

Optimisation et Diagnostic des Batteries Lithium Fer Phosphate (LFP) : Modélisation Électro-Thermique Simplifiée, Analyse des Limites et Perspectives d'Amélioration

Lakhdar MAMOURI¹, Kayssar MIKHAEL¹⁻², Thomas PAVOT¹, Nagham EL GHOSSEIN², Tedjani MESBAHI¹

¹ Université de Strasbourg, Institut National des Sciences Appliquées (INSA Strasbourg),

CNRS, ICube Laboratory UMR 7357, Strasbourg, 67000, France

² Department of Electrical & Computer Eng., Lebanese American University.

Résumé : Cet article présente une méthode d'identification d'un modèle électrothermique compact destiné aux cellules Lithium Fer Phosphate (LFP) utilisées dans les systèmes de traction électrique. Le modèle proposé est structuré en deux blocs couplés : un modèle électrique de type R-3RC, dérivé de la structure de Thévenin, pour l'estimation de la tension, et un modèle thermique à deux constantes de temps pour la prédiction de la température de la cellule. La tension en circuit ouvert (OCV) est formulée comme une fonction non linéaire du *SoC*, tandis que les résistances équivalentes sont explicitement dépendantes de la température, afin de mieux capturer les dynamiques thermo-électriques. Les paramètres du modèle sont identifiés à l'aide d'un algorithme génétique (GA) pour la partie électrique, et via la Toolbox d'optimisation de MATLAB pour la partie thermique, en utilisant des données expérimentales issues de cycles HPPC (Hybrid Pulse Power Characterization) multi C-rates. La validation expérimentale met en évidence une bonne précision, avec une erreur moyenne inférieure à 4% pour la tension et de 1.46°C pour la température, réalisée sur un profil de conduite E-Bus Parisien. Cette modélisation offre une solution adaptée à l'implémentation embarquée dans les systèmes de gestion de batterie (BMS), avec des perspectives d'intégration dans des stratégies avancées de diagnostic et de pronostic.

Mots-clés – Batteries lithium-fer-phosphate (LFP), Modélisation électro-thermique des batteries LFP, Identification paramétrique, Optimisation par algorithme génétique, Diagnostic et pronostic BMS, Modèle thermique à double capacité

1. INTRODUCTION

Les batteries lithium-ion, en particulier les cellules Lithium Fer Phosphate ($LiFePO_4$ ou LFP), occupent une place centrale dans les applications de mobilité électrique et de stockage stationnaire, en raison de leur densité énergétique spécifique comprise entre 90 et 160 Wh/kg, de leur longue durée de vie pouvant dépasser 3000 cycles de charge/décharge, ainsi que de leur rendement énergétique élevé, généralement supérieur à 90% [1]. Dans les véhicules électriques, elles constituent le cœur du système énergétique, et leur gestion optimale conditionne les performances, la sécurité et la durée de vie du véhicule. Pour ce faire, les systèmes de gestion de batterie (BMS) reposent sur des modèles embarqués permettant d'estimer des grandeurs non mesurables en temps réel, telles que l'état de charge (*SoC*), l'état de santé (*SoH*), la température interne ou encore la résistance équivalente de la cellule [2, 3]. Ces estimations sont indispensables pour assurer un contrôle sécurisé, optimiser l'exploitation de l'énergie embarquée, et anticiper les défaillances via des mécanismes de diagnostic et de pronostic [4, 5].

Les modèles physiques de batterie présents dans la littérature peuvent être classés en deux grandes familles. D'un côté, les modèles électrochimiques s'appuient sur la résolution des équations de transport ionique, de diffusion dans les électrodes et de

transfert thermique [6, 7], offrant une représentation fidèle du fonctionnement interne de la cellule. Toutefois, leur forte complexité mathématique, leur coût computationnel élevé et la difficulté d'identification des nombreux paramètres limitent leur application à des environnements de simulation hors ligne ou à des bancs d'essai [18]. De l'autre côté, les modèles à circuit équivalent (ECM), notamment les structures de type Thévenin (OCV + R + nRC) [14], constituent une alternative compacte, plus adaptée aux contraintes des systèmes embarqués. Ces modèles permettent de capturer les principales dynamiques électriques de la cellule tout en conservant une structure paramétrable, compatible avec les calculs en temps réel.

Néanmoins, dans la majorité des travaux qui utilisent des ECM, la dimension thermique est souvent négligée ou traitée indépendamment du modèle électrique. Ce découplage constitue une limitation importante, car les propriétés électriques d'une cellule (résistances, capacités, OCV) sont fortement influencées par la température [9], en particulier sous des profils de sollicitation dynamique, comme ceux rencontrés en milieu urbain. Une modélisation incomplète des effets thermiques peut ainsi conduire à des erreurs significatives dans l'estimation de la tension, ou à une sous-estimation des phénomènes de vieillissement accéléré [8]. Par ailleurs, la majorité des études se basent sur des profils standardisés (e.g. charge/décharge à courant constant), qui ne reflètent pas fidèlement les conditions réelles d'utilisation.

