

Le projet 4BLife : intégrer le vieillissement des batteries dans le dimensionnement et la gestion des micro-réseaux

Serge PELISSIER¹, Eduardo REDONDO-IGLESIAS¹, Bilal KABALAN¹, Pedro VON HOHENDORFF SEGER¹, Ayda HALOUANI², Bruno JAMMES³, Edgar SEPULVEDA³, Corinne ALONSO³, Fabrice LOCMONT⁴, Berk CELIK⁴, Jérémy DULOUT⁵, Youness LAMI⁵, Camille BIROU⁶

1 – Laboratoire LICIT-ECO7, Univ. Eiffel, ENTPE, 69500 BRON

2- Gustave Eiffel University, Paris-Saclay University, ENS Paris-Saclay, CNRS, SATIE, 78000 VERSAILLES

3 – LAAS-CNRS Univ. de Toulouse, CNRS, 31000 TOULOUSE

4- Laboratoire AVENUES, UTC, 60200 COMPIEGNE

5 – Batconnect 31270 CUGNAUX

6 – SIREA - 81100 CASTRES

RESUME : Ce papier présente les résultats du projet 4BLife dont l'objectif est d'intégrer des lois de vieillissement dans le dimensionnement et la gestion de dispositifs de stockage utilisant des batteries lithium-ion. Cela nécessite de définir une ou plusieurs lois de vieillissement ainsi que des outils de caractérisation de performances et de suivi de l'état de santé (SoH). Des données en laboratoire et de terrain sont exploitées pour identifier les modèles de vieillissement et valider les outils de suivi de SoH. Deux technologies de batteries LFP et NMC aptes à fonctionner en condition embarquée et stationnaire sont étudiées. L'intégration de lois de vieillissement dans le dimensionnement et la gestion de systèmes de stockage stationnaire est abordée par la simulation. La validation des impacts sur le vieillissement des batteries en condition réelle est en cours d'étude.

Mots-clés : batteries lithium, indicateurs de vieillissement, 1^{ère} vie, 2^{nde} vie, mobilité, micro-réseau.

1. INTRODUCTION

La transition énergétique s'accompagne d'un recours massif à des éléments de stockage électrochimique – majoritairement des batteries lithium-ion - autant sur les applications embarquées que stationnaires. La réduction de l'impact environnemental de ces batteries exige de comprendre puis de maîtriser leur vieillissement en environnement contrôlé puis réel afin de rechercher des moyens de prolonger leur durée de vie. Cela passe par une adaptation de leur utilisation en fonction de leurs performances et de leur état de santé. Généralement la gestion de l'énergie au sein de systèmes énergétiques se base sur des contraintes tarifaires ou énergétiques. De nombreux auteurs mettent en avant le besoin d'intégrer la dégradation des batteries dans l'optimisation de la gestion des systèmes énergétiques. Beaucoup de travaux étudient l'influence sur le vieillissement de la recharge de la batterie [1]. Cependant, il apparaît que c'est l'ensemble du profil d'usage qu'il faut considérer [2]. L'importance du choix des modèles électriques et de vieillissement est souligné dans [3] et [4]. Les modèles doivent être les plus précis possible mais pour des usages embarqués, plusieurs études montrent l'intérêt de modèles simples ([5], [6]) car la gestion des systèmes de stockage énergétiques en temps réel est une situation d'optimisation multiphysique et multicritère qui s'avère rapidement complexe. [7]. Toutes ces études désignent la question de la prise en compte de la dégradation des batteries comme un verrou scientifique et technique.

1.1. Objectifs du projet 4BLife

Le premier objectif du projet 4BLife est de concevoir et de tester une gestion intégrant des lois de vieillissement. Le second consiste à préparer au mieux la réutilisation des batteries devenues impropres à l'électromobilité. Ainsi, les objectifs

scientifiques et techniques du projet ont abordé les points suivants :

- Améliorer le suivi de l'état de santé des batteries dans l'électromobilité et les usages stationnaires ;
- Prolonger la durée de vie des batteries en les valorisant dans des usages stationnaires ;
- Dimensionner un système stationnaire intégrant des batteries de seconde vie en application micro-réseau ;
- Implémenter dans des applications réelles une gestion intégrant une loi de vieillissement.

1.2. Consortium du projet 4BLife

Le consortium du projet 4BLife est constitué de quatre laboratoires académiques (le LICIT-Eco7 et le SATIE de l'Université Gustave Eiffel, le LAAS- CNRS de Toulouse et AVENUES de l'Université Technologique de Compiègne) et de deux partenaires industriels (les sociétés Batconnect et SIREA). Le financement est assuré par l'ADEME dans le cadre d'un appel à projet APR 2020.

