

Identification en temps réel des paramètres des batteries pour améliorer le contrôle par modèle prédictif des micro-réseaux dédiés aux bâtiments

Daniela Yassuda Yamashita
ESTIA-Recherche
Université de Poitiers
Bidart, France

Ionel Vechiu
ESTIA-Recherche
Bidart, France

Jean-Paul Gaubert
LIAS-Université de Poitiers
Poitiers, France

RESUME – Les systèmes de stockage sont des éléments clés pour permettre la conception de micro-réseaux dédiés aux bâtiments. Cependant, les imprécisions des modèles mathématiques des batteries, dû aux effets de la température et de leur vieillissement peuvent réduire les performances d'un système micro-réseaux. Cet article présente un contrôleur par modèle prédictif doté d'un algorithme d'identification en temps réel des modèles des batteries pour mieux estimer leur état de charge afin d'exploiter au maximum les batteries sans les endommager. Les résultats démontrent que l'algorithme proposé associé au nouveau modèle pour l'estimation de l'état de charge des batteries est capable d'améliorer jusqu'à trois fois la précision des modèles de l'estimation de l'état de charge des batteries Li-ion, et d'augmenter jusqu'à 3% l'indice d'autoconsommation annuel d'un micro-réseau dédié aux bâtiments.

Mots-clés—MPC, système de stockage d'énergie, modélisation, batteries Lithium-ion

1. INTRODUCTION

Les micro-réseaux dédiés aux bâtiments (MRBs) sont une alternative avantageuse pour favoriser l'intégration des sources d'énergie renouvelables (SERs) dans le réseau électrique traditionnel [1]. Cependant, leur expansion est limitée par la difficulté de concevoir un système de gestion de l'énergie (SGE) générique capable de fonctionner sous différentes variations stochastiques. L'inexactitude des modèles mathématiques des composants des MRBs entraînent une sous-exploitation des ressources interne à ce dernier ou des dommages matériels [2].

Dans la littérature, de nombreuses méthodes de SGE existent, comme celles recensées et analysées dans la référence [3]. Concernant les algorithmes de gestion de l'énergie dans les micro-réseaux, le contrôle par modèle prédictif (i.e. *Model Predictif Control* (MPC) en anglais) a prouvé sa robustesse vis-à-vis des perturbations externes, même avec un modèle linéaire simplifié [4]. Néanmoins, il manque une évaluation de la performance du MPC dans le cadre des changements environnementaux, tels que la température et l'imprécision des paramètres du modèle provenant des spécifications techniques.

Afin de faire face à ces incertitudes, il existe plusieurs techniques pour mieux estimer les paramètres intrinsèques des batteries. La conception d'un modèle précis des batteries en utilisant l'équation d'Arrhenius [5], ou des modèles mathématiques conçus à partir des spécifications techniques [2],

[6] sont les plus souvent cités dans la littérature. Toutefois, ils nécessitent une calibration du modèle en amont, ce qui peut entraîner des incertitudes toute au long de la durée de vie des batteries. Dans ce contexte, des stratégies basées sur l'analyse de données sont mises en œuvre. Les plus fréquentes sont : l'analyse incrémentale de la tension et de la capacité pour estimer l'état de santé des batteries [7], des méthodes qui identifient les paramètres à partir du filtre de Kalman [8] ou celles qui font appel aux techniques par apprentissage automatique [9].

Par conséquent, cet article propose un MPC doté d'un module d'identification des paramètres en temps réel (IPTR) pour faire face aux incertitudes liées à l'estimation de l'état de charge des batteries. A travers les simulations sur MATLAB® Simulink d'un micro-réseau composé par des panneaux photovoltaïques (PVs) et des batteries Li-ion, l'autonomie énergétique du bâtiment a été évaluée sans et avec le module IPTR. Les résultats montrent que la précision de l'estimation de l'état de charge (i.e. state of charge (SoC) en anglais) des batteries est amélioré dans une proportion de l'ordre de trois fois par rapport au modèle linéaire basé sur des paramètres statiques ne provenant que des spécifications techniques [4]. L'augmentation de la précision de l'estimation de l'état de charge et la meilleure identification de la capacité des batteries ont permis au MRB de réduire jusqu'à 3% son injection d'énergie au réseau et de diminuer d'environ 2% la quantité totale de l'achat d'électricité sur une année complète d'exploitation.

La suite de cet article est structurée autour de quatre sections. La section 2 décrit la stratégie de contrôle proposée avec l'algorithme d'identification des paramètres des batteries. La section 3 détaille le nouveau modèle développé pour l'estimation de l'état de charge de batteries, ainsi que les détails de l'algorithme IPTR. La section 4 présente les principaux résultats obtenus, en comparant le MPC conventionnel et le MPC doté du module IPTR. Enfin, la section 5 conclut l'article.

2. LA VISION GENERALE DU SYSTEME DE GESTION DE L'ENERGIE

Le MRB ciblé est un micro-réseau connecté au réseau, qui interagit avec l'agrégateur communautaire, comme illustré dans la Fig. 1. Le système de gestion de l'énergie du MRB est composé par deux principaux modules, à savoir le MPC et le

module IPTR, qui seront exposé dans les paragraphes 2.1 et 2.2, respectivement.

2.1. Contrôleur par Modèle Prédictif

Compte tenu des fluctuations de l'estimation de l'énergie générée par les panneaux photovoltaïques (PVs) et consommée par le bâtiment, le MPC détermine les références des puissances de charge (P_{bat}^{ch}) et décharge ($P_{bat}^{déc}$) des batteries dans chaque période d'échantillonnage ($T_s = 1h$). Le traitement journalier sur un horizon de 48h a pour objectif de minimiser la quantité d'énergie achetée ($T_s \cdot P_{achetée}$) et injectée ($T_s \cdot P_{injectée}$) au réseau. Par conséquent, l'objectif principal du contrôleur MPC est de maximiser le taux d'autoconsommation (τ_a) et le taux de couverture (τ_c) [10] annuels qui sont définis par les équations (1) et (2), respectivement. Pour cela, le MPC optimise sur chaque jour la fonction objective définie par (3) en utilisant l'algorithme *Mixed Integer Linear Programming*.

$$\tau_a = 1 - \frac{\sum_k P_{injectée,k}}{\sum_k P_{PV,k}} \quad (1)$$

$$\tau_c = 1 - \frac{\sum_k P_{achetée,k}}{\sum_k P_{consomée,k}} \quad (2)$$

$$J = \min_{P_{bat}} \sum_{k=1}^{48} P_{injectée,k} + P_{achetée,k} \quad (3)$$

Il est à noter que pour éviter les arbitrages lors de l'achat et de la vente d'énergie, la Commission de Régulation de l'Énergie (CRE), en accord avec Enedis en France, ne permet aux MRBs de stocker et d'injecter que l'énergie provenant des énergies renouvelables [11]. La CRE exige aussi que les installations photovoltaïques garantissent $\tau_a \geq 50\%$ annuellement [12].

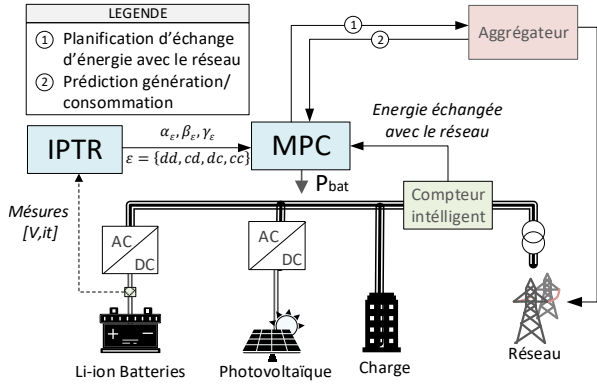


Fig. 1. Architecture du système de gestion d'énergie d'un micro-réseau dédié aux bâtiments basée sur l'algorithme par modèle prédictif doté du module d'identification en temps réel des paramètres des batteries.

