+\Delta T) = f_{dyn}\left(X\left(t\right), \alpha\left(t\right)\right) \tag{6}$$

  Dans le cas présent, cette fonction dynamique comporte une composante aléatoire du fait du comportement du conducteur qui ne peut pas être parfaitement anticipé. La définition de cette fonction ne peut pas être établie à ce stade car elle doit faire intervenir les variables d'état qui ne peuvent être choisies qu'à la lumière des différents modèles utilisés pour le comportement du véhicule. Cette équation dynamique n'est donc définie qu'au cours de la section 3.
- la notation f_{inst} représente les couts instantanés du problème ainsi que défini équation 4. Cette notation générique permet de souligner que cette méthode de gestion est très largement indépendante de la formulation adoptée pour estimer les couts instantanés. Toute formulation dépendant de l'état du système X et de sa commande α peut être adoptée. La section 4.2 présentera les exemples de formulations adoptés pour le cas d'application. Au cours du calcul de la stratégie optimale, le coût f_{inst} est évalué pour chaque configuration du vecteur d'état X, d'où la disparition de l'indice temporel.

3. MODÈLE DE COMPORTEMENT DU VÉHICULE

3.1. *Modèle des supercondensateurs*

Les supercondensateurs sont une technologie de stockage mature permettant de disposer d'une très grande puissance spécifique, au prix d'une limitation de l'énergie spécifique – en comparaison d'une batterie Lithium Ion par exemple.

Dans le cadre de cette étude, leur modélisation doit permettre d'établir une estimation de leurs pertes internes et de leur endommagement. Les modèles ici utilisés se basent sur les cellules Maxwell BCAP3000 – $C_0 = 3000\,\mathrm{F}, V_{sc}^{ref} = 2.7\,\mathrm{V}, \mathrm{ESR}_{sc}^{0} = 0.29\,\mathrm{m\Omega}$. Le nombre de cellules n_{cell}^{sc} est déduit de la capacité de stockage totale du banc de supercondensateurs. Les pertes au sein de chaque cellule sont déduites via le modèle classique d'une résistance série équivalente :

$$P_{loss}^{sc} = n_{cell}^{sc} \cdot ESR_{sc}^{0} \cdot I_{sc}^{2} \tag{7}$$

L'endommagement est quant à lui quantifié sous la forme d'un état de vieillissement SoA – *State of Age*. Celui ci est nul pour un composant neuf. Lorsque $SoA = 1$, le composant est considéré en fin de vie selon les critères usuels de doublement de la résistance interne et d'une chute de 20% de la capacité initiale. L'évolution de cet endommagement suit la loi suivante [16] :

$$\frac{d\mathrm{SoA}_{sc}}{dt} = \frac{1}{T_{life,sc}^{ref}} \cdot \exp\left(\ln\left(2\right)\frac{\theta^{sc}-\theta_{ref}^{sc}}{\theta_0^{sc}}\right) \left[\exp\left(\ln\left(2\right)\frac{V^{sc}-V_{ref}^{sc}}{V_0^{sc}}\right) + K^{sc}\right] \tag{8}$$

Dans ce modèle, le vieillissement calendaire apparait sous la forme d'une classique loi d'Eyring à laquelle un paramètre K^{sc} a été ajouté. Celui ci permet de mieux prendre en compte le vieillissement quand la tension est très faible. Ce modèle ne considère pas le vieillissement en cyclage bien que ceci serait tout à fait envisageable à l'aide du courant efficace.

Afin de prendre en compte l'influence de la température sur l'endommagement, un modèle thermique est nécessaire pour relier la puissance des pertes avec une élévation de température. Ce modèle thermique est un modèle statique qui ne prend pas en compte les régimes transitoires, eu égard au relativement faible volume des composants de stockage embarqués.

$$\theta_{sc} = \theta_{amb} + R_{th}^{sc} \cdot P_{loss}^{sc} \tag{9}$$

La température ambiante est ici supposée constante, les variations saisonnières étant masquées au sein d'une moyenne. Cependant une application sur un cas d'étude spécifique pourrait aisément intégrer de telles variations. Les dispersions de température et de tension entre cellules ne sont pas non plus prises en compte.

3.2. *Modèle de batterie Lithium Ion*

Les modèles utilisés ont été principalement établis sur la technologie Lithium Ion NCA – Nickel Cobalt Aluminium – du fa-

Tableau 1. Valeurs numériques utilisées pour les paramètres des modèles de pertes et de vieillissement des supercondensateurs et de la batterie lithium ion

$T_{life,sc}^{ref}$	θ_{sc}^{ref}	θ_{sc}^{0}	V_{sc}^{0}	K_{sc}
1470h	$65°C$	$7.7°K$	89 mV	$29 \cdot 10^{-3}$
$T_{life,li}^{ref}$	θ_{li}^{ref}	θ_{li}^{0}	a	b
22000h	$40°C$	$10°K$	$0.26 \cdot 10^{-3}$	1.84
R_{sc}^{th}	R_{li}^{th}	R_{li}^{+}	R_{li}^{-}	ESR_{sc}^{0}
4°/kW	20°/kW	5 mΩ	9 mΩ	0.29 mΩ