2. PRINCIPAUX RESULTATS

2.1. Caractérisation des performances

Compte tenu des compromis entre simplicité et représentativité des principaux phénomènes physico-chimiques, un modèle électrique équivalent $OCV + R_{int} + R_1C_1 + R_2C_2$ a été choisi pour représenter le comportement dynamique des batteries. La résistance R_{int} représente les phénomènes ohmiques, la constante de temps R_1C_1 représente les phénomènes de transfert de charge au niveau de l'interface entre électrodes et électrolyte et R_2C_2 représente les phénomènes de diffusion dans les électrodes. Deux types de batteries lithium-ion sont considérées dans le projet, un pour chaque partenaire industriel. La première technologie, de chimie LFP, est une cellule de format prismatique, de capacité 105 Ah et utilisée dans les applications embarquées. Les résultats montrés par la suite concernent cette technologie. Le second type de batterie est une cellule de chimie NMC de 73 Ah utilisée dans des packs de 146 Ah et 66 V pour applications stationnaires.

L'identification des paramètres se fait à partir des mesures expérimentales suivant un profil tel que donné par la Figure 1. Le profil de caractérisation est constitué de 4 étapes :

1. Mesure de capacité : 3 cycles de charge et décharge en mode CC-CV ;
2. Impulsions de courant : chaque 10 % d'état de charge (SoC) des impulsions de courant à 6 valeurs différentes ($\pm C/4$, $\pm C/2$ et $\pm 1C$) ;
3. Pseudo-OCV : une charge et une décharge complètes à $C/15$;

4. Validation WLTC : Un profil de sollicitation basé sur le cycle standard Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Cycle).

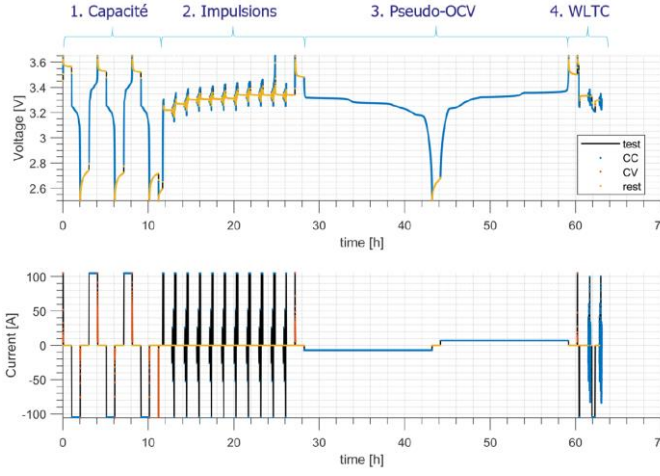


Figure 1 : profil de caractérisation.

Un exemple d'une acquisition de données du début d'une impulsion est illustré sur la Figure 2.

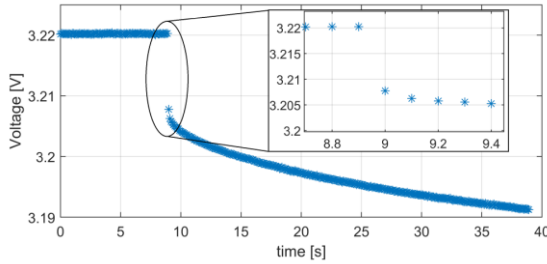


Figure 2 : Réponse en tension à une impulsion de courant.

Différentes techniques d'identification de paramètres ont été appliquées dans le but de concilier précision et robustesse dans le modèle obtenu. Il s'est avéré qu'une identification des paramètres en deux étapes, d'abord la partie ohmique (R_{int}) en ne considérant que le 1^{er} point de mesure de l'impulsion (c'est-à-dire le point à 9 s sur la Figure 2), puis la partie dynamique (R_1C_1 et R_2C_2) sur l'ensemble des points de mesure, a donné des résultats plus robustes que lorsque l'on identifie les paramètres en une seule étape. En effet comme indiqué sur la Figure 3, la dispersion sur la valeur de R_{int} est plus élevée dans le cas de l'identification globale des paramètres en une seule étape.

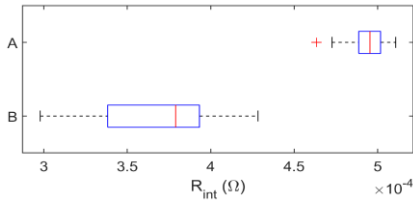


Figure 3 : Dispersion sur la valeur de la résistance R_{int} suivant deux méthodes d'identification : A) identification séparée B) identification globale.

La robustesse de l'identification est aussi sensible au choix de contraintes des paramètres identifiés, par exemple par rapport aux constantes de temps des circuits RC. Deux méthodes ont été utilisées :

- contraintes génériques ($0 \leq \tau_1, \tau_2 \leq 30$ s) pour les constantes temporelles ;
- contraintes spécifiques ($0 \leq \tau_1 \leq 1$ s, $20 \leq \tau_2 \leq 30$ s) pour les constantes temporelles.

Comme illustré par la Figure 4, cette dernière méthode donne des résultats plus robustes et cohérents. Les contraintes spécifiques sont mieux adaptées aux hypothèses faites d'une branche RC pour représenter les dynamiques rapides et une autre pour les dynamiques lentes.