Particulièrement, le taux de couverture n'entre pas explicitement dans les spécifications de la CRE. Toutefois, il est d'intérêt primordial du MRB de minimiser les importations de l'énergie du réseau, afin de réduire les dépenses d'achat d'électricité. De cette manière, les contraintes majeures du MPC sont celles qui limitent la charge et décharge des batteries pour respecter non seulement les restrictions imposées par la CRE, mais aussi pour ne pas dépasser la puissance maximale (P_{bat}^{MAX}) de charge et décharge des batteries. En conséquence, les batteries peuvent se charger dès qu'il y a un surplus d'énergie, tandis que les batteries sont autorisées de se décharger lorsqu'il y a un déficit d'énergie, conformément aux équations (4) et (5).

$$-\left| \max(P_{bat}^{MAX}, P_{surplus}) \right| \leq P_{bat,k}^{ch} \leq 0 \quad (4)$$

$$0 \leq P_{bat,k}^{déc} \leq \left| \max(P_{bat}^{MAX}, P_{déficit}) \right| \quad (5)$$

Afin de prolonger la durée de vie des batteries, il faut respecter les limites du *SoC* définies par le fabricant pour assurer une durée de vie des batteries adéquate [2], [13]. C'est pour cette raison, qu'il est important de bien prévoir le SoC_{k+1} et de les limiter selon les contraintes d'inégalités définies par (6). De plus, afin de maximiser l'autonomie énergétique du MRB au-delà de l'horizon du MPC, le *SoC* à $k = 48$ est contraint à être supérieur à 40%.

$$SoC_{min,k} \leq SoC_k \leq SoC_{max,k} \quad (6)$$

2.2. Module d'identification des paramètres en temps réel

Dans la plupart des études scientifiques [4], l'estimation du SoC_{k+1} est faite à partir des paramètres invariants avec le temps et qui proviennent des spécifications techniques des batteries, comme formulée dans (7).

$$SoC_{k+1} = SoC_k + \frac{\eta_{ch} T_s}{v_{nom} \cdot Q_{nom}} \cdot P_{ch,k} + \frac{T_s}{v_{nom} \cdot Q_{nom} \eta_{déc}} \cdot P_{déc,k} \quad (7)$$

Toutefois, en se basant sur le modèle théorique des batteries Li-ion [14], le rendement pendant sa charge (η_{ch}) ou décharge ($\eta_{déc}$), la capacité nominale (Q_{nom}) et la tension nominale (v_{nom}) changent selon l'intensité du courant, l'âge de la batterie et aussi la température des cellules. Selon [7], [9], la variation de la tension peut être de l'ordre de 10% de la tension nominale entre les états extrêmes, complètement chargée et déchargée. Également, la capacité nominale peut atteindre 80% de sa valeur initiale à la fin de sa durée de vie [9]. Par conséquent, des incertitudes supplémentaires sur l'estimation du SoC_{k+1} sont ajoutées au niveau du contrôleur MPC, ce qui évite une sous ou sur exploitation des batteries.

Devant cette problématique, cet article propose le module IPTR qui a comme objectif de mieux estimer les paramètres du modèle des batteries pour déterminer SoC_{k+1} et ses limites maximales (SoC_{max}^{k+1}) et minimales (SoC_{min}^{k+1}) avec plus de précision, même sous des variations externes des paramètres. Donc, le module IPTR calcule et réactualise les paramètres de l'estimation de SoC_{k+1} , comme illustré dans la Fig. 2. Les limites SoC_{max}^{k+1} et SoC_{min}^{k+1} sont déterminés de façon à garantir le fonctionnement des batteries dans la région linéaire, ainsi comme montré dans Fig. 4. Le module IPTR détermine les paramètres du modèle d'estimation de l'état de charge (i.e. α_ε , β_ε et γ_ε) définis par (8) – (10) à partir d'une régression linéaire non-conventionnelle en utilisant les données de mesures acquises. La variable $\delta_{\varepsilon,k}$ est une variable booléenne qui vaut 1 lorsque la batterie est active et 0 dans le cas au contraire.

$$SoC_{k+1} = 1 - \frac{i_{t,k} + \Delta i_{t,k}}{Q_{nom,k}} \quad (8)$$

$$\Delta i_{t,k} = \sum_{\varepsilon=\{cd, dd, cc, dc\}} \alpha_\varepsilon P_{\varepsilon,k} + \beta_\varepsilon i_{t,k-1} + \gamma_\varepsilon \delta_{\varepsilon,k} \quad (9)$$

$$P_{bat,k} = P_{bat,k}^{ch} + P_{bat,k}^{déc} = \sum_{\varepsilon=\{cd, dd, cc, dc\}} P_{\varepsilon,k} \quad (10)$$

Manifestement, l'équation (9) peut être interprétée comme quatre surfaces Σ_ε d'axe $xyz_\varepsilon = [P_\varepsilon, i_t, \Delta i_t]_\varepsilon$, ainsi comme illustrée dans la Fig. 3. Alors, chaque surface xyz peut-être mathématiquement représentée par trois points pivots, à savoir

les points, $A_\varepsilon = [i_t^{MIN}, P_{BAT}^{MIN}, \Delta i_t^A]_\varepsilon$, $B_\varepsilon = [i_t^{MAX}, P_{BAT}^{MIN}, \Delta i_t^B]_\varepsilon$ et $C_\varepsilon = [i_t^{MAX}, P_{BAT}^{MAX}, \Delta i_t^C]_\varepsilon$, qui couvrent la zone de faisabilité élargie de 20% des limites recommandés par le fabricant.

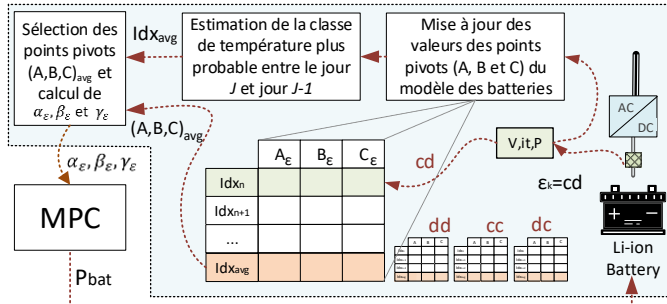


Fig. 2. L'architecture de l'algorithme d'identification des paramètres en temps réel pour une séquence de charge et de décharge ($\varepsilon_k = cd$).

Notamment, les surfaces Σ_ε sont classées dans quatre grandes catégories, nommées $\varepsilon = \{cd, dd, cc, dc\}$ qui indiquent la séquence de charge (c) et décharge (d) des batteries, à l'instant $k - 1$ et k . Cette classification s'avère nécessaire à cause de la variation de la tension v lors la charge et la décharge. Ainsi chaque jour, l'IPTR envoie vers le MPC seulement les valeurs de α_ε , β_ε et γ_ε correspondantes à la température la plus probable pour le lendemain, c'est-à-dire, la température moyenne du jour précédent.

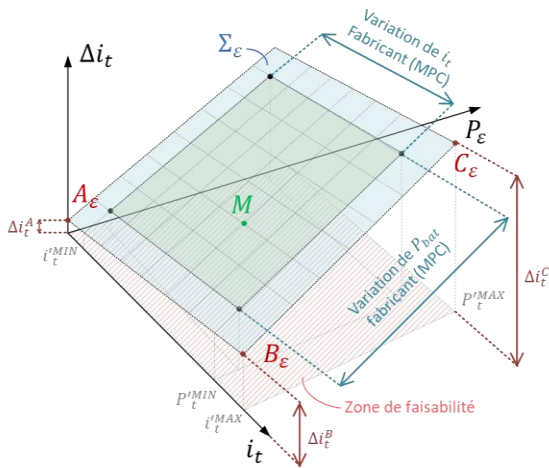


Fig. 3: Perspective tridimensionnelle avec les points pivots A, B et C pour l'identification du modèle de prédiction de la variation de l'état de charge Δi_t des batteries en fonction de la puissance P_ε et du i_t , précédant

3. DETAIL DU FONCTIONNEMENT DE L'ALGORITHME IPTR

L'algorithme IPTR s'appuie sur des mesures acquises à chaque changement de consignes des références de puissance données par le MPC. Synchronisé avec l'MPC, le module IPTR enregistre à chaque pas d'échantillonnage (i.e. T_s), un nouveau point de mesure M , composé par l'intégrale du courant (i_t), la puissance de référence (P_{bat}) et la tension aux bornes des batteries (v).