Dans ce contexte, le présent travail propose un modèle électrothermique pour une cellule LFP, combinant à la fois les dynamiques électriques et thermiques au sein d'une structure compacte de type Thévenin. Le modèle électrique repose sur une architecture R-3RC (Résistance série + 3 branches RC parallèles), dans laquelle les résistances sont explicitement rendues dépendantes de la température. Ce couplage permet une co-estimation simultanée de la tension et de la température interne de la cellule. Le modèle thermique associé est fondé sur un réseau RC à deux constantes de temps [15], ce qui permet de mieux capturer les dynamiques lentes et rapides des échanges thermiques dans la cellule.

Par ailleurs, la tension OCV est modélisée à l'aide d'une fonction non linéaire spécifiquement adaptée aux caractéristiques des cellules LFP, afin de mieux capturer les variations de tension observées aux différentes phases de charge. Contrairement aux approches classiques utilisant des interpolations ou des fonctions polynomiales standards, cette formulation permet une meilleure représentation des plateaux caractéristiques de la chimie LFP, notamment dans les zones de transition du *SoC*. L'ensemble des paramètres du modèle incluant les résistances série et dynamiques, les constantes de temps associées, les coefficients du modèle thermique ainsi que les points de la courbe

OCV est identifié de manière conjointe à l'aide d'un algorithme génétique (GA) implémenté sous MATLAB. Ce processus d'optimisation globale permet de considérer explicitement les interdépendances entre les phénomènes électriques et thermiques, et d'améliorer à la fois la convergence et la stabilité du modèle. La phase de validation repose sur un ensemble de données expérimentales comprenant des séquences HPPC (Hybrid Pulse Power Characterization) réalisées à plusieurs C-rates, ainsi qu'un profil de courant dynamique issu d'un cycle réel de bus urbain mesuré dans la ville de Paris. Ce protocole expérimental permet de tester le modèle dans des conditions proches de l'usage réel, en particulier lors de phases de sollicitation transitoire à fort gradient de courant et de température.

Cet article commence par la présentation du modèle électrothermique développé pour la batterie LMFP. Les sous-modèles thermique et électrique y sont décrits en détail, chacun accompagné de sa méthode d'identification des paramètres. Dans un second temps, le modèle est mis à l'épreuve sur banc de test afin d'évaluer sa validité expérimentale. Enfin, les résultats obtenus sont exposés et discutés de manière approfondie.

2. MODÈLE ÉLECTRO-THERMIQUE PROPOSÉ

Le modèle électrothermique proposé est illustré en Fig. (1). Il est structuré en deux blocs distincts. Le premier bloc thermique permet de prédire l'évolution de la température de la cellule à partir du courant d'entrée et de la température ambiante. Le second bloc, électrique, repose sur un modèle équivalent de Thévenin pour estimer la tension aux bornes de la cellule. Cette tension dépend à la fois du *SoC* et de la température estimée par le bloc thermique. Chaque bloc repose sur un réseau de composants équivalents (résistances, capacités, source OCV, etc.), dont les paramètres ont été identifiés à partir de données expérimentales, en utilisant les outils d'optimisation disponibles sous MATLAB. L'approche d'identification est détaillée dans la section suivante. Une fois l'identification achevée, les modèles peuvent être implémentés de manière autonome dans un BMS, sans recours à de nouvelles procédures d'ajustement.

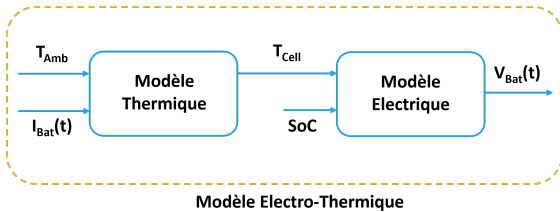


FIG. 1. Architecture du modèle électrothermique couplé pour la prédiction conjointe de la température et de la tension d'une cellule LFP.

Il convient néanmoins de souligner que la précision du modèle dépend étroitement des profils de données (courant, tensions, température, etc.) utilisés pour l'identification des paramètres. En particulier, la richesse dynamique des cycles de test influence significativement la qualité de l'estimation. L'emploi de cycles présentant de fortes variations de courant, tels que les protocoles HPPC à multiples C-rates, ou profils de conduite réels agressifs, permet de solliciter les différentes constantes de temps du système, et donc de capturer un spectre plus large de dynamiques thermiques et électriques. Cette diversité contribue à une meilleure identification des paramètres.

2.1. Modèle Thermique de la batterie

La Fig. (2) présente le circuit équivalent thermique pour estimer l'évolution de la température de la cellule. Le modèle repose sur une structure à deux nœuds thermiques : la température interne de la cellule, notée T_1 , où la chaleur est générée, et la température de surface T_2 , représentant l'enveloppe externe ou le dissipateur thermique en contact avec l'environnement [15]. La source de chaleur est modélisée à partir des pertes par effet

Joule, supposées comme dominantes afin de simplifier la modélisation thermique. La puissance thermique instantanée injectée dans le système est alors exprimée par :

$$P_{Loss}(t) = I_{Bat}(t)^2 \cdot R_{int}(t) \quad (1)$$

où $I_{Bat}(t)$ est le courant instantané, et $R_{int}(t)$ la résistance interne de la cellule, modélisée comme fonction de la température et du courant :

$$R_{int}(t) = R_0 (1 + \gamma \cdot (T_1(t) - T_{amb}(t))) + \alpha \cdot I_{Bat}(t) \quad (2)$$

où R_0 est la résistance interne initiale, γ un coefficient de dépendance thermique, et α un correctif dépendant du courant. Cette forme empirique cherche à intégrer à la fois l'effet du réchauffement sur la conductivité interne de la cellule, et des effets non linéaires liés à la vitesse de réaction électrochimique ou à la résistance de contact. La chaleur générée au nœud T_1 est transférée vers T_2 à travers une résistance thermique R_{T1} , tandis qu'une capacité thermique C_{T1} reliée à ce même nœud modélise l'inertie thermique du cœur de la cellule. Le nœud T_2 , à son tour, échange de la chaleur avec l'environnement via une seconde résistance R_{T2} , et une capacité thermique C_{T2} y est associée pour représenter l'accumulation thermique au niveau de la surface [17].