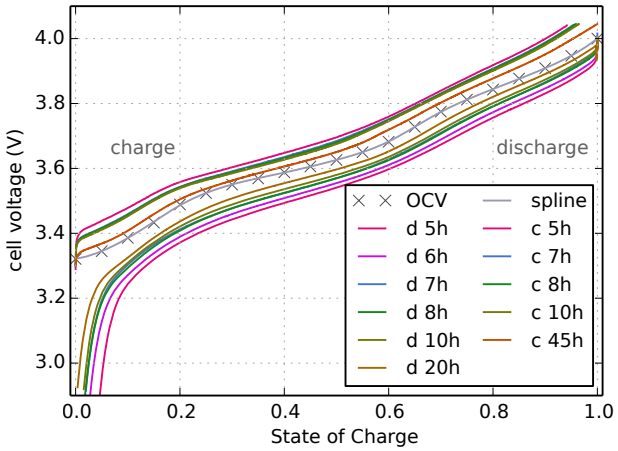


Fig. 1. Tension en circuit ouvert de la cellule Lithium Ion en fonction de l'état d'énergie et ses variations selon le courant [19].

bricant SAFT [17, 18]. La tension en circuit ouvert de cette cellule est représentée figure 1. Deux valeurs différentes sont considérées pour la résistance série pour différencier la décharge R_{li}^{+} et la recharge R_{li}^{-}. Un effet de seuil est pris en compte par l'ajout d'une tension $V_\delta = 20\,\text{mV}$. De façon similaire au calcul effectué pour les supercondensateurs, le nombre de cellules nécessaire est déduit de la capacité totale de la batterie. La puissance fournie par chaque cellule est supposée être équilibrée. Le courant fourni par chaque cellule est alors déterminé à l'aide de la tension apparente de la cellule :

$$U(I_{li}, SoC) = U_0(SoC) + \begin{cases} R_{li}^{+} \cdot I_{li} + V_\delta & \text{si } I_{li} \geq 0 \\ R_{li}^{-} \cdot I_{li} - V_\delta & \text{si } I_{li} \leq 0 \end{cases} \quad (10)$$

Le vieillissement en cyclage dépend principalement de la profondeur des demi-cycles [2]. Le modèle suivant est considéré :

$$SoA(t + \Delta T) = SoA(t) + \mathbb{1}_{\text{nouveau cycle}} \cdot a \cdot DoD^b \quad (11)$$

Dès qu'un nouveau cycle est détecté, l'endommagement est incrémenté en fonction de la profondeur du cycle [17]. Ceci suppose de garder en mémoire la valeur du précédent extrémum SoC_{li}^{prev} auquel le cycle commençait. Dans le cadre d'un stockage hybride, l'utilisation d'un tel modèle peut néanmoins provoquer un effet non désiré : pour diminuer l'impact d'un demi-cycle profond, l'ajout d'un micro-cyle – artificiel ou issu d'une récupération du freinage – peut être trompeuse sur l'endommagement réel. Pour éviter ce comportement, il est souhaitable que les cycles soient identifiés dynamiquement à l'aide d'un algorithme de *Rainflow* [20]. Ceci est tout à fait possible lors d'une simulation temporelle où toutes les valeurs passées sont aisément accessibles. Cependant utiliser un algorithme *Rainflow* est incompatible avec un vecteur d'état de taille fixe. En effet chaque extremum local de l'état de charge de la batterie peut *a posteriori* être interprété comme un microcycle ou bien un cycle majeur. Il serait donc nécessaire de retenir tous les extrema locaux dans le vecteur d'état, qui pourrait donc devoir changer de taille en fonction des sollicitation. Pour cette raison l'utilisation d'un algorithme *Rainflow* au sein du calcul de la stratégie optimale par programmation dynamique stochastique est inenvisageable.

Le vieillissement calendaire est ici considéré comme indépendant de l'état de charge et uniquement dépendant de la température :

$$\frac{d\text{SoA}_{li}}{dt} = \frac{1}{T_{life,li}^{ref}} \cdot \exp\left(\ln(2)\,\frac{\theta^{li} - \theta_{ref}^{li}}{\theta_0^{li}}\right) \quad (12)$$

2. La notion de demi-cycle est ici préférée à celle de cycle complet à cause de l'utilisation non périodique de la batterie hybride.

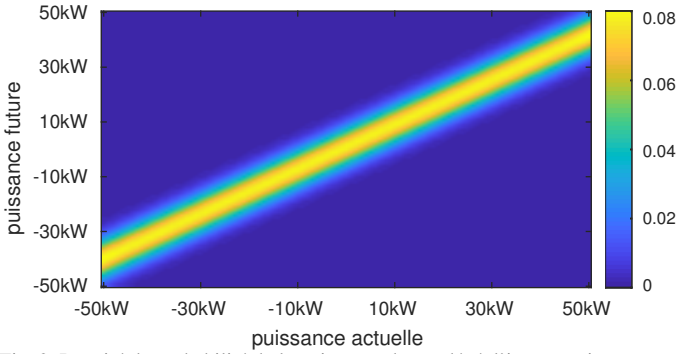


Fig. 2. Densité de probabilité de la puissance demandée à l'instant suivant en fonction de la puissance demandée actuellement selon un modèle AR(1) : $\phi = 0.81, \sigma = 5\,\text{kW}$.

Le modèle thermique sous-jacent suit les mêmes hypothèses que celles décrites pour le modèle thermique des supercondensateurs.