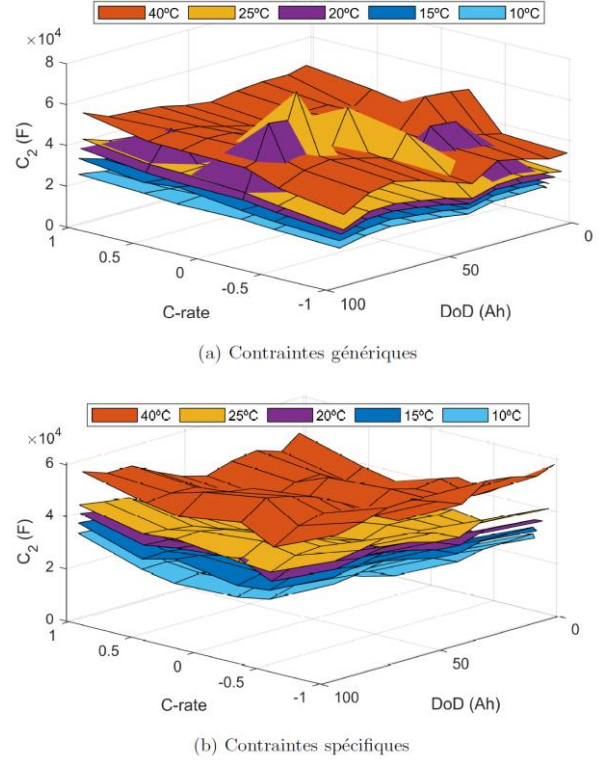


Figure 4 : Paramètre C_2 en fonction de la température et de l'état de décharge, identifié avec des contraintes génériques et spécifiques

La méthode complète de caractérisation a été détaillée dans une précédente publication [7].

2.2. Lois de vieillissement

Deux modèles ont été proposés par le LICIT ECO7, le premier utilise des lois d'Arrhenius étendues à d'autres facteurs que la température, aussi appelées lois d'Eyring [9]. Le deuxième modèle utilise l'approche « Rainflow » pour comptabiliser les impacts de différentes phases d'utilisation, en utilisant une décomposition récursive en micro-cycles [10]. Les deux modèles ont été calibrés par rapport à des données de référence issues des documents constructeur.

Le premier modèle considère trois sources de vieillissement, qui sont respectivement calendaire, cyclage à froid et cyclage à chaud (Equation 1)

$$\frac{dQ_L}{dt} = \frac{dQ_{L,cal}}{dt} + \frac{dQ_{L,cyc,cold}}{dt} + \frac{dQ_{L,cyc,hot}}{dt} \quad (1)$$

Chacune des sources de vieillissement suit une loi d'Arrhenius modifiée (Equations 2, 3 et 4), fonction du courant I , de la température T et du SoC, où A est un terme pré-exponentiel, E_a est l'énergie d'activation, B modélise l'influence

du SoC, C modélise l'influence du courant et k est la constante de Boltzmann :

$$\frac{dQ_{L,cal}}{dt} = A_{cal} \cdot |I| \cdot e^{\frac{-E_{a,cal}}{kT} + B_{cal} \cdot SoC} \cdot f(Q_L) \quad (2)$$

$$\frac{dQ_{L,cyc,cold}}{dt} = A_c \cdot |I| \cdot e^{\frac{-E_{a,c} + C_c \cdot |I|}{k(T_r - T)} + B_c \cdot SoC} \cdot f(Q_L) \quad (3)$$

$$\frac{dQ_{L,cyc,hot}}{dt} = A_h \cdot |I| \cdot e^{\frac{-E_{a,h} + C_h \cdot |I|}{kT} + B_h \cdot SoC} \cdot f(Q_L) \quad (4)$$

Un facteur de forme f modélise l'évolution du taux de perte de capacité en fonction de la perte de capacité Q_L (Equation 5) où b et c sont des paramètres empiriques.

$$f(Q_L) = \frac{1}{1 + b \cdot Q_L^c} \quad (5)$$

Ce modèle est ensuite utilisé pour simuler le vieillissement sur un profil d'usage réel de type voiturette fourni par la société Batconnect. Le résultat est illustré en figure 5. Dans cette figure, nous observons que la perte de capacité est dominée par le vieillissement calendaire. Cela est cohérent avec le profil d'utilisation qui contient principalement des cycles de décharge de faible amplitude. Ainsi la cellule passe la plupart du temps à un SoC élevé, ce qui accélère la perte de capacité calendaire d'une batterie. Sans être validé expérimentalement stricto sensu, ce résultat est conforme aux ordres de grandeurs observés sur le terrain.

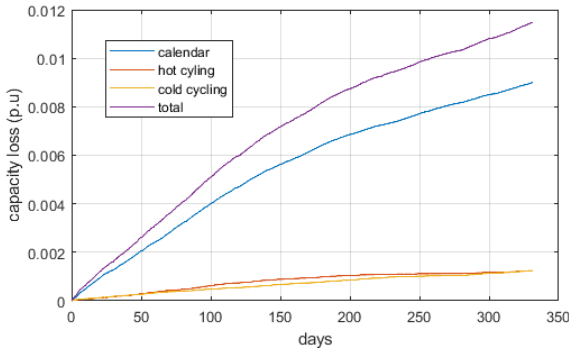


Figure 5 : Répartition du vieillissement calculé pour une utilisation réelle (modèle 1 de vieillissement).

