

Projet IMI en Autonomie : Pilotage d'une Batterie en Microgrid

Nicolas Schlegel, Encadrant : Adrien Le Franc

Deuxième semestre 2020

 GitHub du projet : Schlegen/Microgrid-Manager

1 Introduction

Dans ce projet, nous nous proposons de piloter une batterie dans une microgrid. Il convient d'abord de présenter les microgrids, puis de décrire plus précisément notre projet.

1.1 Qu'est-ce qu'une Microgrid ?

Recentement, le concept de microgrid (ou micro-réseau) a émergé pour soutenir l'idée que l'électricité devrait être consommée à l'endroit où elle est produite. Ainsi, le terme microgrid désigne des systèmes pourvus de (1) :

- Moyen de production électrique. Très souvent, il s'agit de sources renouvelables telles que du solaire ou de l'éolien ou encore de groupes électrogènes.
- D'un dispositif de stockage ;
- D'un système de gestion intelligente de l'énergie. Ce système doit pouvoir prendre en compte des contraintes telles que les pics de demande, les capacité de production ainsi que la tarification de l'énergie.

Les bénéfices des microgrids sont multiples (2) :

- Ils permettent d'éviter la perte d'énergie lors du transport
- Ils améliorent la résilience du système grâce à leur capacité d'ilotage. Les microgrids peuvent évoluer un certain temps en déconnexion avec le réseau, ce qui les rend moins dépendantes et permet de soulager le réseau en période de stress.

Les micro-réseaux sont utilisés pour alimenter en électricité des territoires qui ne peuvent être raccordés au macro-réseau pour des raisons géographiques ou économiques. Elles peuvent aussi servir de système de secours en cas de défaillance du macro-réseau, en ce sens, elles sont beaucoup utilisées à des fins industrielles ou militaires. (1)

1.2 Le projet

Le but ici est d'organiser la gestion de l'énergie sur une microgrid. Nous utilisons la méthode de commande prédictive définie plus tard dans le rapport. Cette méthode paraît particulièrement appropriée car (3) (4) :

- la gestion de l'énergie dépend grandement de la demande et de la production future ;
- Cette méthode s'ajuste à chaque nouveau pas, exerçant ainsi une certaine "retroaction" ;
- Cette méthode permet d'intégrer les différentes limites de dimensionnement liées à la microgrid (capacité, limites de puissance...). (3).

La littérature regorge d'exemples de l'utilisation de cette méthode dans le domaine des microgrids. Chacune de ces méthodes traite un cas particulier, en intégrant des contraintes liées aux moyens de production électrique (pompe à hydrogène : (5), groupe électrogène : (6)) ou sur la satisfiabilité de la demande (notamment en identifiant des niveaux de criticité de la demande) (3).

2 Notre Microgrid

Dans notre microgrid, nous considérons quatre pôles :

- Un consommateur ;
- Un panneau solaire ;
- Un point de livraison ;

— Une batterie.

Le rôle de chacun de ces acteurs est détaillé dans les sous-parties suivantes.

Pour ce projet, nous avons utilisé des données du site Australien Ausgrid (7), qui contenait des valeurs de production et de consommation de plusieurs microgrids toutes les 30 minutes pendant les années 2011, 2012 et 2013. Dans le reste de l'étude, nous nous intéresserons à une microgrid choisie arbitrairement dans la base de donnée.