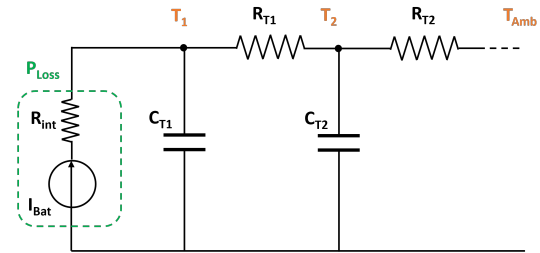


FIG. 2. Modèle équivalent thermique de la batterie LFP.

Ainsi, les équations dynamiques du système sont :

$$\begin{cases} \frac{dT_1}{dt} = \frac{P_{Loss}(t) - \frac{T_1(t) - T_2(t)}{R_{T1}}}{C_{T1}} \\ \frac{dT_2}{dt} = \frac{\frac{T_1(t) - T_2(t)}{R_{T1}} - \frac{T_2(t) - T_{Amb}(t)}{R_{T2}}}{C_{T2}} \end{cases} \quad (3)$$

Ce modèle présente plusieurs avantages, notamment il est structuellement simple, peu coûteux en calcul, et suffisant pour reproduire les grandes tendances de l'évolution thermique de la cellule sous des cycles de courant modérés à dynamiques. Il permet de distinguer clairement les effets d'inertie thermique de la cellule.

2.2. Identification des paramètres du modèle thermique

L'identification des paramètres du modèle thermique repose sur l'exploitation de données expérimentales acquises lors de protocoles HPPC multi C-rates présenté en Fig. (3), conçus pour exciter les différentes dynamiques thermiques de la cellule. Le cycle appliqué consiste à décharger la batterie à courant constant par palier de 5% du SoC, suivie de deux perturbations successives : une impulsion de décharge de 10s à un courant égal à $2x$ C, puis une impulsion de charge de même durée à $2C$. Chaque séquence est entrecoupée de phases de repos thermique de 10s.

Ce protocole est répété jusqu'à décharger complètement la batterie, avant d'être reproduit à un C-rate supérieur après une pause de 10 minutes, avec une variation incrémentale de x de $6C$ à $10C$ par pas de $1C$. Ces sollicitations permettent de couvrir un large spectre d'intensités de pertes thermiques, tout en assurant une excitation suffisante des constantes de temps du système

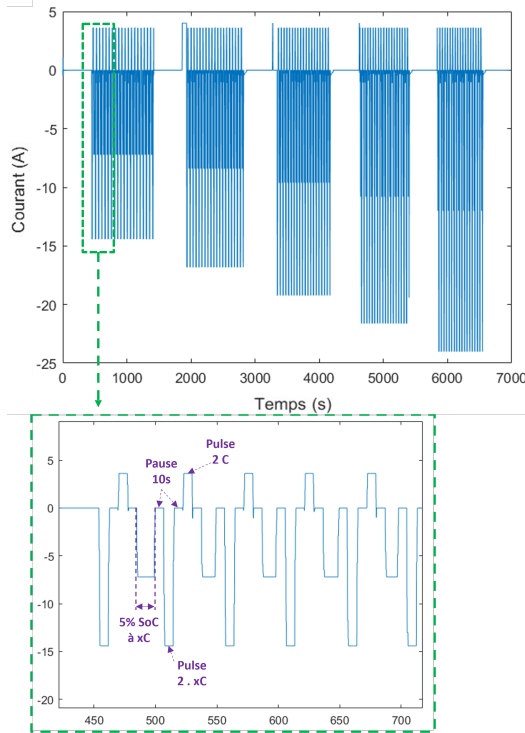


FIG. 3. Cycle pulsé HPPC avec une vue rapprochée sur une section.

thermique. Les températures de surface mesurées, corrélées aux courants imposés et aux conditions ambiantes, sont ensuite utilisées pour ajuster les paramètres du modèle dynamique à deux capacités thermiques (Éq. 9). L'optimisation repose sur la minimisation de l'erreur absolue cumulée entre la température modélisée et celle mesurée au cours du temps, selon la fonction objectif suivante :

$$Erreur = \sum_{k=1}^N |T_{Model}(t_k) - T_{mes}(t_k)| \quad (4)$$

Les paramètres du modèles sont présentés dans le tableau 1.