3.3. *Modèle de comportement du conducteur*

Le dernier élément qui doit être modélisé afin de résoudre le problème 3 est le comportement du conducteur, ou plus précisément de la consigne de puissance qu'il impose au système de stockage hybride. Cette consigne de puissance peut être aussi bien positive que négative. Sauf à se placer dans le cas d'un profil de mission connu, cette consigne de puissance ne peut pas être parfaitement connue à l'avance, puisqu'elle dépend des aléas de conduite que le véhicule peut rencontrer sur route ouverte. La modélisation temporelle de cette consigne de puissance doit donc être stochastique. De nombreux modèles statistiques sont alors envisageables. Dans le cadre de cette étude où l'accent n'est pas mis sur le modèle de comportement du conducteur, le choix se porte sur une structure de modèle simple et générique. Un modèle auto régressif d'ordre 1 est donc choisi. La probabilité de la puissance demandée à l'instant suivant en fonction de la valeur constatée à l'instant présent est alors :

$$\mathbb{P}\Big(P^*\big(t + \Delta T | P^*(t)\big)\Big) = \phi \cdot P^*(t) + \varepsilon(t) \quad (13)$$

avec ε un bruit gaussien d'écart type σ. Les paramètres $\phi = 0.81$ et $\sigma = 5\,\text{kW}$ de ce modèle sont estimés sur une série temporelle créée en concaténant les principaux cycles de conduite normalisés. La figure 2 représente la densité de probabilité de la puissance demandée à l'instant suivant $P^*(t + \Delta T)$ en fonction de la puissance actuellement demandée $P^*(t)$ selon ce modèle. Une amélioration particulièrement pertinente de la modélisation du conducteur consisterait à utiliser un modèle de type *Markov Switching Auto Regressive* [21]. La valeur des paramètres du modèle AR dépend alors d'une chaîne de Markov déterminant une succession d'états cachés. Ceci permettrait de traduire naturellement les variations entre une conduite urbaine et une conduite extra-urbaine.

3.4. *Vecteur d'état du système*

La résolution par programmation dynamique stochastique impose de définir le vecteur d'état du système. La stratégie optimale sera ensuite déterminée pour chaque point d'une discrétisation de ce vecteur d'état. A la lumière des différents modèles adoptés pour les éléments du véhicule, les variables indispensables devant apparaitre dans le vecteur d'état peuvent à présent être choisies.

l'état de charge de la batterie Lithium Ion SoC_{li} dont l'évolution est régie par

$$SoC_{li}(t + \Delta T) = SoC_{li}(t) - \frac{\Delta T}{E_{li}}\left(P_{li} \pm P_{li}^{loss}\right) \quad (14)$$

selon le signe de la puissance appelée. Par convention, les puissances positives correspondent à une décharge.

le dernier extremum de l'état de charge de la batterie lithium ion SoC_{li}^{prev} afin de définir une profondeur de décharge. Celui ci est mis à jour à chaque fois que la puissance appelée change de signe.

l'état de charge des supercondensateurs SoC_{sc} dont le comportement dynamique est similaire à celui de la batterie lithium ion :

$$SoC_{sc}(t+\Delta T) = SoC_{sc}(t) - \frac{\Delta T}{E_{sc}}\left(P_{sc} \pm P_{sc}^{loss}\right) \quad (15)$$

la précédente valeur de la puissance appelée par le conducteur afin d'estimer la probabilité des consignes à l'instant suivant $\mathbb{P}\left(P^*\left(t+\Delta T\right)|P^*\left(t\right)\right)$.

D'où $X = \left(SoC_{li}, SoC_{li}^{prev}, SoC_{sc}, P^*(t)\right)$.

4. RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

4.1. Comparaison par rapport à des stratégies classiques

Afin de comparer les performances obtenues par la stratégie de gestion optimale précédemment déterminée sur la base du même cas d'étude, deux autres stratégies couramment utilisées dans la littérature [10, 11] sont implémentées. Bien que n'étant pas des stratégies de contrôle optimales, leurs paramètres sont optimisés afin de parvenir à la meilleure performance possible pour chacune de ces stratégies.

Répartition constante entre les deux sources : la méthode de contrôle la plus simple consiste à répartir de manière constante la puissance appelée par le conducteur entre les deux composants. α est alors invariant dans le temps, excepté quand un des stockages est vide – typiquement les supercondensateurs. L'optimisation sur la base du cas d'application présenté ci après donne $\alpha^* = 0.52$.

Filtrage de la consigne : une seconde stratégie très couramment utilisée pour la gestion d'un stockage hybride est le filtrage de la puissance de consigne. Ceci suit l'intuition qu'un des composants de stockage doit être utilisé pour assurer les variations brutales de puissance, tandis que l'autre est utilisé de manière la plus régulière possible. Dans le cas de cette étude, un filtrage de type *Finite Impulse Response* d'ordre 20 est mis en place. La fréquence de coupure $f_c = 10\,\text{mHz}$ de ce filtre est optimisée sur la base des trajectoires utilisées dans ce cas d'étude.

4.2. Cas d'étude

Afin d'évaluer les performances de la stratégie optimale qui fait l'objet de cette étude, un cas d'application doit être construit. Ce cas d'application consiste en une trajectoire temporelle de la puissance imposée par le conducteur P^*. Plusieurs solutions sont ici utilisées et comparées bien que chacune présente des limitations intrinsèques.