Le second modèle de vieillissement utilisé dans le projet ne considère que deux sources de vieillissement : calendaire et cyclage. Le vieillissement calendaire est basé sur une loi racine carrée du temps (Equation 6).

$$Q_{cal}(SoC, t, T) = \lambda \cdot \sqrt{t} \quad (6)$$

Avec λ qui varie en fonction des conditions de stress (SoC, t , T) pour accélérer ou ralentir la courbe de vieillissement.

Le vieillissement en cyclage est basé sur un algorithme de comptage de cycles appelé Rainflow. Il consiste à analyser un profil de SoC et identifier des cycles. L'avantage de cet algorithme est sa capacité à identifier des microcycles, c'est-à-dire des petits cycles qui ont lieu pendant un cycle plus complet. Cette démarche est illustrée par la Figure 6.

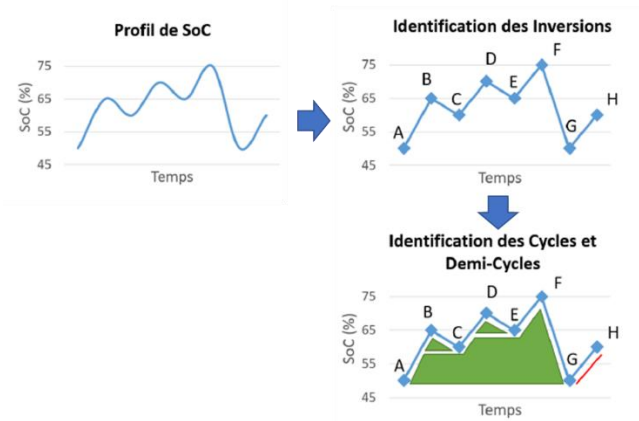


Figure 6 : Principe de l'identification des microcycles dans la méthode Rainflow.

Ensuite l'impact sur le vieillissement de chaque cycle et microcycle est quantifié en fonction des conditions de stress comme indiqué par l'Equation 7.

$$Q_{cyc}(SoC, t, C_{rate}, T) = a \cdot e^{b \cdot \sigma \cdot Q_c} - a \quad (7)$$

Dans cette équation, a et b sont des constantes et le facteur σ varie avec les conditions d'utilisation pour augmenter ou diminuer l'effet du vieillissement. Les conditions d'utilisation qui influencent la valeur de σ associée à un microcycle sont :

- la variation de l'état de charge ΔSoC ;
- l'état de charge moyen SoC_m ;
- le C-rate moyen en charge et en décharge C_{ch} , et C_{dch} ;
- la température moyenne T .

Les lois de variation de σ en fonction des conditions précédentes peuvent prendre différentes expressions. Une explication détaillée est donnée en [10]. A titre d'exemple, on peut considérer une expression de σ (Equation 8) dont la dépendance avec l'état de charge est donnée par l'Equation 9.

$$\sigma = \gamma(\Delta SoC, SoC_m) \cdot \delta(C_{rate}) \cdot \tau(T) \quad (8)$$

$$\gamma(\Delta SoC, SoC_m) = r_1 SoC_m^2 + r_2 SoC_m + r_3 + \Delta SoC \quad (9)$$

Chaque modèle présente des avantages et des inconvénients : le premier modèle (Eyring) est plus simple à intégrer et présente un coût de calcul réduit. Le deuxième modèle (Rainflow), bien que plus complexe, peut être étendu à un nombre élevé de facteurs de vieillissement et il permet une plus grande souplesse d'identification.

2.3. Suivi de l'état de santé

Le suivi en fonctionnement de l'état de santé (SoH) des batteries est un défi majeur, en particulier dans les systèmes de gestion actuels [11]. Les BMS intègrent souvent des estimateurs de vieillissement, mais ceux-ci manquent de fiabilité et de précision selon les retours d'expérience des utilisateurs. De plus, les méthodes existantes nécessitant des décharges complètes sont peu adaptées aux batteries en exploitation continue [12].

Le LAAS-CNRS propose une approche basée sur une impulsion de décharge brève (10s) en fin de charge. Ce mode opératoire permet de réduire la complexité du modèle représentant l'évolution de la tension puisque le courant et le SoC restent constants. Le modèle électrique équivalent pour représenter l'évolution de la tension est celui décrit en 2.1. Le SoH est ici égal à la quantité d'A.h déchargés à la fin de chaque cycle divisée par la capacité maximale mesurée. L'idée est ensuite d'identifier une relation, par le biais de modèles

classiques ou par apprentissage, entre les paramètres du modèle équivalent et le SoH.

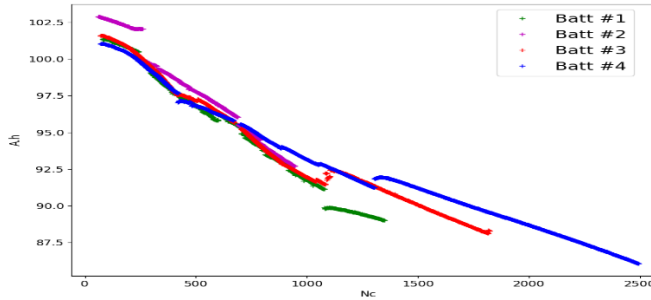


Figure 7 : Suivi du vieillissement de batteries LFP en cours de test en température contrôlée.