TABLEAU 1. Paramètres optimisés du modèle thermique

Param.	Valeur
R_{int}	0.1576 Ω
C_{T_1}	100.00 J/K
R_{T_1}	2.90 K/W
γ	0.01349 1/ $^{\circ}$ C
α	0.00512 Ω/A
C_{T_2}	1999.70 J/K
R_{T_2}	0.10 K/W

La Fig. (4) présente la comparaison entre la température mesurée sur la cellule lors du protocole HPPC multi C-rates et la température estimée par le modèle thermique, paramétré à l'aide des valeurs optimisées récapitulées dans le tableau 1. Le modèle reproduit de manière satisfaisante l'évolution temporelle de la température, avec une erreur moyenne absolue de 2.35 $^{\circ}$ C sur l'ensemble du profil. Les écarts les plus marqués apparaissent principalement lors des phases de faible sollicitation (C-rate autour de 6C), où la dissipation thermique est plus modérée. Cette déviation peut être attribuée à la structure simplifiée du modèle thermique, fondée sur deux masses thermiques couplées, qui ne permet pas de capturer avec précision les effets à faible gradient thermique et l'hétérogénéité interne de la cellule. Néanmoins, cet écart reste acceptable dans un contexte embarqué, car les

faibles C-rates sont généralement moins critiques en termes de sécurité. En effet, les régimes à forts C-rates, qui induisent une élévation rapide de la température et présentent un risque accru d'emballement thermique, sont ceux pour lesquels une prédiction fiable est la plus essentielle. Or, c'est précisément dans ces régimes que le modèle conserve une bonne précision.

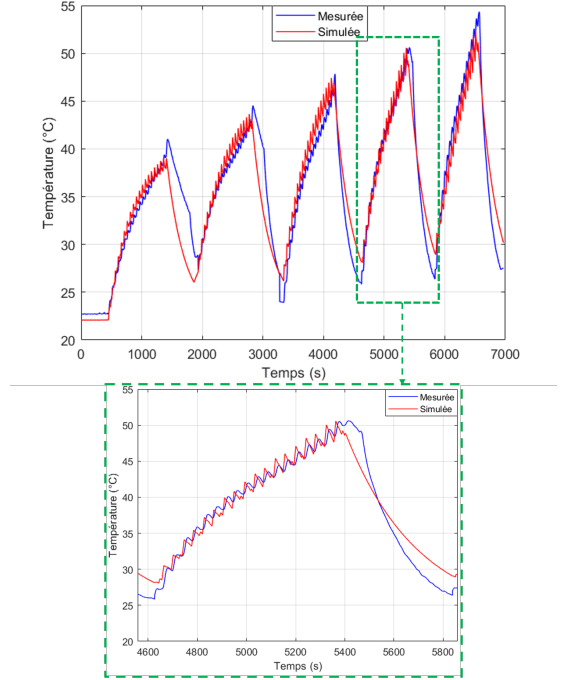


FIG. 4. Comparaison entre la température simulée et la température mesurée de la cellule.

2.3. Modèle électrique

La Fig. (5) illustre un modèle de circuit simplifié de la batterie, basé sur l'équivalent de Thévenin. Il est constitué d'une source de tension à vide $OCV(SoC)$, d'une résistance série R_0 , et de trois branches RC parallèles notées (R_{th1}, C_{th1}) , (R_{th2}, C_{th2}) et (R_{th3}, C_{th3}) , destinées à modéliser les dynamiques électrochimiques. Le modèle prend également en compte une capacité globale C , corrélée à l'état de charge. L'ensemble des éléments dépend explicitement de l'état de charge (SoC) et de la température T , relativement à une température de référence T_{ref} , afin de capter les effets thermiques sur le comportement dynamique de la cellule.

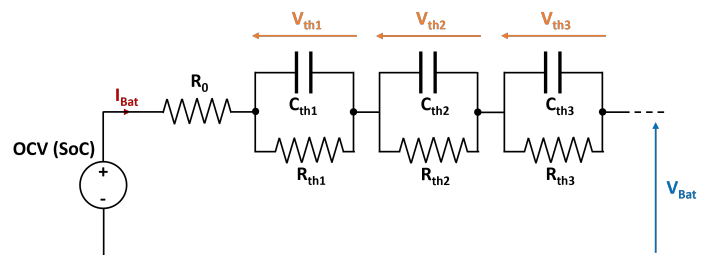


FIG. 5. Circuit RC du modèle équivalent Thévenin de la batterie LFP.

La tension de sortie du modèle, notée V_{Bat} , est exprimée selon :

$$V_{Bat}(SoC, T) = OCV(SoC) - I_{Bat} R_0(SoC, T) - \frac{I_{Bat}}{C(SoC)} - \sum_{i=1}^3 \frac{I_{Bat} R_{thi}(SoC, T)}{C_{thi}(SoC)} \quad (5)$$

La fonction $OCV(SoC)$ est modélisée par une expression non linéaire adaptée à la chimie LFP, combinant des termes polynomiaux, exponentiels et trigonométriques pour capturer les différentes dynamiques de la charge :

$$OCV(SoC) = a_0 + a_1 \cdot SoC + a_2 \cdot (1 - e^{-a_3 \cdot SoC}) + a_4 \cdot (1 - e^{-a_5/(1-SoC)}) + a_6 \cdot (1 - e^{-a_7/(1-SoC)}) + a_8 \cdot (1 - e^{-a_9/(1-SoC)}) + a_{10} \cdot (1 - \cos(-a_{10}/(1-SoC))) \quad (6)$$

La résistance série équivalente R_0 varie selon :

$$R_0(SoC, T) = r_0 \cdot e^{(r_1 SoC)} \cdot \sin(r_2 (T - T_{ref})) \quad (7)$$