L'utilisation de cycles normalisés permet de conserver un cas d'application parfaitement maitrisé *i.e.* répétable et sans composante aléatoire. De plus ces cycles sont largement connus dans la littérature et proposent une base simple pour la comparaison de différentes stratégies de contrôle [22]. En revanche leur représentativité des conditions réelles d'utilisation est sujette à caution. De surcroit leur caractère déterministe peut fausser l'évaluation des performances des stratégies elles aussi déterministes. En effet rechercher le meilleur coefficient de répartition ou le meilleur filtre sur la base d'une série toujours identique conduit à un résultat qui est le meilleur pour cette série, mais sans aucune garantie que le résultat soit robuste sur d'autres trajectoires. Ce phénomène peut être considéré comme un cas de sur-apprentissage.

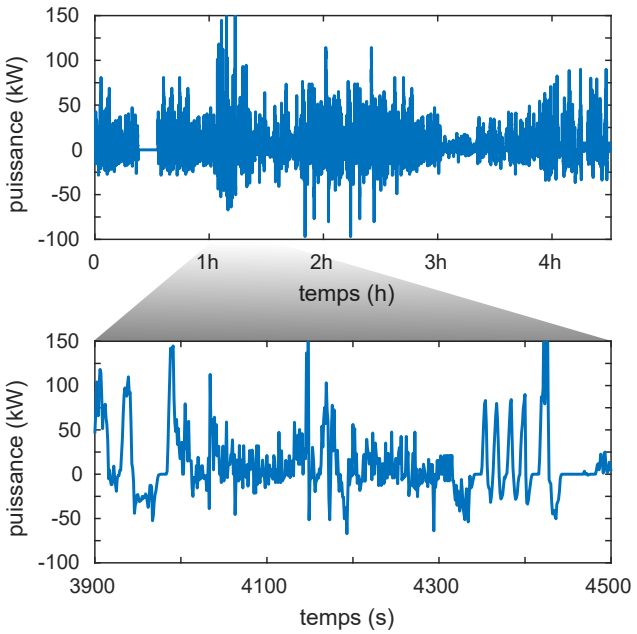


Fig. 3. Trajectoires du cas d'étude utilisé pour valider les performances de la stratégie optimale

Tableau 2. Valeurs numériques du cas d'application

M_{tot}	$P_{li}^{\sharp} = -P_{li}^{\flat}$	E_{li}	E_{sc}
2300 kg	90 kW	100 kWh	500 Wh
η_{elec}	η_{mec}	E_{li}^{emb}	E_{sc}^{emb}
0.3 $\text{Wh}/\text{Wh}_\text{p}$	0.6	200 Wh_p/Wh	1 kWh_p/Wh

La génération de trajectoires artificielles selon le modèle statistique est une alternative aux cycles normalisés qui permet de se prémunir contre le risque de sur-apprentissage. Néanmoins cette démarche est également subordonnée à la validité du modèle utilisé pour décrire le comportement d'un utilisateur. Si le modèle stochastique ne correspond qu'imparfaitement aux trajectoires de la puissance appelée, les mêmes défauts seront mécaniquement reproduits.

Ces deux alternatives présentent donc chacune des limites. Le cas d'étude considéré ici utilisera donc les deux alternatives en évaluant la stratégie de gestion optimale sur les deux types de trajectoires. L'attention du lecteur est attirée sur le fait que la stratégie optimale se base sur une modélisation stochastique. Les trajectoires du cas d'application ne sont utilisées que lors de l'évaluation des performances. La figure 3 représente des trajectoires issues de ce cas d'application. Le pas de temps utilisé est de 1 s. Les cycles normalisés représentant une vitesse du véhicule, ils sont convertis en une consigne de puissance pour le système de stockage en supposant connus les paramètres du véhicule.

Définition des fonctions objectif Au sein du cas d'application utilisé pour cette étude, il est nécessaire de définir des fonctions objectif pour pénaliser les pertes et le vieillissement des composants de stockage :

$$C_{loss} = f_{loss}\left(\sum_t P_{loss}\left(t\right)\right) \quad (16)$$

$$C_{age} = f_{age}(SoA) \quad (17)$$

Ces fonctions objectif doivent traduire l'énergie des pertes d'une part et l'endommagement d'autre part en une quantité comparable. En effet ces deux quantités ne sont *a priori* pas pondérables puisqu'elles ne sont pas de même nature. De surcroit certains modèles économiques envisagés pour les VE impliquent que ces deux préoccupations ne soient pas supportées par les mêmes acteurs. Un système de location de batterie suppose ainsi que le conducteur paie pour sa consommation alors que le constructeur reste propriétaire de la batterie et doit donc la remplacer en fin de vie. La pondération relative de ces deux fonctions objectif est donc une question qu'il ne nous appartient pas de trancher définitivement ici puisqu'elle doit être adaptée à chaque contexte. Dans un premier temps cette étude propose une quantification basée sur l'énergie primaire – $\mathrm{kWh_p}$. La dernière section de cette étude s'intéressera à l'influence de la pondération des termes. D'où

$$C_{loss} = \frac{\Delta T \cdot \sum_t \left(P^{sc}_{loss}(t) + P^{li}_{loss}(t)\right)}{\eta_{elec}} \quad (18)$$

$$C_{age} = E_{li} \cdot E^{emb}_{li} \cdot SoA_{li} + E_{sc} \cdot E^{emb}_{sc} \cdot SoA_{sc} \quad (19)$$

avec η_{elec} le rendement moyen de la production d'électricité selon le mix européen moyen – quantité d'énergie primaire nécessaire pour produite 1 kWh électrique – et E^{emb} l'énergie primaire nécessaire à la fabrication de 1 kWh du composant de stockage – énergie grise. De tels paramètres étant particulièrement délicates à estimer précisément, les valeurs utilisées ici doivent être considérées comme des propositions d'ordre de grandeur.