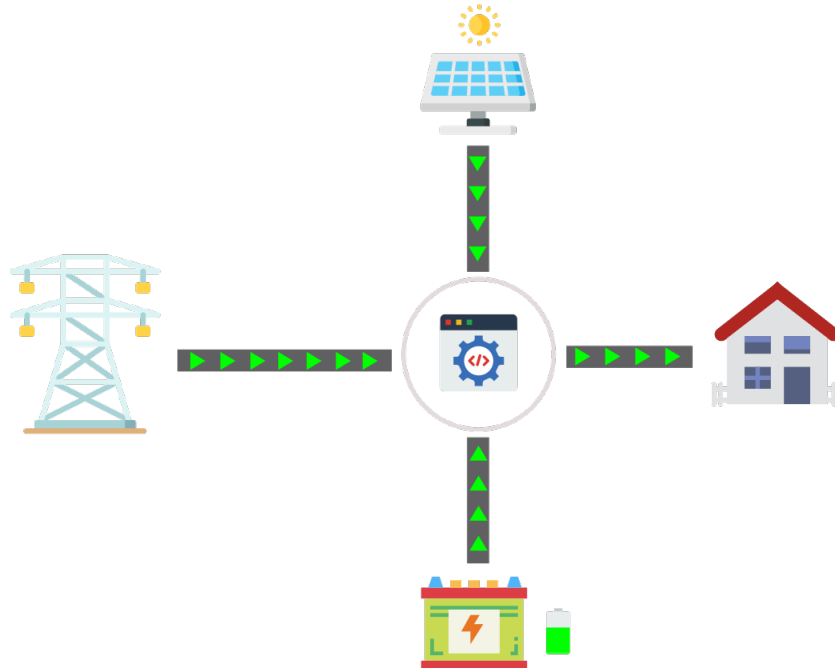


FIGURE 1 – Schéma de la microgrid
Crédit icônes : flaticon.com

2.1 Le Consommateur

Le consommateur présente une demande d'énergie.

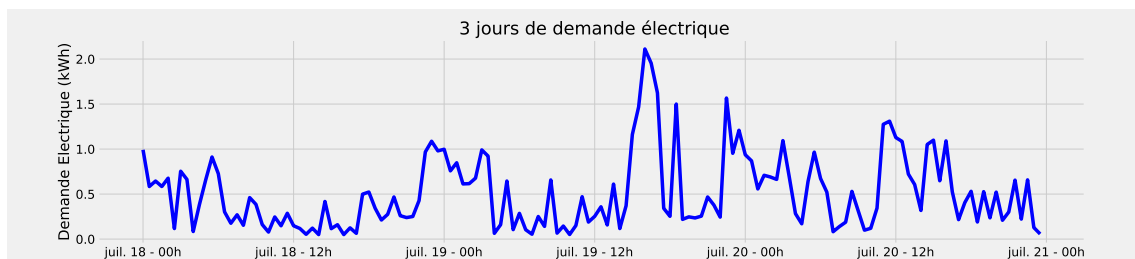


FIGURE 2 – Trois jours de demande sur la microgrid

Pour la microgrid qui nous servira d'exemple, l'ordre de grandeur de la demande est le kilowattheure et elle peut, par moments, connaître des pics dépassant les $2kWh$.

2.2 Le Panneau Solaire

Le panneau solaire constitue l'unique générateur d'énergie sur la microgrid. La production suit la courbe d'ensoleillement et est fortement sensible aux conditions météorologiques. Il en résulte une courbe de production, très bruitée, presque périodique et dont les motifs sont en cloche.

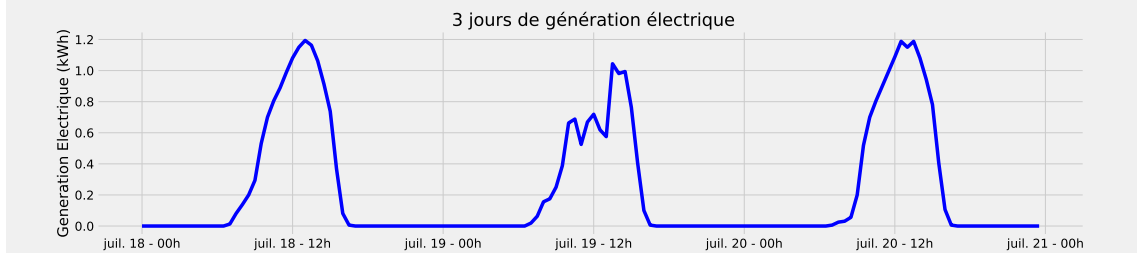


FIGURE 3 – Trois jours de génération du panneau solaire

Dans notre exemple, pendant notre période d'étude (juillet-août), on remarque que la production commence vers 7h du matin et se termine vers 5h du soir. Elle atteint un pic vers 13h, pouvant atteindre 1,2kWh (pour le mois pendant lequel nous testons le dispositif).