La capacité globale C dépend linéairement du SoC , selon :

$$C(SoC) = c_0 + c_1 \cdot SoC \quad (8)$$

où r_0 et c_0 fixent les valeurs nominales (de référence) des éléments, et r_1 , r_2 et c_1 traduisent des phénomènes électrochimiques dépendant de la concentration en ions dans les électrodes, affectant respectivement la résistance série interne et la capacité de stockage disponible. Les trois branches dynamiques sont chacune définies par une résistance de polarisation R_{thi} , et une capacité C_{thi} dépendante linéairement du SoC :

$$\begin{cases} R_{thi}(SoC, T) = b_{1,i} \cdot e^{(b_{2,i} \cdot SoC)} \cdot e^{(b_{3,i} \cdot (T - T_{ref}))} \\ C_{thi}(SoC) = c_{1,i} + c_{2,i} \cdot SoC \end{cases} \quad (9)$$

où $i=1, 2, 3$.

Cette structure permet de représenter de façon compacte les différents phénomènes de réponse dynamique observés dans les cellules LFP, tout en intégrant les variations induites par les conditions de fonctionnement réelles. L'originalité de ce modèle réside dans l'intégration directe des effets thermiques au sein même des expressions analytiques des éléments du circuit équivalent. Cette approche assure une cohérence entre l'évolution de la température et son impact sur la réponse électrique. De plus, l'ensemble des paramètres a été identifié à partir de données expérimentales à l'aide d'un algorithme génétique (GA) implémenté sous MATLAB via la Toolbox Optimization. Le recours à un algorithme évolutionnaire s'explique par la nature non convexe et fortement couplée du problème d'optimisation, pour lequel les méthodes locales présentent un risque élevé de convergence vers des solutions sous-optimales. Le GA permet une exploration robuste de l'espace de recherche, conduisant à une estimation simultanée et cohérente des paramètres électriques et thermiques sur des profils de sollicitation réels.

2.4. Identification des paramètres avec GA

L'identification a été effectuée à l'aide d'un algorithme génétique (GA) [10, 11], implémenté sous MATLAB. Le GA a été préféré aux méthodes classiques de type *fmincon* ou *lsqnonlin*, car ces dernières reposent sur des méthodes de descente locale qui tendent à converger vers des minima locaux lorsque la surface d'erreur est non convexe, comme c'est le cas dans cette étude.

Chaque solution candidate est représentée par un vecteur de 31 paramètres réels. L'algorithme évolue une population de $N = 500$ individus, sur $G = 10000$ générations. Ces valeurs ont été choisies après une analyse préliminaire de convergence, en considérant le compromis entre diversité génétique, qualité de l'exploration et coût computationnel. Une taille de population élevée favorise la diversité des solutions et limite la probabilité de stagnation prématurée [12]. Le nombre de générations a été fixé pour assurer une convergence asymptotique stable, tout

en maintenant un coût de calcul compatible avec une exécution parallèle sur processeurs multi-cœurs d'un ordinateur portable équipé d'un processeur *i5 - 13600H* 4 coeurs 16 threads.

La fonction coût à minimiser est l'erreur quadratique sur la tension simulée :

$$\epsilon(\theta) = |V_{Bat_{exp}} - V_{Bat_{Model}(\theta)}|^2 \quad (10)$$

où θ est le vecteur des paramètres, $V_{Bat_{exp}}$ la tension mesurée, et $V_{Bat_{Model}}$ la tension prédite par le modèle. À chaque génération, les meilleurs individus (10%) sont sélectionnés pour être directement conservés (stratégie élitiste), tandis que le reste de la population est généré par croisement et mutation. Le taux de croisement $c_r \in [0.1, 0.9]$ et le taux de mutation $m_r \in [0.01, 0.5]$ sont définis comme gènes adaptatifs et évoluent avec les individus [13]. Cela permet à l'algorithme de s'adapter automatiquement à différentes phases de l'optimisation (exploration large en début de recherche, exploitation plus fine en fin de génération). La mutation est appliquée sous la forme d'un bruit gaussien centré, pondéré par un facteur d'amplitude σ , lui-même décroissant au fil des générations selon :

$$\sigma(g) = \rho_0 \cdot e^{(-\frac{g}{\tau \cdot G})} \quad (11)$$

où τ est un facteur d'ajustement (ici $\tau = 0.2$), et G le nombre total de générations. Cette décroissance exponentielle du bruit permet de commencer avec une exploration large, favorisant la diversité des solutions, puis de concentrer la recherche autour des zones prometteuses, une fois que la convergence s'amorce. Cette stratégie évolutionnaire permet d'identifier simultanément l'ensemble des paramètres du modèle électrique, y compris ceux affectant des fonctions fortement non linéaires (OCV, résistances, capacités), sans dépendre de gradients analytiques ni d'une initialisation proche de la solution.

3. RÉSULTATS EXPÉRIMENTAUX

3.1. Banc de test

Le modèle proposé a été validé expérimentalement à l'aide d'un banc de test composé d'un cyclier de batterie Arbin, associé à une enceinte climatique, permettant un contrôle de la température de la cellule autour de la valeur ambiante (ici réglée à 25°C) présenté en Fig (6). À la différence des approches classiques reposant sur des profils de décharge continus ou pulsés, le modèle électrothermique proposé a été validé à l'aide d'un profil de courant dynamique représentatif d'un usage réel, issu d'un cycle de conduite de bus parisien adapté à la cellule APR18650M1B.