4.3. *Impact de la méthode de comptage des cycles*

Cette section revient sur la question de la méthode de comptage des cycles utilisée. Les sollicitations irrégulières d'une batterie peuvent comporter des microcycles. Dans le cas d'un VE, il peut d'agir de brefs moments de recharge provoqués par la récupération au freinage, imbriqués au sein d'un cycle global de décharge. Ces cycles mineurs ne sont pas détectés lorsque les cycles sont identifiés à l'aide d'une simple détection d'extrema. L'algorithme *Rainflow* [20] s'est imposé pour permettre de détecter convenablement les microcycles. Pour s'exécuter, celui ci nécessite cependant de disposer de l'historique des variations de l'état de charge dans le passé. Ainsi que mentionné précédemment, cet historique n'est pas accessible lors de l'optimisation de la stratégie optimale puisque celle ci est calculée hors ligne avant l'exercice réel. Ceci implique une erreur significative quand à l'estimation du vieillissement en cyclage. Cependant cette erreur peut être considérablement réduite dans le cas de la mobilité électrique. En effet le cycle majeur est toujours connu puisqu'il débute à l'état de charge initial de la batterie. Ajouter ce cycle majeur à l'estimation de l'endommagement en cyclage permet d'obtenir une approximation de l'endommagement réel au cours de ce cas d'application – erreur relative inférieure à 5% par rapport à une évaluation par *Rainflow*. Cette correction est systématiquement utilisée dans la suite de cette étude.

4.4. *Résultats de la stratégie optimale*

Le résultat de la résolution de l'équation 5 de Bellman pour le cas d'application donne une stratégie optimale décrivant la décision à prendre pour chaque point d'une grille discrétisant l'espace d'état. La stratégie obtenue est donc ici en quatre dimensions et contient la répartition entre les deux composants de stockage à adopter. La figure 4 représente des coupes de cette stratégie optimale selon différents plans.

La partie gauche de cette figure représente la stratégie optimale dans le plan SoC_{li}, SoC_{sc}, à $SoC_{prev} = 1$ et $P^* = 50\,\mathrm{kW}$ fixés. Les zones claires correspondent à α proche de 1, *i.e.* toute la puissance demandée par le conducteur est fournie par la batterie lithium ion conformément à l'équation 1. Ces situations correspondent à deux cas.

- Les supercondensateurs sont trop peu chargés pour honorer la demande – en bas de la figure.
- la batterie est très chargée, elle peut donc fournir la demande tout en limitant son endommagement car on se place à $SoC_{prev} = 1$.

Dans les autres configurations, α est proche de 0 et les supercondensateurs assument donc la demande.

La partie centrale de la figure se place dans le plan SoC_{li}, P^*, à $SoC_{prev} = 1$ et $SoC_{sc} = 0.5$ fixés. Cette coupe permet de mettre en évidence deux zones de fonctionnement particulières.

- Lorsque le véhicule décélère et que donc la puissance $P^* < 0$ est négative, elle est très largement renvoyée vers la batterie, sauf quand celle ci est très chargée.
- Lorsque la puissance demandée est positive – partie haute de la figure – ce sont les supercondensateurs qui sont sollicité – à $SoC_{sc} = 0.5$ – sauf dans le coin supérieur droit où la puissance demandée est à la fois maximale et que la batterie lithium ion est très chargée.

Enfin la partie droite de la figure se place dans le plan SoC_{sc}, P^*, à $SoC_{prev} = 1$ et $SoC_{li} = 0.5$ fixés. Lors des phases de décélération – le stockage doit alors se décharger – la puissance est répartie entre les deux composants. Les supercondensateurs fournissent la puissance appelée lorsque celle ci relativement faible. La batterie n'est sollicitée que pour les plus fortes accélérations. Ces zones de fonctionnement sont bien entendues modulées lorsque l'on se place à d'autres valeurs de SoC_{li}.

Lors de l'utilisation en temps réel, cette stratégie est interpolée en fonction de la configuration rencontrée par le vecteur d'état. Ces trajectoires temporelles sont représentées figure 5 dans la cas où la puissance de consigne est décrite à l'aide d'une concaténation des cycles de conduite standard. Les puissances fournies par les supercondensateurs et par la batterie sont représentées sur le premier panneau, ainsi que les états de charge correspondants. L'état initial est supposé être à $SoC_{li} = 1$ et $SoC_{sc} = 0.5$. Afin de minimiser le vieillissement des supercondensateurs, ceux ci sont maintenus autant que possible dans un faible état de charge. La collaboration entre les deux unités de stockage intervient pleinement quand les supercondensateurs oscillent entre 0 et 20% de leur état de charge.

La comparaison entre la stratégie de gestion optimale et les deux autres méthodes de contrôle décrites précédemment donne les résultats résumés dans le tableau 3. Les couts représentés sont en kWh primaires par kilomètre parcouru $\mathrm{kWh_p}/km$. Ce critère a été choisi dans cette étude afin de comparer les quantités *a priori* peu commensurables que sont les pertes et le vieillissement du stockage. L'énergie dissipée dans les pertes et dans l'endommagement du stockage est donc de $5.0\,\mathrm{Wh_p/km}$ dans le cas de la stratégie de gestion optimale.