L'algorithme IPTR peut être subdivisé en quatre grandes étapes, à savoir : classification, actualisation, conception des modèles linéaires et identification des limites du SoC . Chacune de ces étapes seront détaillées ultérieurement dans les paragraphes 3.1, 3.2, 3.3 et 3.4. A l'étape de classification, le point de mesure M est classé selon l'intervalle de température correspondante. Ensuite, dans l'étape d'actualisation, les valeurs de Δi_t^A , Δi_t^B et Δi_t^C sont ajustés afin d'approcher le modèle défini par les équations (8) et (9) du point M en prenant en compte

indirectement tous les points de mesures antérieurs. Une fois réactualisés les points pivots A_ε , B_ε et C_ε , les paramètres α_ε , β_ε et γ_ε sont déterminés et envoyés vers le MPC. Parallèlement, la pente de la courbe de décharge ($\Delta v / \Delta i_t$) est surveillée dans le but de garantir la linéarité du modèle développé. Si la linéarité n'est pas satisfaite, les limites SoC_{max}^{k+1} et SoC_{min}^{k+1} sont modifiés en accord. Finalement, le MPC détermine les prochaines références de puissance qui seront envoyées aux batteries le lendemain en se basant sur le modèle de prédiction de l'état de charge et les contraintes finement ajustés.

3.1. Classification des mesures par intervalle de température

La tension v est utilisée pour classifier le modèle par intervalle de température des cellules des batteries (T_{cell}). Ainsi comme démontré dans la Fig. 4, la tension aux bornes des batteries augmente avec la température et diminue dans le cas opposé. De cette façon, la température des cellules peut être surveillée à partir du traitement des mesures de v , ce qui reflète l'image de la variation de T_{cell} . Cette corrélation entre v et T_{cell} est illustrée sur la Fig. 5, où les données de T_{cell} et v ont été acquises pendant une année de simulation sur Simulink®.

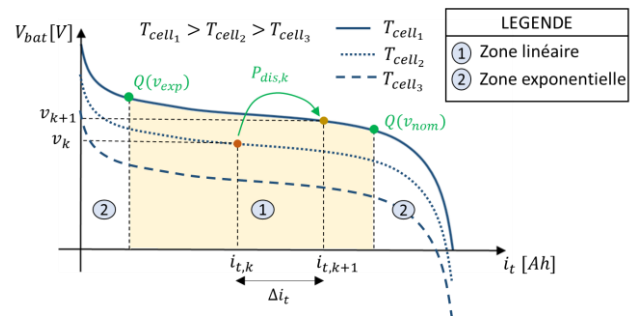


Fig. 4: Allures de décharge d'une cellule de batterie Li-ion sous variations de température.

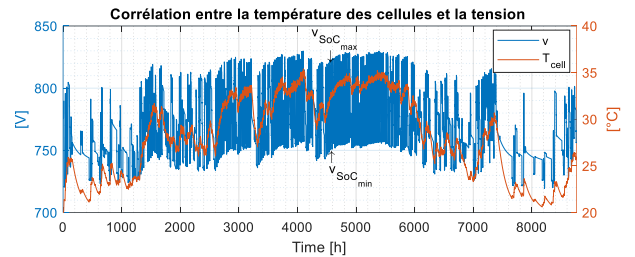


Fig. 5: Evolution de la tension et de la température des cellules de batteries Li-ion pendant la simulation d'une année d'opération en considérant $SoC_{max} = 80\%$ et $SoC_{min} = 20\%$.

Dans la Fig. 4, il est aussi illustré que la fluctuation de T_{cell} implique principalement un décalage vertical de la tension v dans la courbe de décharge des batteries, mais n'impacte presque pas la pente de v par rapport à i_t . De cette manière, l'amplitude maximale de v ($\Delta v_{MAX} = v_{SoC_{max}} - v_{SoC_{min}}$) due aux charges et décharges complètes des batteries est assimilable à une constante. Ce phénomène peut aussi être constaté dans la Fig. 5, où l'amplitude de la tension s'est maintenue quasiment constante pendant toute l'année de simulation avec les limites de SoC_{max} et SoC_{min} constants.

En conséquence, lorsque le MRB opère pour la première fois ou dès que des nouveaux lots de batteries sont connectés au MRB, le SGE va forcer deux charges et décharges complètes des batteries pour déterminer la valeur de Δv_{MAX} , et donc, la pente de la courbe de décharge. Cependant, comme le rapport $\Delta v / \Delta i_t$

change selon le niveaux de dégradation des batteries [15], il est recommandé de refaire les mesures de Δv au moins une fois par an. Ensuite, les intervalles de température sont définis à travers l'identification des droites $S_{Idx_{class}}$, comme représenté dans la Fig. 6, où Idx_{class} symbolisent les classes de températures.

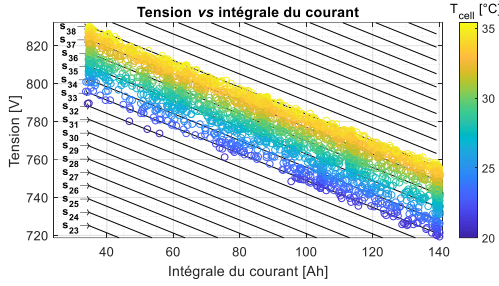


Fig. 6: Relation entre les mesures de tension, l'intégrale du courant et la température de la cellule.

Les droites $S_{Idx_{class}}$ sont écartés d'un intervalle de tension qui est choisi à priori en conséquence de la précision désirée, les capacités de calcul des ordinateurs, ainsi que la vitesse de convergence de l'algorithme IPTR. Typiquement, cet écart peut être définie comme 1% de v_{nom} . Alors, une mesure M_k appartient à la classe de température Idx_{class} , si et seulement si, le point M_k se trouve entre les droites $S_{Idx_{class}}$ et $S_{Idx_{class}+1}$.

3.2. Actualisation des valeurs de $\alpha_\varepsilon, \beta_\varepsilon$ et γ_ε

Dès qu'une nouvelle mesure M_k est acquise et classée dans un intervalle de température Idx_{class} , les valeurs $\Delta i_{t,k}^A, \Delta i_{t,k}^B$ et $\Delta i_{t,k}^C$ des points pivots de cette classe Idx_{class} sont recalculées, de manière à affiner le modèle de l'état de charge. Pour cela, chaque point pivot possède une valeur de confiance, nommée $\omega_{A,k}, \omega_{B,k}, \omega_{C,k}$, qui indique la fiabilité des valeurs $\Delta i_{t,k}^A, \Delta i_{t,k}^B$ et $\Delta i_{t,k}^C$ par rapport au comportement réel des batteries. Plus les valeurs de $\omega_{A,k}, \omega_{B,k}, \omega_{C,k}$ sont élevées, plus les valeurs de $\Delta i_{t,k}^A, \Delta i_{t,k}^B$ et $\Delta i_{t,k}^C$, respectivement, sont fiables.