Depuis le début du projet, quatre batteries fournies par Batconnect sont soumises à des cycles contrôlés de charge-décharge à température maîtrisée. La Figure 7 donne l'évolution des capacités en fonction du nombre de cycles.

A partir des jeux de paramètres obtenus à ce jour, moyennés sur une fenêtre glissante de 20 cycles, nous avons cherché à identifier le SoH à l'aide de plusieurs modèles de régression: des classiques (régression linéaire, Support Vector Regression, K-plus-proches-voisins, arbres de décision), des apprentissages d'ensembles (Random Forest, Gradient Boosting, Extreme Gradient Boosting), des apprentissages robustes (Theil-Sen, Huber), des réseaux de neurones multi-couches, ainsi qu'un modèle de deep learning implémenté avec la bibliothèque Python Keras. Les hyperparamètres de tous les modèles ont été conservés à leurs valeurs par défaut. Les deux batteries qui ont le plus vieilli, 3 et 4, ont été utilisées pour l'apprentissage. Les modèles obtenus ont été comparés aux SoH mesurés des deux autres.

Il ressort de cette première étude qu'il semble possible d'établir un estimateur du SoH basé sur les paramètres du modèle électrique équivalent de nos batteries. La régression linéaire (voir Figure 8) fait partie des 3 méthodes donnant globalement les meilleurs résultats. Le faible nombre de données limite les performances des algorithmes d'apprentissage et ne permet pas d'en généraliser l'approche. Nous avons sélectionné, à cette étape, le modèle linéaire alliant plusieurs avantages en embarqué.

L'approche proposée présente plusieurs avantages :

- Simplicité du protocole : une seule impulsion de décharge appliquée en fin de charge suffit pour extraire les paramètres ;
- Compatibilité avec un mode « embarqué » : la brièveté des données requises rend l'approche facilement intégrable dans un système de gestion de batterie (BMS).

Cependant, certaines limites doivent être soulignées :

- Le jeu de données actuel reste modeste (quatre batteries sur une seule technologie) ;
- L'influence de facteurs comme la température ou le protocole de cyclage n'ont pas été explorés ;
- Une gamme restreinte de SoH a pu être explorée.

Plus de détails sur ce travail sont fournis dans [13].

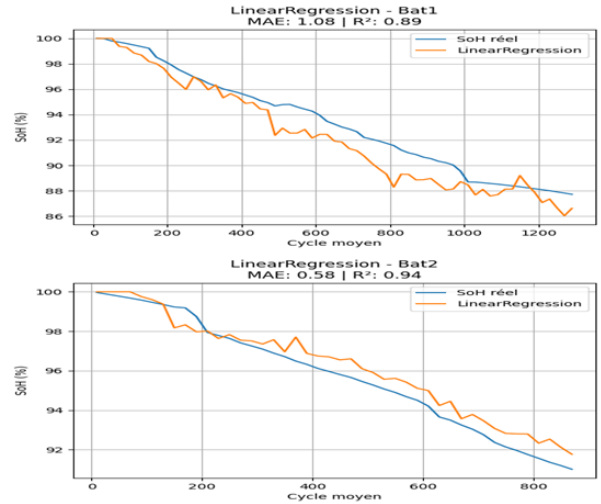


Figure 8 : Comparaison SoH mesuré et estimé pour les batteries 1 et 2 à partir d'une identification réalisée sur les batteries 3 et 4.

2.4. Intégration du vieillissement des batteries dans le dimensionnement d'un système de stockage

Cette partie aborde le dimensionnement d'une installation de micro-réseau avec des panneaux solaires (PV) et des batteries de stockage, tout en prenant en compte le vieillissement. Un outil de dimensionnement est développé avec une approche imbriquée [14] (Figure 9). Un algorithme de type génétique (NSGA-II) au niveau dimensionnement recherche les candidats à évaluer. Chaque micro réseau candidat, défini par un nombre de batteries N_{BAT} et nombre de PV N_{PV} , est simulé et évalué sur un horizon de temps fixé. Pour cette évaluation, la gestion de l'énergie doit déterminer à chaque instant la puissance de la batterie $P_{Bat}(t)$.

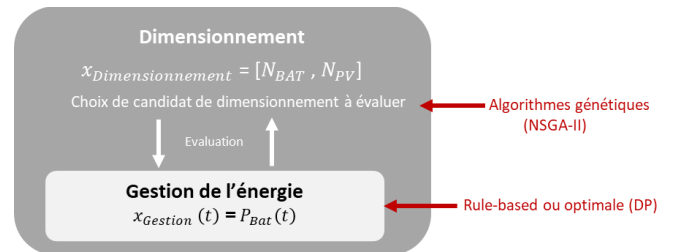


Figure 9 : Optimisation imbriquée pour le dimensionnement.

Ce problème de gestion de l'énergie peut être résolu par une loi non-optimale basée sur des règles (Rule-based) mais capable de s'adapter au dimensionnement, ou bien par une loi optimale type programmation dynamique (DP).