Dans un second temps, la stratégie optimale est comparée aux stratégies standards le long de profils générés aléatoirement. En effet une modélisation du comportement du conducteur doit être utilisée pour anticiper sur les décisions futures ainsi que présenté section 3.3. De manière générale, l'adéquation entre ce modèle et le comportement réel ne peut pas être parfaite. Cette limite est *a fortiori* d'autant plus forte lors de l'utilisation d'un modèle aussi rudimentaire qu'un autorégressif d'ordre 1, ici motivé par le positionnement méthodologique. Afin de s'assurer du potentiel réel de la méthode de gestion optimale, elle est tes-

Tableau 3. Comparaison des couts totaux obtenus par les différentes stratégies de gestion, exprimés en énergie primaire normalisé par la distance parcourue et par l'énergie fournie par le stockage hybride.

cycles standards	α constant $\alpha = 0.53$	filtrage 10 mHz	SDP
$\mathrm{Wh_p/km}$	5.8	5.4	5.0
profils aléatoires	α constant $\alpha = 0.53$	filtrage 10 mHz	SDP
$\mathrm{Wh_p/km}$	5.8	5.4	4.6

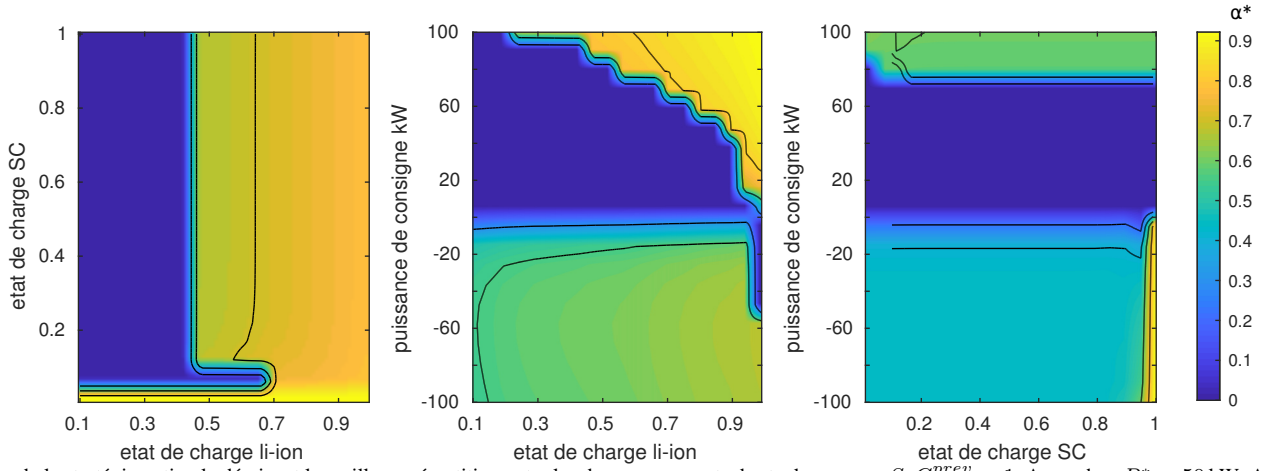


Fig. 4. Coupes de la stratégie optimale décrivant la meilleure répartition entre les deux composants de stockage, pour $SoC_{li}^{prev} = 1$. A gauche : $P^* = 50$ kW. Au centre : $SoC_{sc} = 0.5$. A droite : $SoC_{li} = 0.5$

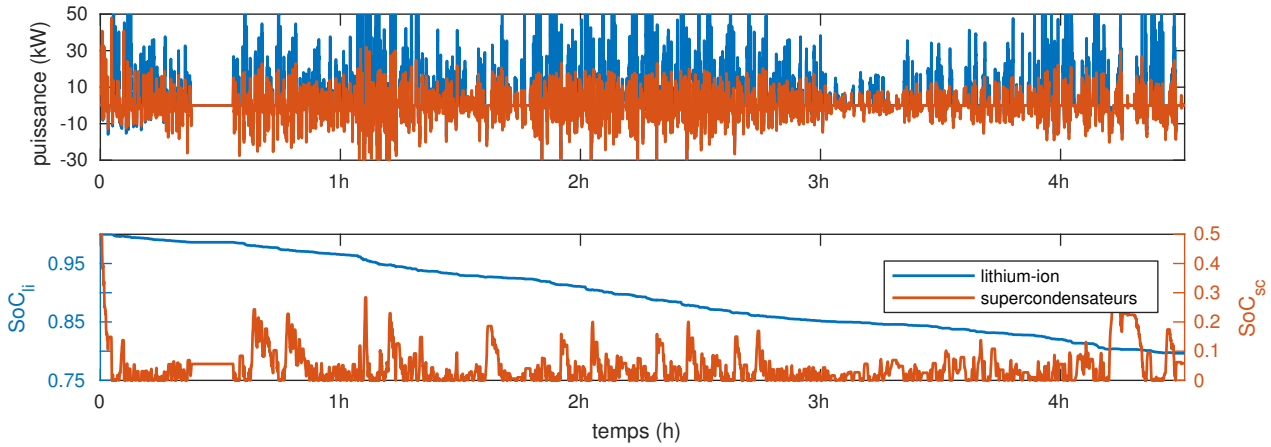


Fig. 5. En haut : trajectoires temporelles de la puissance fournie par les supercondensateurs – en bleu – et par la batterie lithium ion – en rouge – le long des différents cycles de conduite standards. En bas : SoC correspondants.