L'avantage de l'algorithme IPTR réside dans l'absence de la nécessité de stocker les mesures passées pour adapter le modèle. La connaissance des mesures précédentes est intégrée dans ces valeurs de confiance dynamiques $\omega_{A,k}, \omega_{B,k}, \omega_{C,k}$. Le niveau de confiance augmente par l'acquisition de nouvelles mesures. Par ailleurs, les valeurs de $\omega_{A,k}, \omega_{B,k}, \omega_{C,k}$ dans la première interaction sont initialisées à des valeurs très faibles, de l'ordre de 0.1 à 1.0. Également, les valeurs de $\Delta i_{t,k}^A, \Delta i_{t,k}^B$ et $\Delta i_{t,k}^C$ sont initialisées à des valeurs fournies par le fabricant en utilisant les équations suivantes.

$$\Delta i_{t,k=0}^A = \Delta i_{t,k=0}^B = \frac{\eta_{ch} T_s}{Q_{nom} v_{nom}} \cdot P_{bat}^{MIN} \quad (11)$$

$$\Delta i_{t,k=0}^C = \frac{T_s}{Q_{nom} v_{nom} \eta_{dis}} \cdot P_{bat}^{MAX} \quad (12)$$

Les valeurs de $\Delta i_{t,k}^A, \Delta i_{t,k}^B$ et $\Delta i_{t,k}^C$ sont mises à jour pour déterminer une surface intermédiaire φ_ε définie par les points A', B' et C' . Les points A', B' et C' possèdent les mêmes coordonnées dans les axes xy que les points A, B et C de la surface Σ_ε , mais avec les valeurs de l'axe z égales à z_A, z_B et z_C . La surface φ_ε contient le point M_k et est déterminée de façon que $\Delta i_{t,k+1}^A, \Delta i_{t,k+1}^B$ et $\Delta i_{t,k+1}^C$ soient le plus proche possible de $\Delta i_{t,k}^A, \Delta i_{t,k}^B$ et $\Delta i_{t,k}^C$. Autrement dit, les valeurs Δi_t à l'instant $k+1$ sont déterminées à travers l'optimisation de la fonction objective définie par l'équation (13).

$$\min_{z_A, z_B, z_C} n_A (\Delta i_{t,k}^A - z_A)^2 + n_B (\Delta i_{t,k}^B - z_B)^2 + n_C (\Delta i_{t,k}^C - z_C)^2 \quad (13)$$

Avec :

$$M_k \in A'B'C'; z_A, z_B, z_C \geq 0 \quad (14)$$

Intuitivement, la valeur élevée de n_A et les valeurs faibles de n_B et n_C impliquent que z_A se rapprochera plus vite de $\Delta i_{t,k}^A$ que z_B et z_C de $\Delta i_{t,k}^B$ et $\Delta i_{t,k}^C$. Toutefois, des valeurs équilibrées entre n_A, n_B et n_C résultent dans une variation équitable de z_A, z_B et z_C . Les valeurs de n_A, n_B et n_C sont la distance normalisée du point de mesure M et le point pivot respectif. Par exemple, n_A est calculé comme indiqué en (15). De cette manière, l'opérateur $\|\cdot\|_{xy}$ indique la distance d'un point à un autre, projetée dans la surface $xy = [i_t, P_\varepsilon]$.

$$n_{A,k} = \frac{\|\overline{MA}\|_{xy}}{\|\overline{MA}\|_{xy} + \|\overline{MB}\|_{xy} + \|\overline{MC}\|_{xy}} \quad (15)$$

Ensuite, après avoir déterminée la surface intermédiaire φ_ε , les valeurs de $\Delta i_{t,k+1}^A, \Delta i_{t,k+1}^B$ et $\Delta i_{t,k+1}^C$ et les poids de confiance $\omega_{A,k+1}, \omega_{B,k+1}, \omega_{C,k+1}$ sont réactualisés selon les équations (16) – (19) dans l'ordre de calcul. Pour des raisons de simplicité, il n'a été spécifié que les équations de mise à jour du point pivot A . Cependant, des équations analogues sont utilisées pour les points B et C .

$$\omega_{A,k+1} = \omega_{A,k} + \frac{\frac{1}{\|\overline{MA}\|_{xy}}}{\frac{1}{\|\overline{MA}\|_{xy}} + \frac{1}{\|\overline{MB}\|_{xy}} + \frac{1}{\|\overline{MC}\|_{xy}}} \quad (16)$$

$$\omega_{inertie,k}^A = \sigma_{inertie} (\omega_{A,k+1} - \omega_{A,k}) \leq \omega_{A,k} \quad (17)$$

$$\Delta i_{t,k+1}^A = \frac{\Delta i_{t,k}^A \cdot \omega_{inertie,k}^A + z_A \cdot \omega_{A,k}}{\omega_{inertie,k}^A + \omega_{A,k}} \quad (18)$$

$$\omega_{A,k+1} = \omega_{A,k+1} - \tau_{decay} \cdot (\omega_{A,k+1} - \omega_{min}) \quad (19)$$

Tout d'abord, le poids de confiance $\omega_{A,k}$ est réactualisé en utilisant l'équation (16). Plus la mesure M_k est proche du point pivot A , plus la valeur de $\Delta i_t^A \cong \Delta i_t^M$ est sûre. Par conséquent, $\omega_{A,k} > \omega_{B,k}, \omega_{C,k}$. Ensuite, le poids d'inertie $\omega_{inertie,k}^A$ est calculé grâce à l'équation (17). Ce poids d'inertie règle la vitesse à laquelle l'ancienne valeur de $\Delta i_{t,k}^A$ s'approchera de la valeur de z_A et elle dépend de la variation entre les poids de confiance actuel et futur, c'est-à-dire $\omega_{A,k}$ et $\omega_{A,k+1}$, respectivement. Le poids d'inertie $\omega_{inertie,k}^A$ est majoré par l'ancien poids $\omega_{A,k}$, afin de limiter la vitesse d'approximation de z_A à un facteur de deux. La valeur de $\omega_{inertie,k}^A$ dépend du facteur d'inertie $\sigma_{inertie}$ qui indique l'importance de la nouvelle mesure M_k par rapport à l'ancien résultat. Finalement, à partir de l'équation (18), la nouvelle valeur de $\Delta i_{t,k+1}^A$ est calculée, et donc le point pivot A déterminé. Une fois identifiés les trois points pivots, les coefficients $\alpha_\varepsilon, \beta_\varepsilon$ et γ_ε sont calculés en utilisant les principes de géométrie analytique, et donc la surface Σ_ε est réactualisée.

Il est à noter que, puisque la courbe de charge/décharge des batteries évolue avec l'âge des batteries, le poids de confiance $\omega_{A,k+1}$ régresse progressivement, comme spécifié dans l'équation (19). C'est-à-dire, la valeur de $\omega_{A,k+1}$ décroît avec une constante de temps τ_{decay} jusqu'à une valeur minimale ω_{min} qui est égale à la valeur de départ ($0.1 \leq \omega_{min} \leq 1$).

3.3. Conception des modèles linéaires

Comme constaté dans Fig. 3, la surface Σ_ε ne croise pas l'axe \vec{i}_t . Par conséquent, le modèle défini par (8) et (9) n'est pas précis pour de faibles puissances, puisque $P_{bat} = 0$ impliquera une variation $\Delta i_t \neq 0$. C'est pour cette raison qu'il faut encore perfectionner le modèle de la SoC_{k+1} . Pour cela, une stratégie consiste à approximer Σ_ε à une surface traversante l'axe \vec{i}_t , comme illustré dans Fig. 7.

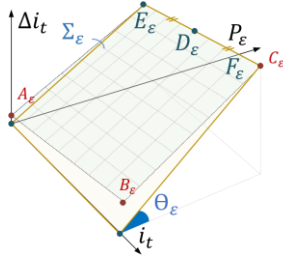


Fig. 7: Modèle linéaire d'approximation de Σ_ε .