Notre cas d'étude à dimensionner est un micro-réseau pour de l'autoconsommation réalisé et géré par SIREA et dont les données ont été fournies. Le dimensionnement actuel est : $N_{PV} = 53$, $N_{BAT} = 5$. Le micro-réseau a été modélisé et simulé dans un outil interne au LICIT-ECO7 [15], le vieillissement calculé selon le modèle Arrhenius (Equation 1). Une loi de gestion 'rule-based' a été développée, se rapprochant de la loi utilisée par SIREA. Ceci est visible en figure 10 où une comparaison est faite entre le SoC mesuré sur l'installation et le SoC issu de la loi rule-based simulée, sur une semaine de Juin. Le SoC issu de l'optimisation DP est aussi présenté pour comparaison. Pour la DP, la simulation sur une année nécessite 8 h de calcul contre une dizaine de secondes pour la rule-based. C'est pourquoi nous avons décidé d'utiliser la loi rule-based pour le dimensionnement.

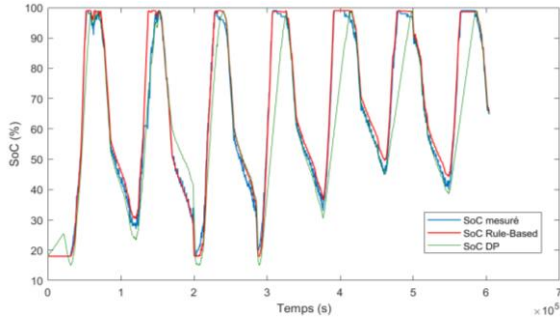


Figure 10 : Comparaison des stratégies, semaine de Juin

Dans un premier temps, nous fixons le nombre de PV au dimensionnement actuel (53 panneaux) et nous optimisons le nombre de batteries. Les résultats sont présentés en figure 11 et le dimensionnement actuel est pointé sur les 2 figures.

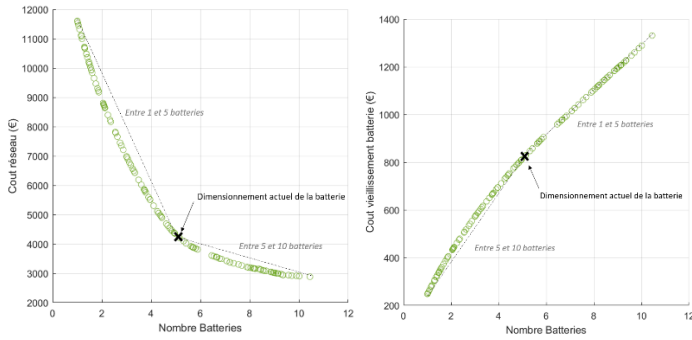


Figure 11 : Coût réseau et coût vieillissement batterie en fonction du nombre de batteries ($N_{PV} = 53$)

Nous remarquons que le dimensionnement actuel (5 batteries) est proche du compromis optimal. Le dimensionnement qui minimise le coût réseau (seulement) est plutôt de 9-10 batteries. Cependant, si nous traçons les pentes de variations entre 1 et 5 batteries et entre 5 et 10 batteries, nous remarquons :

- Entre 1 et 5 batteries : - 1900 euros / batterie ajoutée sur facture réseau, + 150 euros / batterie ajoutée sur coût vieillissement batterie ;
- Entre 5 et 10 batteries : - 260 euros / batterie ajoutée sur facture réseau, + 150 euros / batterie ajoutée sur coût vieillissement batterie.

Le dimensionnement actuel (5 batteries) est le point pivot entre un avantage par batterie très grand et un avantage par batterie plus faible.

Dans un second temps, nous fixons le nombre de batteries au dimensionnement actuel (5 batteries) et nous optimisons le nombre de PV. Le même point d'inflexion est retrouvé, proche du dimensionnement actuel. Dans un troisième temps, nous optimisons les deux variables : le nombre de PV et le nombre de batteries. Les fonctions objectives étant :

- Coût achat batterie = $5000 * N_{BAT}$
- Coût achat PV = $200 * N_{PV}$
- OPEX total = (coût réseau + coût vieillissement batterie) * 15

Nous retrouvons le dimensionnement actuel sur le Pareto des solutions optimales et nous remarquons que pour minimiser l'OPEX, l'optimisation va dans la direction de la butée haute de PV et un nombre de batteries sur la médiane de l'intervalle étudié.

Pour visualiser ce résultat, nous avons extrait les variables de dimensionnement qui correspondent au meilleur OPEX. Nous

traçons en figure 12 les histogrammes des occurrences des valeurs de ces variables (nombre PV et nombre batteries) parmi les meilleurs candidats. On retrouve la tendance vers un nombre maximum de PV et médian de batteries.