Le courant appliqué, illustré dans la Fig. (7), comporte trois phases distinctes : Une pause de 10 minutes, suivie d'une première phase de décharge dynamique (Bus de Paris), avec des courants compris entre $[-8A, +6.75A]$, suivie d'un repos thermique de 10 minutes dès que la tension atteint la limite basse de 1.6V. Enfin, une phase de recharge à courant constant (4A) est appliquée jusqu'à atteindre une tension de 3.6V. Ce protocole expérimental permet d'étudier la validité du modèle sur un large spectre de conditions, incluant des transitions rapides, des périodes de repos thermique, ainsi que des phases classiques de charge et de décharge. L'ensemble des paramètres du modèle sont présentés dans le tableau (2).

3.2. Résultats et discussion

La Fig. (8)(a) illustre la comparaison entre la tension simulée par le modèle et les mesures expérimentales, sous le profil de courant dynamique appliqué. Le modèle reproduit la tendance générale de la tension sur l'ensemble du cycle, avec une erreur quadratique moyenne inférieure à 4%. Néanmoins, des écarts notables apparaissent lors des transitions brusques de courant, en particulier en fin de décharge. Ces divergences sont attribuées

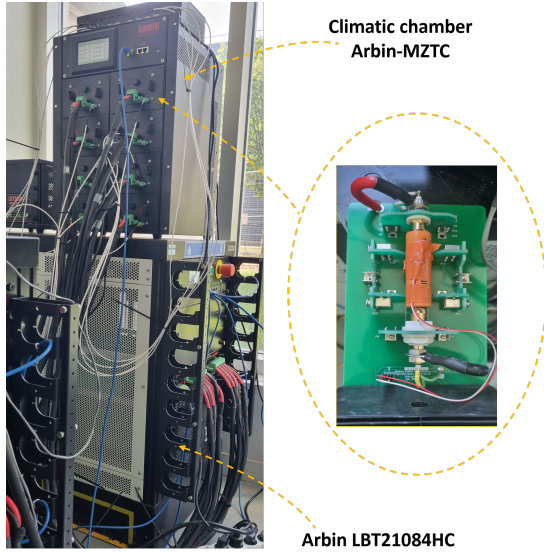


FIG. 6. Dispositif de test Arbin pour la mesure thermo-électrique d'une cellule LFP en environnement contrôlé.

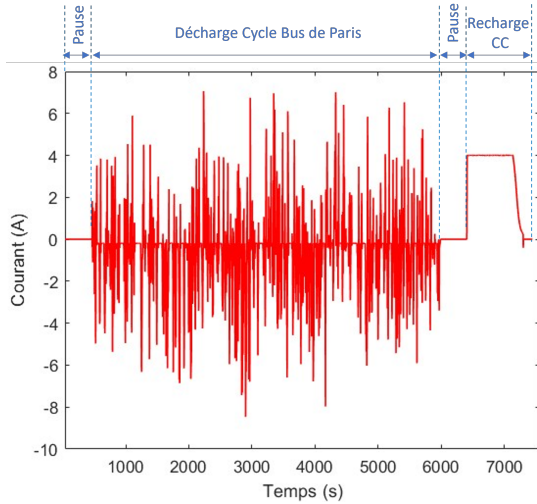


FIG. 7. Cycle de test dynamique issu d'un profil E-bus représentatif de l'usage urbain.

à certaines limitations structurelles du modèle, notamment l'absence d'une modélisation explicite de la diffusion ionique lente ou des phénomènes d'hystérésis de tension, fréquemment observés dans les chimies LFP.

Par ailleurs, une autre limite importante est observée durant les phases de repos. Lorsque le courant est nul, le SoC reste constant, ce qui implique que l'évolution temporelle de la tension simulée dépend exclusivement de la température via ses effets sur les composants du circuit équivalent. Dans ces conditions, la structure actuelle du modèle ne permet pas de reproduire avec précision les phénomènes transitoires observés expérimentalement durant le repos (comme les relaxations capacitatives ou les redistributions internes). Cette limitation souligne la nécessité d'introduire, dans les versions futures du modèle, des mécanismes de relaxation lente ou d'auto-décharge thermique afin d'enrichir la dynamique passive du système en l'absence de sollicitation électrique.

La Fig.(8)(b) présente une comparaison entre la température estimée par le modèle thermique et la température mesurée sur la cellule. Le modèle parvient globalement à reproduire la tendance expérimentale, avec une erreur absolue moyenne de 1.46°C. Toutefois, des écarts notables apparaissent, notamment durant les phases de repos où le courant est nul. Ces divergences