Maintenant, le modèle linéaire est caractérisé à partir de l'équation (20).

$$\Delta i_{t,k} = \sum_{\varepsilon=\{cd,dd,cc,dc\}} \theta_\varepsilon P_{\varepsilon,k} \quad (20)$$

Les coefficients θ_ε sont déterminés de façon que les points D_ε – la médiane de $\vec{E}_\varepsilon \vec{F}_\varepsilon$ – soient contenus dans la nouvelle surface approximative, comme spécifié dans l'équation (21).

$$\theta_\varepsilon = \alpha_\varepsilon + \frac{1}{P_{bat}^{MAX}} \cdot \left(\gamma_\varepsilon + \frac{(i_t^{MAX} + i_t^{MIN}) \cdot \beta_\varepsilon}{2} \right) \quad (21)$$

3.4. Identification des limites du SoC

En raison de l'inexactitude de la capacité réelle (Q), les batteries Li-ion peuvent être sous-exploitées ou surexploitées, ce qui peut provoquer soit une perte de performances, soit des dommages indésirables sur les équipements électriques. Afin de bien estimer la capacité Q et de garantir la linéarité du modèle développé, les points $Q(v_{exp})$ et $Q(v_{nom})$ de la Fig. 4 doivent être identifiés. En réarrangeant l'équation (8), les limites supérieure ($i_{t,max}$) et inférieure ($i_{t,min}$) de i_t peuvent être exprimées en fonction du SoC_{max} et SoC_{min} :

$$i_{t,min} = Q \cdot (1 - \widehat{SoC}_{max}) \cong Q(v_{exp}) \quad (22)$$

$$i_{t,max} = Q \cdot (1 - \widehat{SoC}_{min}) \cong Q(v_{nom}) \quad (23)$$

Comme constaté sur la Fig. 4, dans la zone linéaire, la tension de la batterie (v) est linéairement dépendante de i_t . Néanmoins, dès que i_t dépasse les frontières définies par $Q(v_{nom})$ et $Q(v_{exp})$, v présente un comportement non linéaire vis-à-vis de i_t . Par conséquent, en surveillant constamment la pente des courbes de décharge et de charge des batteries, il est possible d'identifier quand les batteries commencent à fonctionner dans la zone exponentielle. Par conséquent, l'idée principale est d'ajuster les valeurs des limites i_t – c'est-à-dire $i_{t,min}$ et $i_{t,max}$ – en temps réel pour maintenir la pente $\frac{dv}{di_t}$ constante, assurant ainsi la linéarité du modèle. Comme l'algorithme s'appuie sur des mesures de la variation de la tension pour des variations d'énergie stockée, il est judicieux d'ignorer les variations faibles afin d'éviter des singularités mathématiques. Pour cette raison, les mesures correspondantes

à une puissance de référence inférieure à 10 fois la puissance maximale P_{bat}^{MAX} sont déconsidérés.

De cette manière, l'algorithme possède trois grandes étapes, à savoir : (i) acquisition des données, (ii) traitement des données (iii) évaluation et mise à jour, comme détaillé dans l'organigramme de la Fig. 8. Il faut noter que l'algorithme considère comme hypothèse que la référence de puissance est constante pendant chaque échantillon (T_s) ; que les bruits de mesure sont négligeables ; et que T_s est bien supérieur au temps de réponse des batteries pour garantir leur régime stationnaire.

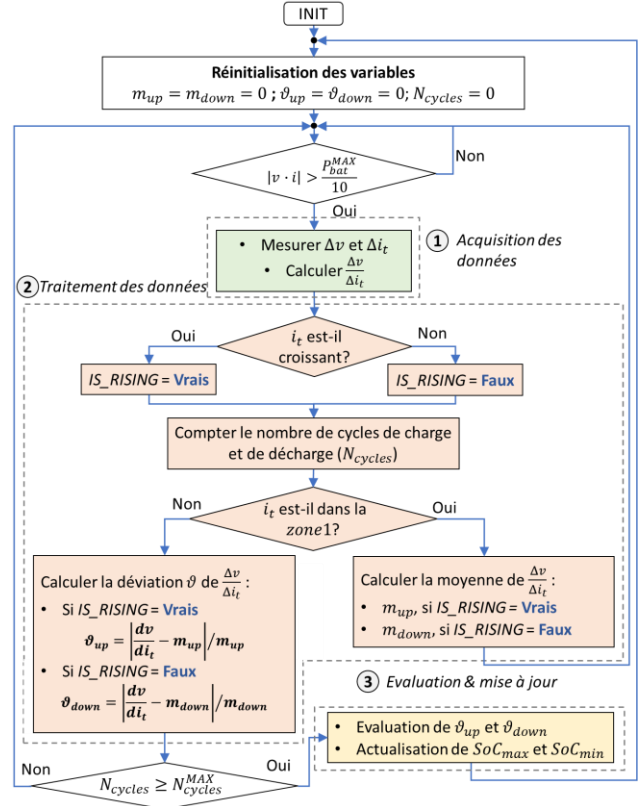


Fig. 8: Organigramme de l'algorithme pour l'identification des limites de SoC_{min} et SoC_{max} qui garantissent l'opération dans la zone linéaire.

L'idée principal de l'algorithme consiste à diviser la courbe temporelle de i_t en deux zones, nommées *zone1* et *zone2*. La *zone1* représente la plage de i_t où la batterie fonctionne certainement dans la zone linéaire et est indiquée par les points rouges dans la Fig. 9. D'autre part, la *zone2* est la zone pour laquelle la batterie peut être soit dans la zone linéaire, soit dans la zone non-linéaire, signalée par les points jaunes. Autrement dit, la *zone1* correspond à la plage de 20% à 80% des limites prédéfinies de $i_{t,min}$ et $i_{t,max}$, tandis que la *zone2* équivaut à la zone complémentaire à la *zone1*.

Il est possible de noter que lorsque la batterie fonctionne dans la zone non-linéaire (Fig. 9a), les oscillations de $\frac{dv}{di_t}$ sont plus importantes. D'autre part, quand la batterie reste dans la zone linéaire (Fig. 9b), $\frac{dv}{di_t}$ est quasi-constant. Alors, pour déterminer si la *zone2* est située dans la plage de fonctionnement linéaire ou non-linéaire, la moyenne de la différence absolue entre chaque $\frac{dv}{di_t}$ mesurée dans la *zone2* et la valeur moyenne de tous les $\frac{dv}{di_t}$ à l'intérieur de la *zone1* (i.e. m_{up} et m_{down}) sont évaluées. En d'autres termes, les écarts moyen ϑ_{down} et ϑ_{up} sont calculés, comme détaillé dans la Fig. 8.

Quand le nombre de cycles de charge et décharge atteint le seuil N_{cycles}^{MAX} , les valeurs de \widehat{SoC}_{min} et \widehat{SoC}_{max} sont mises à jour comme montré dans la Fig. 10. En fait, les déviations ϑ_{down} et ϑ_{up} sont surveillés à travers un contrôleur proportionnel avec une hystérésis à son entrée pour être maintenus à une plage entre $\vartheta_{up,down}^{ref} \pm Tol$. Les valeurs de $Tol \cong 2\%$, $\vartheta_{up}^{ref} = \vartheta_{down}^{ref} \cong 10\%$, mais elles peuvent être régulées pour réduire l'oscillation ou augmenter le temps de réponse de \widehat{SoC}_{min} et \widehat{SoC}_{max} . Si le changement de \widehat{SoC}_{min} et \widehat{SoC}_{max} implique une modification supérieure à 10% des $i_{t,min}$ et $i_{t,max}$ précédents, la zone de faisabilité de la Fig. 3 est réajustée en accord et les valeurs de confiance ω_A , ω_B , ω_C sont réinitialisées à ω_{min} . Une fois réactualisés \widehat{SoC}_{min} et \widehat{SoC}_{max} , les valeurs de m_{up} , m_{down} , ϑ_{up} et ϑ_{down} sont réinitialisées et l'algorithme d'estimation de \widehat{SoC}_{min} et \widehat{SoC}_{max} est remis à l'état initial.