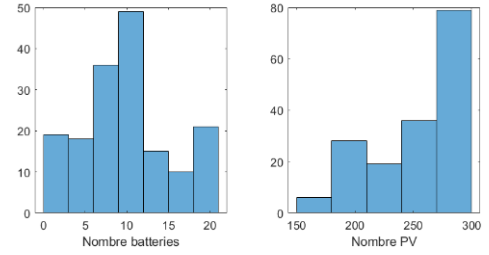


Figure 12 : Histogrammes des occurrences des nombres de PV et de batteries dans la meilleure partie du Pareto

2.5. Intégration du vieillissement des batteries dans la gestion d'un système de stockage

L'intégration du vieillissement des batteries dans la gestion des systèmes de stockage est essentielle pour maximiser l'utilisation des énergies renouvelables et minimiser les coûts dans les systèmes énergétiques. En intégrant des facteurs tels que l'état de charge, la profondeur de décharge et la fréquence des cycles dans les algorithmes d'optimisation, il est possible de trouver un équilibre entre l'efficacité énergétique et la longévité des batteries [2]. L'objectif est de déterminer des stratégies optimales de charge et de décharge qui s'alignent sur la production d'énergie renouvelable tout en minimisant les coûts opérationnels. Cette approche améliore la fiabilité et la durabilité des systèmes énergétiques en réduisant la dépendance au réseau électrique et en garantissant que les systèmes de stockage fonctionnent efficacement tout au long de leur durée de vie.

Dans cette perspective, le problème d'optimisation à deux niveaux utilise une formulation « mixed-integer linear programming » (MILP) avec « particle swarm optimization » (PSO), visant à minimiser à la fois les coûts d'utilisation de l'énergie et le vieillissement de la batterie. La méthode intègre un modèle non linéaire de dégradation de la batterie afin d'en améliorer la précision. Au premier niveau, la minimisation des coûts est réalisée en tenant compte du tarif d'électricité fourni par l'opérateur du réseau d'électricité. Par conséquent, le problème d'optimisation est résolu en déterminant l'état de charge optimal de la batterie tout au long de la journée, comme présenté ci-dessous :

$$\min \left[C_d = \sum_{t=1}^T (P_{g,t}^+ \lambda_{g,t}^b - P_{g,t}^- \lambda_{g,t}^s) \Delta t \right] \quad (10)$$

C_d représente le coût total journalier, $P_{g,t}^+$ désigne la puissance achetée au réseau, tandis que, $P_{g,t}^-$ correspond à la puissance revendue au réseau électrique. Les variables $\lambda_{g,t}^b$ et $\lambda_{g,t}^s$ représentent respectivement les prix instantanés d'achat et de vente de l'électricité. T désigne l'intervalle de temps dans la journée et t est l'indice temporel. La fonction objective est optimisée sous un ensemble de contraintes relatives aux limites de puissance du réseau, au SoC de la batterie et à la puissance de la batterie. Une formulation détaillée de ces contraintes est présentée dans [16].

Une fois l'optimisation MILP du premier niveau terminé, le paramètre de décision, à savoir le profil de SoC de la batterie, est transmis au second niveau. À ce stade, le problème est résolu en intégrant un modèle non linéaire de vieillissement de la

batterie. L'impact de ce vieillissement est pris en compte dans le problème d'optimisation PSO à l'aide d'une fonction de pénalité, formulée comme suit :

$$\Psi_p = \epsilon_p (SoH_{t=1} - SoH_{t=T}) \quad (11)$$

$$\min \left[C_d = \Psi_p + \sum_{t=1}^T (P_{g,t}^+ \lambda_{g,t}^b - P_{g,t}^- \lambda_{g,t}^s) \Delta t \right] \quad (12)$$

ϵ_p est le coefficient de pénalité lié au vieillissement, défini comme une valeur suffisamment grande pour décourager fortement la dégradation excessive de la batterie. Ψ_p représente le coût de pénalité associé à la diminution de SoH de la batterie entre le début et la fin de la journée. Le problème d'optimisation conserve le même ensemble de contraintes que celui du premier niveau et est résolu à l'aide d'une méthode heuristique PSO. Dans ce cadre, la moitié de la population initiale est générée à partir des résultats de l'optimisation du premier niveau MILP, tandis que la moitié restante est générée aléatoirement afin de préserver la diversité de l'espace de recherche.

L'efficacité de l'approche d'optimisation à deux niveaux est évaluée à l'aide de données réelles provenant de deux sites opérationnels, chacun équipé d'un système photovoltaïque, d'un système de stockage d'énergie par batteries et d'une connexion au réseau. Afin de garantir une comparaison équitable, le SoC de la batterie est limité en fonction des mesures réelles enregistrées sur site. Les résultats — incluant le coût de l'énergie, l'utilisation des énergies renouvelables et le vieillissement de la batterie — sont présentés à la Figure 10.