tée sur des profils de puissance de consigne générés aléatoirement suivant le modèle autorégressif utilisé. Une amélioration significative de la performance est alors constatés, ce qui renforce l'intérêt de développer des modèles statistiques fidèles aux comportements des conducteurs. Une première piste d'amélioration consisterait à augmenter l'ordre du modèle autoregressif utilisé. Cependant ceci impliquerait de garder en mémoire les valeurs précédentes de la consigne de puissance imposée par le conducteur. La dimension du vecteur d'état en serait donc augmentée jusqu'à se heurter à la *malédiction de la dimension* intrinsèque à la programmation dynamique : l'énumération de toutes les configurations du vecteur d'état augmente exponentiellement avec sa dimension. Une autre piste d'amélioration serait donc l'introduction d'une chaine de Markov cachée sousjacente traduisant le type de conduite – urbaine, autoroute, *etc*. Le modèle probabiliste du conducteur pourrait alors capturer une grande diversité de comportement à l'aide d'une seule variable supplémentaire.

4.5. Pondération des fonctions objectif

L'objectif de cette section est d'éclairer la pondération entre les deux fonctions objectifs *a priori* non commensurables que sont les pertes et l'endommagement de la batterie hybride. Tout au long de l'étude précédente, ces deux critères ont été comparés sur la base d'un critère d'énergie primaire, qui permettait de justifier le choix d'une pondération entre ces deux termes. Cette pondération ne peut cependant pas être considérée comme absolue puisque – ainsi que mentionné auparavant – elle ne traduit pas le fait que les deux fonctions objectif n'impactent pas obligatoirement les mêmes personnes.

Afin d'étudier les conséquences de la pondération choisie, on adopte au cours de cette section une approche multiobjectif afin de déterminer l'allure du front de Pareto entre les critères de minimisation du cout des pertes et de minimisation du cout du vieillissement. Le critère qui est alors minimisé au sein de l'équation de Bellman 5 est le suivant :

$$a \cdot C_{loss} + (1 - a) \cdot C_{age} \tag{20}$$

tels que définis équation 18. La résolution précédente est alors répétée pour différentes valeurs de $a \in [0; 1]$. La figure 6 représente le front de Pareto obtenu. La pondération basée sur l'énergie primaire – qui a été adoptée précédemment dans cette étude – est rappelée par un point rouge. Lorsque a tend vers 1, seul le cout lié aux pertes est présent dans l'optimisation. Ceci correspond au cas généralement traité dans la littérature. On peut remarquer que les variations selon ces deux objectifs ne sont pas de très forte amplitude. En effet les deux critères de minimisation des pertes et de minimisation de l'endommagement ne sont pas intrinsèquement contradictoires. Ces deux critères se rejoignent par exemple pour minimiser l'échauffement. De plus dans un contexte automobile, il est nécessaire d'honorer la demande de puissance du conducteur. La marge de liberté laissée à la gestion pour limiter le vieillissement est donc limitée.

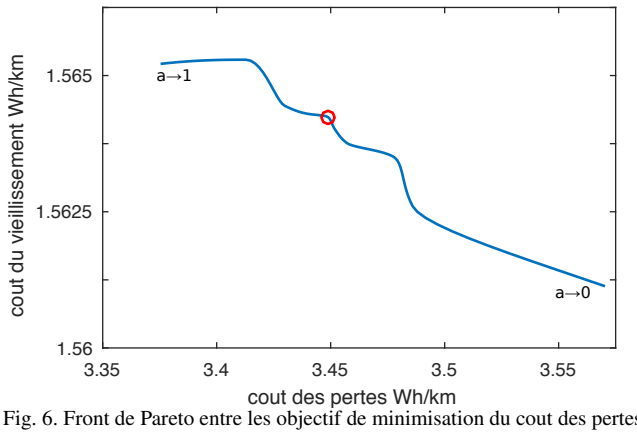


Fig. 6. Front de Pareto entre les objectif de minimisation du cout des pertes et de minimisation du cout du vieillissement. En rouge : la pondération de référence utilisée auparavant.

5. CONCLUSION

Au cours de cette étude, le problème de la gestion optimale d'une batterie hybride a été considéré dans le cas d'un véhicule électrique embarquant des supercondensateurs et une batterie lithium ion. Au sein de ce problème, un terme permettant de minimiser l'endommagement des composants de stockage a été pris en compte en plus de la minimisation des pertes.

La répartition de la consigne de puissance du conducteur entre les deux composants de stockage fut résolue par programmation dynamique stochastique. Cet algorithme permet de déterminer une stratégie optimale décrivant la meilleure solution pour toute configuration du vecteur d'état du système. Il s'est ici basé sur une modélisation du véhicule. La consigne de puissance venue du conducteur a tout d'abord été modélisée par un processus autorégressif. Les pertes et le vieillissement calendaire au sein des supercondensateurs ont également été modélisés. Enfin la dernière partie de la modélisation pris en charge le vieillissement calendaire et en cyclage au sein de la batterie lithium ion.

La stratégie optimale de répartition de la consigne de puissance a été mise en œuvre sur un cas d'application utilisant des cycles de conduite standards et des profils aléatoires générés par le modèle autorégressif traduisant le conducteur. Une comparaison avec les principales autres méthodes de gestion utilisées pour ce problème a été effectuée. Les performances de la stratégie optimale sont supérieures à celles obtenues avec les autres stratégies de gestion. Cependant on peut remarquer la très grande influence de l'adéquation entre l'évolution de la consigne de puissance venue du conducteur et sa modélisation utilisée au sein de la stratégie optimale. Enfin les résultats ont été mis en perspective en vérifiant l'importance de la pondération de ces deux critères, via une approche multiobjectif.