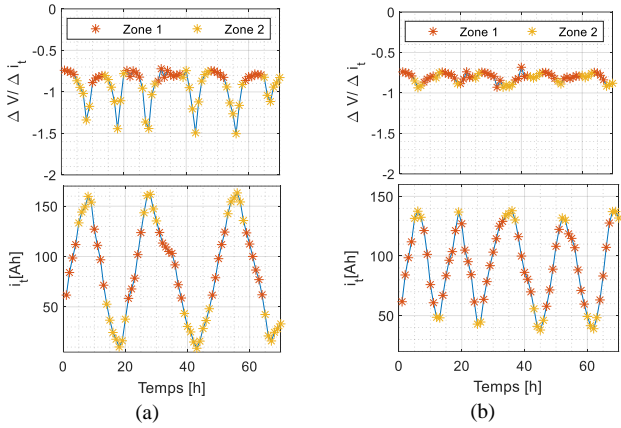


Fig. 9: L'exploitation des batteries Li-ion pendant 70 heures. Dans le graphique supérieur, la pente de la courbe de charge et de décharge ($\frac{\Delta v}{\Delta i_t}$). En bas, l'intégrale du courant. (a) Batterie en opération dans la région non-linéaire, puisque $SoC_{max} = 96\%$ et $SoC_{min} = 4\%$. (b) Batterie en opération dans la région linéaire, car $SoC_{max} = 80\%$ et $SoC_{min} = 20\%$

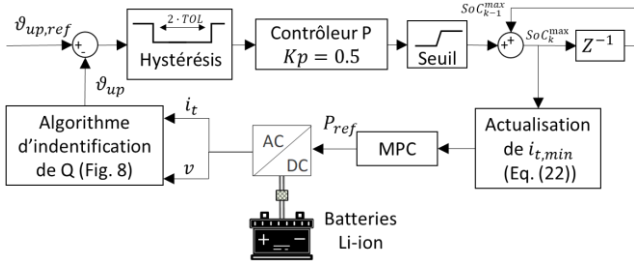


Fig. 10: Régulateur pour maintenir la déviation de $\frac{\Delta v}{\Delta i_t}$ dans une plage acceptable proche d'une valeur de référence $\vartheta_{up,ref}$

4. RESULTATS

Afin de démontrer la performance du contrôleur MPC doté du module IPTR, le MRB équipé par des PVs et des batteries Li-ion avec un dimensionnement spécifié dans le Tableau 1 a été simulé sur MATLAB Simulink® pendant 365 jours avec et sans le module IPTR sous plusieurs configurations.

Tableau 1: Dimensionnement du micro-réseau dédié au bâtiment de l'étude.

Equipement	Description technique
Panneaux photovoltaïques	100 kWc
Batteries Li-ion	Tension nominale : 720 V Courant de décharge nominal : 75 A Capacité nominale : 167 Ah Capacité à $v_{nom}@T_{cell} = 20^\circ C$: 151 Ah Capacité à $v_{exp}@T_{cell} = 20^\circ C$: 8.2 Ah

Une simulation supplémentaire considérant le cas sans l'installation des batteries a été considérée pour avoir une référence pour la comparaison entre les cas d'études. Des scénarios avec deux niveaux de vieillissement des batteries ont été envisagés, notamment quand les batteries sont neuves ($N_{cycles} = 0$) et quand les batteries possèdent leur capacité dégradée à 90% de leur valeur nominale ($N_{cycles} = 500$). Dans l'intention de montrer la robustesse de l'algorithme contre des imprécisions des paramètres provenant des spécifications techniques, des incertitudes aux valeurs de Q ont été ajoutées au regard du contrôleur MPC. Par conséquent, trois valeurs de Q ont été simulées, à savoir Q_{80} , Q_{100} et Q_{120} , correspondantes à 80%, 100% et 120% de la capacité réelle (167 Ah), respectivement.

Il est important de signaler que les simulations ont été menées en utilisant le profil réel de la radiation solaire et de la température ambiante [16] pour la ville de Bidart en France, où le futur micro-réseau se situera. En revanche, le profil de consommation annuel de l'énergie a été estimé à partir de la consommation d'un des bâtiments existants de l'Ecole Supérieure de Technologies Avancées (ESTIA). Comme illustré sur la Fig. 11, les week-ends, les vacances scolaires et les vacances du personnel de l'école d'ingénieurs ont été pris en compte.

Ainsi, comme mentionné dans le paragraphe 2.1, l'objectif primordial du MPC est de maximiser le taux d'autoconsommation (τ_a) et le taux de couverture (τ_c) annuels, avec le but de satisfaire les recommandations de la CRE. C'est pour cette raison que τ_a et τ_c ont été attribués comme les indices de comparaison de performance entre les stratégies de contrôle. De plus, l'erreur cumulative de la prédiction des états de charge futur (i.e. SoC_{k+1}), ainsi que l'estimation des capacités des batteries ont été confrontés avec τ_a et τ_c , afin de vérifier s'il est possible d'augmenter l'autonomie énergétique du bâtiment à partir de la prédiction plus fiable du SoC_{k+1} et Q .

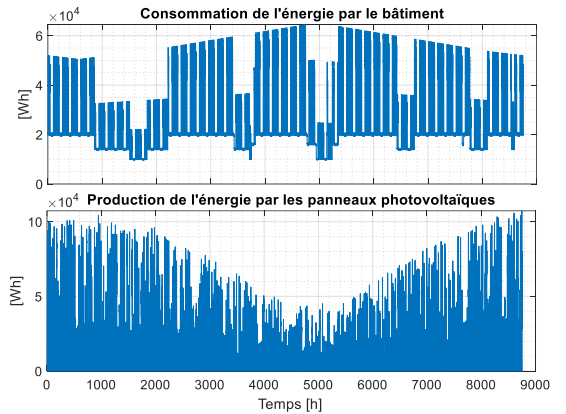


Fig. 11: Profil de production et consommation de l'énergie annuel du micro-réseau dédié au bâtiment de l'étude. Période de juin à juin.

Les graphes de la Fig. 12 montrent que, dans tous les cas d'études, l'erreur cumulative de la prédiction du SoC_{k+1} en utilisant le MPC doté du module IPTR est 2 à 3 fois plus faible qu'en utilisant le MPC classique avec des paramètres des batteries statiques. De plus, le niveau de dégradation des batteries impacte énormément les prédictions du MPC classique, surtout quand la capacité des batteries est surestimée (cas avec Q_{120}). En revanche, avec le module IPTR, les erreurs cumulées sont maintenues sous contrôle dans tous les scénarios.

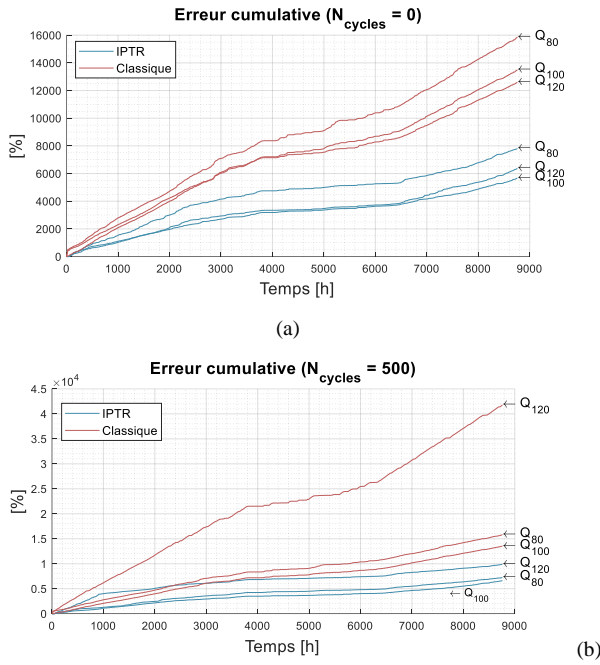


Fig. 12: Erreur cumulative de la prédiction de l'état de charge des batteries. (a) Cas sans dégradation des batteries ($N_{cycles} = 0$). (b) Cas avec dégradation des batteries ($N_{cycles} = 500$).