2.3 La Batterie

La batterie permet de stocker de l'énergie (produite ou achetée) pour la décharger plus tard. Elle possède une capacité C qui limite sa charge maximale ainsi que des puissances maximales U_{max} et minimales U_{min} qui limitent la puissance que la batterie peut recevoir ou injecter dans le réseau. De même, stocker de l'énergie dans la batterie génère des frottements dans les câbles, modélisés par l'équation :

$$x_{t+dt} = x_t + \rho_c u_{[t,t+dt]}^+ - \frac{1}{\rho_d} u_{[t,t+dt]}^-$$

Où :

- x_t désigne le chargement de la batterie (en kWh) à l'instant t
- $u_{[t,t+dt]}$ est l'énergie transitant dans le câble pendant la période $[t, t + dt]$.
- $u_{[t,t+dt]}^+ = \max(0, u_{[t,t+dt]})$ est la partie positive de $u_{[t,t+dt]}$
- $u_{[t,t+dt]}^- = \max(0, -u_{[t,t+dt]})$ est la partie négative de $u_{[t,t+dt]}$
- ρ_c et ρ_d sont des coefficients adimensionnels dans $[0,1]$.

2.4 Le Point de Livraison

Le point de livraison constitue le point d'échange entre la microgrid et le réseau extérieur. Ainsi, il permet d'importer ou d'exporter de l'électricité. Les imports d'énergies sont soumis à des tarifs horaires de type Jour/Nuit (l'énergie est moins chère la nuit).

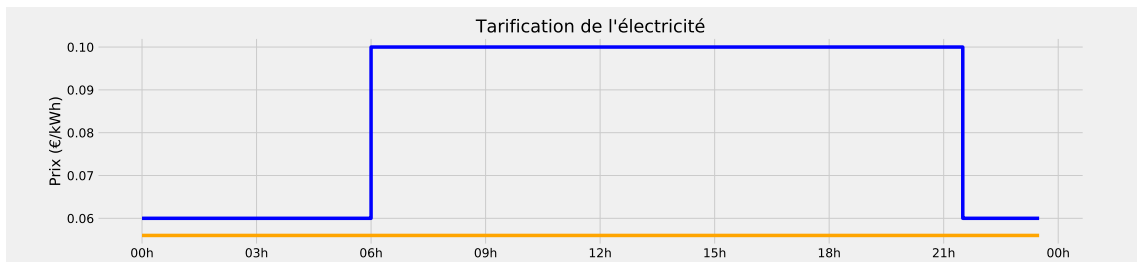


FIGURE 4 – Tarification de l'électricité au point de livraison

3 Pilotage de la Batterie

3.1 Commande Prédictive

Pour piloter notre batterie, nous utilisons la méthode de commande prédictive.

La commande prédictive (en Anglais : *Command Predictive Control*) est une méthode de contrôle de la trajectoire des systèmes dynamique. Inventée par J. Richalet, en 1978, cette méthode est particulièrement adaptée au cas où les systèmes peuvent être perturbés et ont un retard important.

La méthode générale proposée par ce modèle est d'itérer, à intervalle régulier, les étapes suivantes (4) :

- Prédiction des variables du problème à un horizon déterminé.

- Calcul de la nouvelle trajectoire à partir des prédictions (souvent grace à des méthodes d'optimisation).
- Adoption de la première valeur de trajectoire calculée à l'étape précédente.

Dans le cadre du pilotage de la batterie, les données prédites seront liées à la production et à la consommation électrique. Nous optimiserons ensuite la charge de la batterie pour minimiser le coût des échanges électriques sur cet horizon de prédiction.

3.2 Prédiction de la demande nette

3.2.1 Demande Nette

Au premier abord, nous pouvons pressentir que les variables méritant d'être prédites sont la consommation et la génération électrique.

Cependant, au vu de la tarification de l'électricité au point de livraison (exposée dans la figure 4), nous remarquons que le prix d'import est toujours plus élevés que le prix d'export. Nous pouvons en déduire que lorsque le consommateur produit de l'électricité, il a intérêt à satisfaire le maximum de sa consommation avec l'énergie qu'il est en train de produire avec le panneau solaire.

Ainsi, il est inutile de prédire séparément la demande et la production électrique, il suffit de déterminer leur différence. C'est ce que l'on appelle la **demande nette**.