TABEAU 2. Paramètres identifiés du modèle électrique de la batterie

Élément	Paramètre	Valeur
OCV	a_0	2.5126
	a_1	1.3054
	a_2	2.7063
	a_3	83.8659
	a_4	-1.7194
	a_5	0.7521
	a_6	-1.1814
	a_7	12.5540
	a_8	-0.3304
	a_9	0.0970
	a_{10}	-0.0896
R_0	r_1	-0.2408
	r_2	-0.1023
	r_3	-0.0656
C	c_0	5.6807
	c_1	-0.1477
RC_1	$b_{(1,1)}$	0.3337
	$b_{(1,2)}$	-1.6347
	$b_{(1,3)}$	-0.3648
	$c_{(1,1)}$	20.9551
	$c_{(1,2)}$	0.3376
RC_2	$b_{(2,1)}$	-0.0423
	$b_{(2,2)}$	1.1017
	$b_{(2,3)}$	0.1601
	$c_{(2,1)}$	0.7961
	$c_{(2,2)}$	3.0278
RC_3	$b_{(3,1)}$	0.1244
	$b_{(3,2)}$	-1.6322
	$b_{(3,3)}$	-0.3748
	$c_{(3,1)}$	1.0694
	$c_{(3,2)}$	0.0074

traduisent les limites du modèle, qui repose sur une génération thermique uniquement induite par l'effet Joule et devient donc moins pertinent en l'absence d'excitation électrique.

Par ailleurs, le modèle montre une sensibilité réduite aux faibles C-rates, en raison de l'absence de telles conditions dans les données d'identification. Une calibration plus fine, intégrant des cycles à C-rates plus faibles et des pas plus court dans l'incrément C-rate, permettrait d'améliorer la robustesse du modèle sur l'ensemble du spectre de sollicitation.

4. CONCLUSION

Un modèle électrothermique à deux blocs a été développé afin d'estimer simultanément la température et la tension d'une cellule LFP soumise à divers régimes de charge et de décharge. Le bloc thermique repose sur un réseau RC à deux constantes de temps, permettant de modéliser l'évolution dynamique de la température en fonction du courant injecté. Le bloc électrique, quant à lui, estime la tension de la cellule en prenant en compte la dépendance explicite au courant, à l'état de charge (SoC) et à la température. L'identification des paramètres a été réalisée sous MATLAB à l'aide de deux approches d'optimisation distinctes : un algorithme génétique (GA) pour le bloc électrique et la Toolbox d'optimisation pour le bloc thermique, en exploitant

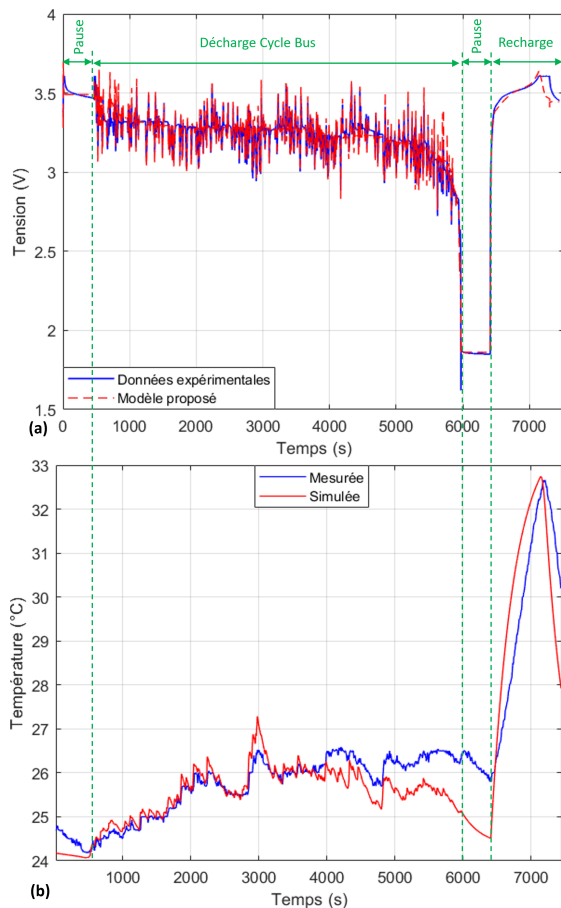


FIG. 8. Performance du modèle électrothermique : comparaison entre estimation et mesure pour (a) la tension et (b) la température.

des données expérimentales issues de cycles HPPC multi-C-rates et d'un profil de conduite réel d'un bus urbain. Les résultats obtenus montrent une bonne fidélité du modèle, avec une erreur moyenne inférieure à 4% sur la tension et de 1.46°C sur la température. Ces performances soulignent la pertinence du modèle pour une implémentation dans un système de gestion de batterie (BMS) embarqué. Néanmoins, une amélioration de la robustesse pourrait être obtenue en diversifiant davantage les profils de courant utilisés pour l'identification, notamment à faibles C-rates, afin de mieux capturer les dynamiques lentes. À terme, ce modèle pourra être généralisé à d'autres formats de cellules ou chimies, et intégré dans des cadres avancés de diagnostic et de pronostic.

5. REMERCIEMENT

Ce projet a reçu un financement du programme de recherche et d'innovation Horizon Europe de l'Union européenne dans le cadre de la convention de subvention n° GAP-101103667.