De plus, selon les graphes de la Fig. 13, τ_a et τ_c sont toujours supérieurs en utilisant l'algorithme IPTR. Ce résultat reflète l'habilité du module IPTR à identifier les capacités réelles des batteries en évitant ainsi leur sous-exploitation. C'est pour cela que les différences sont plus remarquables lorsque les batteries sont sous-exploitées, c'est-à-dire dans le cas avec Q_{80} . Il est possible de noter que même sujet à des imprécisions paramétriques sur la capacité Q , le MPC doté du module IPTR est capable d'assurer presque les mêmes τ_a et τ_c . En contrepartie, comme le MPC classique n'est pas robuste contre les incertitudes de la valeur de Q , τ_a et τ_c sont réduits quand les batteries sont sous-estimées. De manière similaire, τ_a et τ_c sont augmentés quand elles sont surestimées.

La Fig. 13 montre aussi que l'autonomie énergétique du bâtiment est exactement la même qu'avec le MPC classique sur différents niveaux de dégradation des batteries. Comme le MPC classique n'a aucune connaissance sur l'état de santé des batteries, les consignes de charge et décharge sont les mêmes dans les deux scénarios de vieillissement (i.e. $N_{cycles} = 0$ et $N_{cycles} = 500$). En fait, du point de vue du MPC classique, les

paramètres des modèles des batteries, ainsi que les limites du SoC sont statiques pendant toute la durée de vie du micro-réseau et par conséquent, τ_a et τ_c restent inchangés. Toutefois, la différence est remarquable sur la vitesse de dégradation des batteries. Sur une durée d'une année d'exploitation, les batteries ont été dégradées 13% plus vite dans le scénario où $N_{cycle} = 500$ que dans le cas où $N_{cycle} = 0$. La raison sous-jacente à ce phénomène est que comme le MPC classique ne surveille pas la profondeur de décharge (*Depth of Discharge* (DoD) en anglais) des batteries, elles vont être déchargées comme si elles n'étaient pas dégradées. Par conséquent, la DoD est plus conséquente avec le MPC classique dans les cas où les batteries sont dégradées, puisque les SoC_{min} (i.e. $i_{t,max}$), SoC_{max} (i.e. $i_{t,min}$) et Q sont mal estimés, comme il est illustré sur la Fig. 14a.

D'autre part, en regardant la Fig. 14b, avec le MPC doté de l'algorithme IPTR, les SoC_{max} et SoC_{min} sont surveillés afin d'assurer l'opération des batteries dans la zone linéaire, c'est-à-dire entre $Q(v_{exp})$ et $Q(v_{nom})$. Comme résultat, indirectement le module IPTR garantit une vitesse de dégradation à peu près constante selon la Fig. 13c. En fait, l'écart de la vitesse de dégradation entre les cas $N_{cycle} = 0$ et $N_{cycle} = 500$ est toujours inférieur à 5.5%. Cela est dû au fait que le module IPTR change les limites de SoC_{max} et SoC_{min} à des valeurs correspondantes à une même DoD indépendamment du niveau de dégradation des batteries.

De la même façon, en estimant plus précisément SoC_{max} et SoC_{min} , les τ_a et τ_c sont aussi plus constants avec le module IPTR qu'avec le MPC classique, quand les contrôleurs sont sujets à des différentes intensités d'imprécision de Q . Cependant, dû au vieillissement, les batteries perdent leur capacité et l'algorithme IPTR réduit les limites de SoC_{max} et SoC_{min} , ce qui provoque une réduction de l'ordre de 1% sur τ_a et τ_c .

Au-delà de la régulation de la profondeur de décharge, selon [2] et [8], la température des cellules est un des facteurs le plus impactant sur l'état de santé des batteries, ce qui exige une régulation de leur température. Par ailleurs, en utilisant l'algorithme IPTR, les variations des températures des cellules des batteries sont indirectement surveillées à travers la classification par niveau de température (Idx_{class}) expliqué dans 3.1. Avec le traitement des données de mesures de la tension et de l'intégrale du courant, le Idx_{class} représente une image de la variation de la température comme illustrée sur la Fig. 15. Cette information peut être utilisée par le contrôleur MPC afin de réguler la température des batteries et prolonger leur durée de vie.

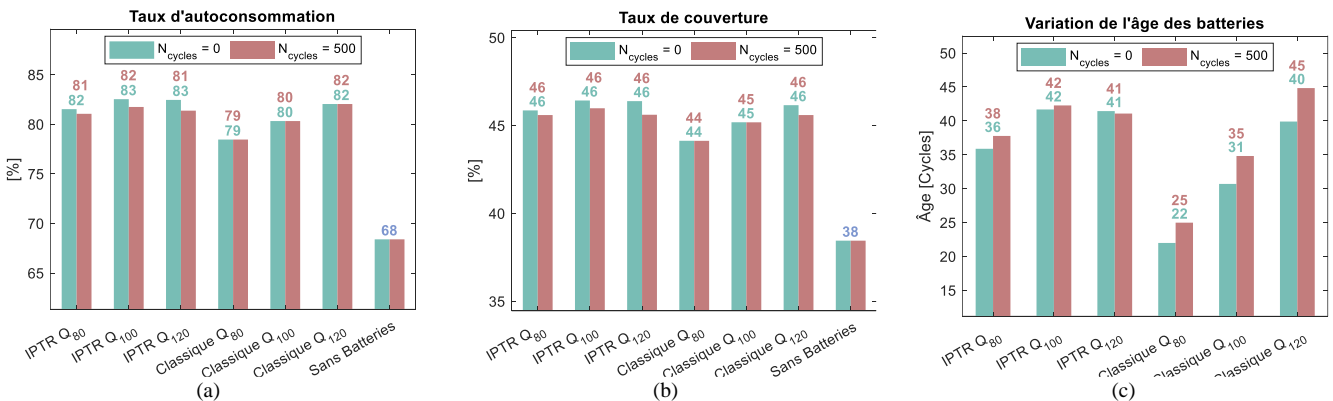
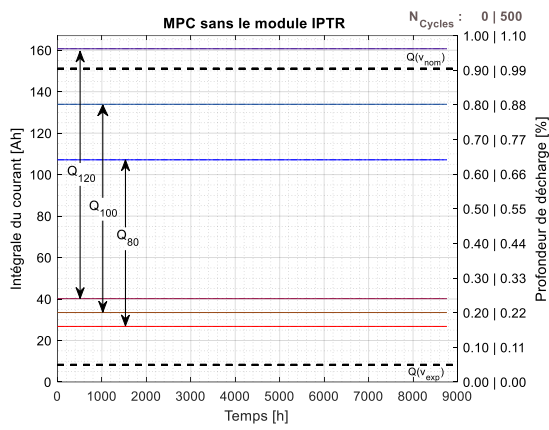
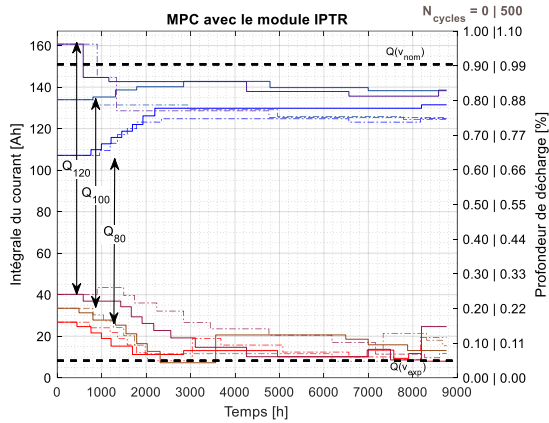


Fig. 13: Comparaison de la performance du système de gestion de l'énergie en utilisant le MPC classique et celui doté du module IPTR. Résultats de simulation d'une année d'exploitation du micro-réseau sous différents niveaux de dégradation des batteries et imprécisions sur l'estimation de la capacité réelle des batteries. (a) Taux d'autoconsommation (τ_a). (b) Taux de couverture (τ_c). (c) Variation de l'âge des batteries. Obs.: La consommation de l'énergie par le bâtiment équivaut à 241.85 MWh/an et la génération de l'énergie par les PVs équivaut à 135.95 MWh/an.