Cette étude de la gestion optimale d'une batterie hybride prenant en compte le vieillissement peut à présent être couplée à une étude de dimensionnement afin de réaliser une co-optimisation du dimensionnement et de la gestion, ces deux problèmes étant par nature imbriqués. L'utilisation d'une modélisation plus fine du comportement du conducteur serait alors une amélioration précieuse, par exemple par l'utilisation d'un modèle *Markov Switching AutoRegressive* qui introduit des états cachés traduisant le type de conduite.

6. RÉFÉRENCES

[1] P A Nelson, K G Gallagher, I D Bloom, and D W Dees. Modeling the performance and cost of lithium-ion batteries for electric-drive vehicles. Technical report, Argonne National Laboratory (ANL), 2012.

[2] A Lahyani, A Sari, I Lahbib, and P Venet. Optimal hybridization and amortized cost study of battery/supercapacitors system under pulsed loads. *Journal of Energy Storage*, 6 :222–231, 2016.

[3] Dario Cericola and Rüdiger Kötz. Hybridization of rechargeable batteries and electrochemical capacitors : Principles and limits. *Electrochimica Acta*, 72 :1–17, 2012.

[4] J Nájera, P Moreno-Torres, M Lafoz, R M de Castro, and J R Arribas. Approach to hybrid energy storage systems dimensioning for urban electric buses regarding efficiency and battery aging. *Energies*, 10(11) :1708, 2017.

[5] R Le Goff Latimier, B Multon, H Ben Ahmed, and M Acquitter. Co-optimisation de l'engagement de production et de la capacite de stockage associeea une ferme photovoltaique, prenant en compte le vieillissement de la batterie. In *Symposium de Génie Electrique SGE2014*. ENS Cachan France, 2014.

[6] R Wegmann, V Döge, J Becker, and D U Sauer. Optimized operation of hybrid battery systems for electric vehicles using deterministic and stochastic dynamic programming. *Journal of Energy Storage*, 14 :22–38, 2017.

[7] Wenhua H Zhu and Bruce J Tatarchuk. Characterization of asymmetric ultracapacitors as hybrid pulse power devices for efficient energy storage and power delivery applications. *Applied Energy*, 169 :460–468, 2016.

[8] Andrew Burke. Ultracapacitors : why, how, and where is the technology. *Journal of power sources*, 91(1) :37–50, 2000.

[9] J Vetter, P Novák, MR Wagner, C Veit, K-C Möller, JO Besenhard, M Winter, M Wohlfahrt-Mehrens, C Vogler, and A Hammouche. Ageing mechanisms in lithium-ion batteries. *Journal of power sources*, 147(1-2) : 269–281, 2005.

[10] Ali Castaings, Walter Lhomme, Rochdi Trigui, and Alain Bouscayrol. Comparison of energy management strategies of a battery/supercapacitors system for electric vehicle under real-time constraints. *Applied Energy*, 163 :190–200, 2016.

[11] Kursad Gokce and Ayhan Ozdemir. A rule based power split strategy for battery/ultracapacitor energy storage systems in hybrid electric vehicles. *International Journal of Electrochemical Science*, 11 :1228–1246, 2016.

[12] Tom Fletcher, Rob Thring, and Martin Watkinson. An energy management strategy to concurrently optimise fuel consumption & pem fuel cell lifetime in a hybrid vehicle. *International Journal of Hydrogen Energy*, 41(46) :21503–21515, 2016.

[13] C Romaus, K Gathmann, and J Böcker. Optimal energy management for a hybrid energy storage system for electric vehicles based on stochastic dynamic programming. In *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), 2010 IEEE*, pages 1–6. IEEE, 2010.

[14] D Bertsekas. *Dynamic programming and optimal control*, volume 1. Athena scientific Belmont, MA, 1995.

[15] Richard Bellman. *Dynamic programming*. Courier Corporation, 2013.

[16] T Kovaltchouk, B Multon, H Ben Ahmed, J Aubry, and P Venet. Enhanced aging model for supercapacitors taking into account power cycling : Application to the sizing of an energy storage system in a direct wave energy converter. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 51(3) :2405–2414, 2015.

[17] M Lippert, C Jeuffrain, S Lascaud, and P Rioual. Making the sun reliable with li-ion energy storage : solar pv energy management for large pv power plants on isolated islands. In *Proceedings of the 25th European Photovoltaic Solar Energy Conference, Valenaia, Spain*, 2010.

[18] M Broussely, P Biensan, F Bonhomme, P Blanchard, S Herreyre, K Nechev, and RJ Staniewicz. Main aging mechanisms in li ion batteries. *Journal of power sources*, 146(1) :90–96, 2005.

[19] Pierre Haessig. *Dimensionnement & gestion d'un stockage d'énergie pour l'atténuation des incertitudes de production éolienne*. PhD thesis, 2014.

[20] Igor Rychlik. A new definition of the rainflow cycle counting method. *International journal of fatigue*, 9(2) :119–121, 1987.

[21] James D Hamilton. A new approach to the economic analysis of nonstationary time series and the business cycle. *Econometrica : Journal of the Econometric Society*, pages 357–384, 1989.

[22] M André, R Joumard, R Vidon, P Tassel, and P Perret. Real-world european driving cycles, for measuring pollutant emissions from high-and low-powered cars. *Atmospheric Environment*, 40(31) :5944–5953, 2006.