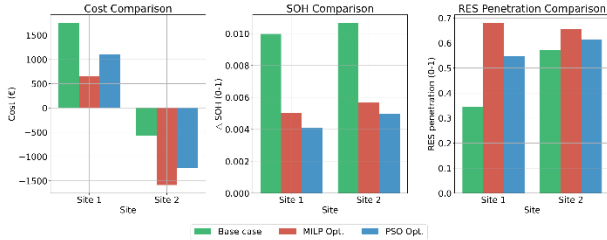


Figure 10 : Résultats de simulation de la gestion de l'énergie

Les résultats de la simulation montrent que même la stratégie de minimisation des coûts permet d'obtenir de meilleures performances en termes de vieillissement de la batterie par rapport au cas de référence, basé sur les mesures réelles des sites. Toutefois, la réduction du vieillissement de la batterie implique un compromis : les utilisateurs doivent accepter une légère diminution des économies réalisées (ou des profits, dans le cas du site 2) ainsi qu'une utilisation réduite des énergies renouvelables. Il convient de noter que les simulations ont été réalisées sur une période équivalente à celle des mesures disponibles — soit 232 jours pour le site 1 et 355 jours pour le site 2. Par conséquent, étant donné que l'optimisation par PSO permet de prolonger la durée de vie de la batterie, l'approche d'optimisation à deux niveaux proposés pourrait, à long terme, offrir une meilleure utilisation des énergies renouvelables ainsi qu'une réduction globale des coûts sur l'ensemble de la durée de vie de la batterie.

3. CONCLUSIONS

Cette collaboration entre universitaires et industriels a permis de proposer des méthodologies simples et adaptées aux applications réelles. La méthode de caractérisation permet d'identifier les paramètres des modèles équivalents de nouvelles

batteries. Les lois de vieillissements proposées peuvent également être adaptées à toute nouvelle situation ou technologie de batterie. La méthode de suivi de l'état de santé, même si elle doit encore être consolidée, constitue un moyen simple et efficace pour déterminer en fonctionnement le niveau de dégradation des batteries. Les simulations ont souligné l'intérêt d'inclure la prise en compte du vieillissement lors du dimensionnement des équipements de stockage avec des batteries, ainsi que lors de la gestion temps réel de l'énergie de ces installations. Il reste à valider expérimentalement ces résultats sur plusieurs profils d'usage. L'ensemble des outils mis au point lors de ce projet étant réalisé dans une approche de science ouverte, les partenaires, notamment industriels, pourront continuer au-delà du projet à les utiliser et à vérifier si les méthodologies adoptées dans ce projet confirment les premières prédictions obtenues. En particulier, la capacité à mieux déterminer l'état de santé SoH des batteries devrait leur permettre d'utiliser de manière plus optimale les batteries que ce soit en première vie ou en seconde vie.

4. REMERCIEMENTS

Les partenaires du projet 4BLife remercient l'ADEME pour son soutien financier.

5. REFERENCES

- [1] J. Leijon, *Charging strategies and battery ageing for electric vehicles: A review*. Energy Strategy Reviews, Vol. 57, 2025
- [2] J.M. Reniers et al., *Improving optimal control of grid-connected lithium-ion batteries through more accurate battery and degradation modelling*. Journal of Power Sources Vol. 379, pp. 91–102, 2018
- [3] J. M. Reniers et al., *Unlocking extra value from grid batteries using advanced models*. Journal of Power Sources Vol. 487, 2021.
- [4] S. Zheng et al., *A review of equivalent-circuit model, degradation characteristics and economics of Li-ion battery energy storage system for grid applications*. Journal of Energy Storage Vol. 101, 2024.
- [5] M.S. Hossain Lipu, et al., *A review of controllers and optimizations based scheduling operation for battery energy storage system towards decarbonization in microgrid: Challenges and future directions*. Journal of Cleaner Production Vol. 360, 2022.
- [6] Y. Zhou, *Sustainable energy sharing districts with electrochemical battery degradation in design, planning, operation and multi-objective optimization*. Renewable Energy, Vol. 202, pp 1324–1341, 2023
- [7] Y. Gopee et al., *Energy Management System for a Low Voltage Direct Current Microgrid: Modeling and experimental validation*. IECON 2022, Brussels, Belgium.
- [8] P. V.H Seger et al., *Influence of parameter identification choices on a Li-ion battery electric model*. ELECTRIMACS 2024, Castello, Spain.
- [9] A. Houbbadi et al., *Smart charging of electric bus fleet minimizing battery degradation at extreme temperature conditions*. IEEE VPPC 2021, Gijon, Spain.
- [10] P. V.H. Seger et al., *A second life Li-ion battery ageing model with uncertainties: From cell to pack analysis*. Journal of Power Sources Vol. 541, 2022.
- [11] Q. Mayemba et al., *Ageing datasets of commercial lithium-ion batteries: A review*. Journal of Energy Storage Vol. 83, 2024.
- [12] M. Bercibar et al., *Critical Review of State of Health Estimation Methods of Li-ion Batteries for Real Applications*. Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol. 56, pp. 572–587, 2016.
- [13] B. Jammes et al., *Suivi temps réel du SoH de batteries lithium-ion*. SGE 2025, Toulouse, France
- [14] B. Kabalan, et al., *Systematic methodology for architecture generation and design optimization of hybrid powertrains*. IEEE Transactions on Vehicular Technology. Vol. 69, no. 12, 2020.
- [15] P. Daval, et al., *Development of Energy Management Strategies for a MG with Distributed Energy Generation and Storage*. EPE 2025, Paris, France.
- [16] B. Celik et al., *Development of energy management strategies for sustainable microgrid operation using battery storage and renewable integration*. SGE 2025, Toulouse, France