6. RÉFÉRENCES

- [1] Jan Schöberl, Manuel Ank, Markus Schreiber, Nikolaos Wassiliadis, Markus Lienkamp, Thermal runaway propagation in automotive lithium-ion batteries with NMC-811 and LFP cathodes : Safety requirements and impact on system integration, *eTransportation*, Volume 19, 2024, 100305, ISSN 2590-1168, <https://doi.org/10.1016/j.etrans.2023.100305>.
- [2] G. Vennam, A. Sahoo, S. Ahmed, A survey on lithium-ion battery internal and external degradation modeling and state of health estimation, *Journal of Energy Storage*, Volume 52, Part A, 2022, 104720, ISSN 2352-152X, <https://doi.org/10.1016/j.est.2022.104720>.
- [3] J. Lee, J. -H. Ahn and B. K. Lee, "A novel li-ion battery pack modeling considering single cell information and capacity variation," 2017

- IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), Cincinnati, OH, USA, 2017, pp. 5242-5247, doi : 10.1109/ECCE.2017.8096880.
- [4] Matthieu Dubarry, Cyril Truchot, Bor Yann Liaw, Synthesize battery degradation modes via a diagnostic and prognostic model, *Journal of Power Sources*, Volume 219, 2012, Pages 204-216, ISSN 0378-7753, <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2012.07.016>.
- [5] Ghazali, A.K.; Aziz, N.A.A.; Hassan, M.K. Advanced Algorithms in Battery Management Systems for Electric Vehicles : A Comprehensive Review. *Symmetry* 2025, 17, 321. <https://doi.org/10.3390/sym17030321>
- [6] M. Lybbert, Z. Ghaemi, A.K. Balaji, R. Warren, Integrating life cycle assessment and electrochemical modeling to study the effects of cell design and operating conditions on the environmental impacts of lithium-ion batteries, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Volume 144, 2021, 111004, ISSN 1364-0321, <https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.111004>.
- [7] Yonggang Liu, Bo Yang, Yufei Zhang, Rongheng Li, Zheng Chen, Xuan Zhou, Design and application : Simplified electrochemical modeling for Lithium-ion batteries in whole lifespan, *Journal of Energy Storage*, Volume 74, Part B, 2023, 109496, ISSN 2352-152X, <https://doi.org/10.1016/j.est.2023.109496>.
- [8] Y. F. Pulido, C. Blanco, D. Anseán, M. González, J. C. Viera and V. M. García, "Effect of aging on C/LFP battery impedance : Operating conditions to which the impedance has minimal variations," 2017 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2017 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC / I&CPS Europe), Milan, Italy, 2017, pp. 1-5, doi : 10.1109/EEEIC.2017.7977469.
- [9] Martin Petit, Eric Prada, Valérie Sauvart-Moynot, Development of an empirical aging model for Li-ion batteries and application to assess the impact of Vehicle-to-Grid strategies on battery lifetime, *Applied Energy*, Volume 172, 2016, Pages 398-407, ISSN 0306-2619, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.03.119>.
- [10] K. Thirugnanam, E. R. J. T. P., M. Singh and P. Kumar, "Mathematical Modeling of Li-Ion Battery Using Genetic Algorithm Approach for V2G Applications," in *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 29, no. 2, pp. 332-343, June 2014, doi : 10.1109/TEC.2014.2298460.
- [11] S. Blaifi, S. Moulahoum, I. Colak, W. Merrouche, An enhanced dynamic model of battery using genetic algorithm suitable for photovoltaic applications, *Applied Energy*, Volume 169, 2016, Pages 888-898, ISSN 0306-2619, <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.02.062>.
- [12] Jonathan Brand, Zheming Zhang, Ramesh K. Agarwal, Extraction of battery parameters of the equivalent circuit model using a multi-objective genetic algorithm, *Journal of Power Sources*, Volume 247, 2014, Pages 729-737, ISSN 0378-7753, <https://doi.org/10.1016/j.jpowsour.2013.09.011>.
- [13] L. Chen et al., "A Novel State-of-Charge Estimation Method of Lithium-Ion Batteries Combining the Grey Model and Genetic Algorithms," in *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 33, no. 10, pp. 8797-8807, Oct. 2018, doi : 10.1109/TPEL.2017.2782721.
- [14] L. Mamouri, T. Pavot and T. Mesbahi, "Parameter Estimation for a Generic Na-ion Battery Model Using The Curve Fitting Approach," 2024 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC), Washington, DC, USA, 2024, pp. 1-5, doi : 10.1109/VPPC63154.2024.10755187.
- [15] Huang, B.; Hu, M.; Chen, L.; Jin, G.; Liao, S.; Fu, C.; Wang, D.; Cao, K. A Novel Electro-Thermal Model of Lithium-Ion Batteries Using Power as the Input. *Electronics* 2021, 10, 2753. <https://doi.org/10.3390/electronics10222753>
- [16] Xiaoyu Li, Mohan Lyu, Xiao Gao, Changgui Yuan, Dong Zhen, An adaptive threshold method for multi-faults diagnosis of lithium-ion batteries based on electro-thermal model, *Measurement*, Volume 222, 2023, 113671, ISSN 0263-2241, <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2023.113671>.
- [17] S. Panchal, I. Dincer, M. Agelin-Chaab, R. Fraser, M. Fowler, Thermal modeling and validation of temperature distributions in a prismatic lithium-ion battery at different discharge rates and varying boundary conditions, *Applied Thermal Engineering*, Volume 96, 2016, Pages 190-199, ISSN 1359-4311, <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2015.11.019>.
- [18] M. Wasim Tahir, Clemens Merten, Multi-scale thermal modeling, experimental validation, and thermal characterization of a high-power lithium-ion cell for automobile application, *Energy Conversion and Management*, Volume 258, 2022, 115490, ISSN 0196-8904, <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.115490>.