(a)



(b)

Fig. 14: Estimation des limites maximales (en bleu) et minimales (en rouge) de l'intégrale du courant en utilisant le MPC avec des imprécisions sur la capacité nominale (Q_{80} , Q_{80} et Q_{100}). En lignes hachurées, les cas avec $N_{cycles} = 500$; et en lignes continues, les cas avec $N_{cycles} = 0$. (a) Contrôleur MPC classique. (b) Contrôleur MPC doté du module IPTR.

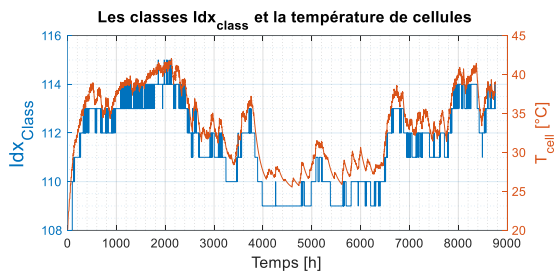


Fig. 15: Corrélation entre les classes Idx_{class} déterminées par l'algorithme IPTR et la température des cellules des batteries mesurée (simulation Q_{100}).

5. CONCLUSION ET PERSPECTIVES

Cet article vise à développer un système générique de gestion de l'énergie des micro-réseaux dédiés aux bâtiments capables de s'adapter aux changements externes, tels que l'effet de la température, le vieillissement des batteries et les imprécisions de la modélisation. Le contrôle par modèle prédictif doté d'une identification des paramètres en temps réel peut améliorer les performances du micro-réseau et prolonger la durée de vie des batteries et donc réduire les coûts de maintenance. En s'appuyant sur des données de mesures, l'algorithme IPTR permet d'augmenter jusqu'à 3 fois la précision de l'estimation des états de charges des batteries. De plus, le nouvel algorithme synchronisé avec la période d'échantillonnage du contrôleur par modèle prédictif est capable d'identifier la capacité réelle des batteries installées, en permettant ainsi une meilleure exploitation.

Les résultats ont démontré qu'une meilleure estimation de l'état de charge et de la capacité des batteries, permet au

contrôleur d'avoir plus d'informations concernant les variations de température des cellules et sur la dégradation de la capacité nominale. Il a été constaté une corrélation entre la profondeur de décharge des batteries et les taux de couverture et d'autoconsommation du bâtiment. Tous ces renseignements fournis par le nouvel algorithme permettent au contrôleur de prendre des décisions plus fiables, spécialement pour trouver un bon compromis entre l'autonomie énergétique des bâtiments et le niveau de dégradation des batteries. Les prochaines étapes consistent à utiliser les estimations de la variation de la température et de la capacité nominale pour ralentir la dégradation des batteries.

6. REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient la Région Nouvelle Aquitaine pour son soutien financier.

7. REFERENCES

- [1] T. M. Lawrence *et al.*, "Ten questions concerning integrating smart buildings into the smart grid," *Build. Environ.*, vol. 108, pp. 273–283, Nov. 2016, doi: 10.1016/j.buildenv.2016.08.022.
- [2] G. Cardoso, T. Brouhard, N. DeForest, D. Wang, M. Heleno, and L. Kotzur, "Battery aging in multi-energy microgrid design using mixed integer linear programming," *Appl. Energy*, vol. 231, pp. 1059–1069, Dec. 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.09.185.
- [3] M. F. Zia, E. Elbouchikhi, and M. Benbouzid, "Microgrids energy management systems: A critical review on methods, solutions, and prospects," *Appl. Energy*, vol. 222, pp. 1033–1055, Jul. 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.04.103.
- [4] P. Tian, X. Xiao, K. Wang, and R. Ding, "A Hierarchical Energy Management System Based on Hierarchical Optimization for Microgrid Community Economic Operation," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 7, no. 5, pp. 2230–2241, Sep. 2016, doi: 10.1109/TSG.2015.2470551.
- [5] L. Su *et al.*, "Path dependence of lithium ion cells aging under storage conditions," *J. Power Sources*, vol. 315, pp. 35–46, May 2016, doi: 10.1016/j.jpowsour.2016.03.043.
- [6] M. Petricca, D. Shin, A. Bocca, A. Macii, E. Macii, and M. Poncino, "Automated generation of battery aging models from datasheets," in *2014 IEEE 32nd International Conference on Computer Design (ICCD)*, Oct. 2014, pp. 483–488, doi: 10.1109/ICCD.2014.6974723.
- [7] X. Li, C. Yuan, X. Li, and Z. Wang, "State of health estimation for Li-Ion battery using incremental capacity analysis and Gaussian process regression," *Energy*, vol. 190, p. 116467, Jan. 2020, doi: 10.1016/j.energy.2019.116467.
- [8] Z. Song *et al.*, "The sequential algorithm for combined state of charge and state of health estimation of lithium-ion battery based on active current injection," *Energy*, vol. 193, p. 116732, Feb. 2020, doi: 10.1016/j.energy.2019.116732.
- [9] Y. Li *et al.*, "Data-driven health estimation and lifetime prediction of lithium-ion batteries: A review," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 113, p. 109254, Oct. 2019, doi: 10.1016/j.rser.2019.109254.
- [10] R. Luthander, J. Widén, D. Nilsson, and J. Palm, "Photovoltaic self-consumption in buildings: A review," *Appl. Energy*, vol. 142, pp. 80–94, Mar. 2015, doi: 10.1016/j.apenergy.2014.12.028.
- [11] Enedis l'électricité en réseau, "Conditions de raccordement des Installations de stockage." [Online]. Available: https://www.enedis.fr/sites/default/files/Enedis-PRO-RES_78E.pdf.
- [12] Commission de Régulation de l'Énergie, "Cahier des charges de l'appel d'offres portant sur la réalisation et l'exploitation d'Installations de production d'électricité à partir d'énergies renouvelables en autoconsommation et situées en métropole continentale." Dec. 26, 2019.
- [13] M. I. Hlal, V. K. Ramachandaramurthy, A. Sarhan, A. Pouryekt, and U. Subramaniam, "Optimum battery depth of discharge for off-grid solar PV/battery system," *J. Energy Storage*, vol. 26, p. 100999, Dec. 2019, doi: 10.1016/j.est.2019.100999.
- [14] O. Tremblay and L.-A. Dessaint, "Experimental Validation of a Battery Dynamic Model for EV Applications," *World Electr. Veh. J.*, vol. 3, no. 2, pp. 289–298, Jun. 2009, doi: 10.3390/wevj3020289.
- [15] S. Ma *et al.*, "Temperature effect and thermal impact in lithium-ion batteries: A review," *Prog. Nat. Sci. Mater. Int.*, vol. 28, no. 6, pp. 653–666, Dec. 2018, doi: 10.1016/j.pnsc.2018.11.002.
- [16] "JRC Photovoltaic Geographical Information System (PVGIS) - European Commission." https://re.jrc.ec.europa.eu/pvg_tools/en/tools.html#MR (accessed Mar. 05, 2020).