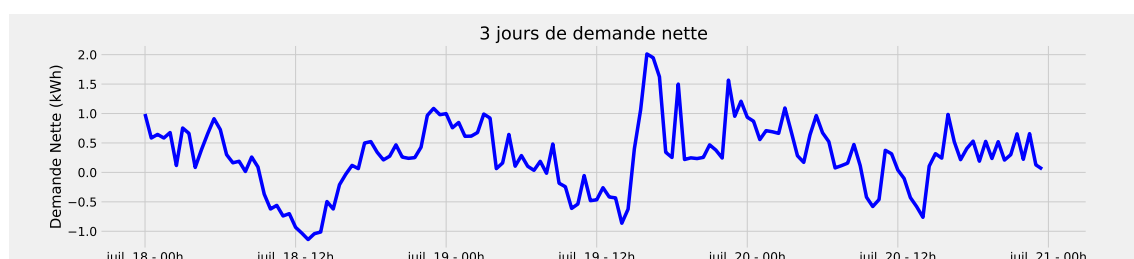


FIGURE 5 – Trois jours de demande nette sur la microgrid

Ainsi, par jour de beau temps, on remarque que la demande nette est positive le matin et le soir, devient négative en milieu de journée, lorsque l'ensoleillement devient suffisamment important.

3.2.2 Méthode de Prédiction

Pour prédire cet échantillon, nous avons décidé d'adopter la méthode de prédiction **SARIMA**. Cette méthode paramétrique permet de prédire des séries temporelles en prenant en compte leurs propriétés : tendance, saisonnalité, variance des bruits...

Le modèle de prédiction que nous avons utilisé prenait en compte les valeurs des séries temporelles de la dernière heure, ainsi que la valeur de la série temporelle 24h avant. L'autocorrélogramme donne des éléments de compréhension pour le choix des paramètres.

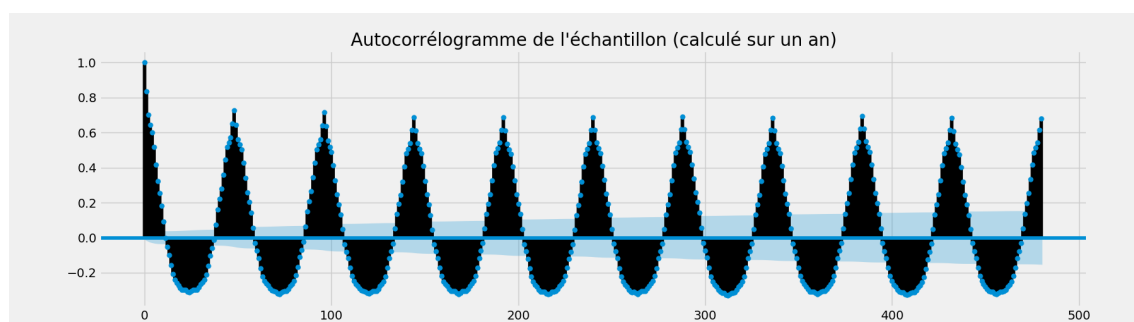


FIGURE 6 – Autocorrélogramme de la demande nette

La prédiction de séries temporelles faisait l'objet de mon projet MOPSI, mené au premier semestre. Ainsi, je ne développerai pas cette méthode et renvoie le lecteur à la référence (8) pour avoir des détails sur les différents paramètres du problème.

Pour entraîner ce modèle (et donc déterminer la valeur des paramètres de cette méthode), nous avons utilisé les deux semaines précédant notre simulation.

3.3 Minimisation du coût

Une fois que l'on a prédit la demande nette, la méthode de pilotage de la batterie nécessite de minimiser le coût. Cela nécessite donc d'établir un problème d'optimisation. Par la suite, nous remarquons qu'il est linéarisable.

3.3.1 Notations

Voici les différents paramètres, notations et variables du problème :

Notations mathématiques Pour un réel a quelconque, on note :

- $a^+ = \max(a, 0)$: partie positive de a ;
- $a^- = \max(-a, 0)$: partie négative de a ;

Horizon de temps et indexation

- t : date à laquelle on résout le problème d'optimisation ;
- H : horizon de temps auquel on a prédit la demande nette.
- $s \in \{t, \dots, t+H\}$ indexe les dates suivant l'instant t 30 minutes par 30 minutes pendant l'horizon auquel on travaille.

Variables de décision :

- x_s : chargement de la batterie au temps s (kWh) ;
- u_s : énergie chargée ou déchargée pendant les 30 minutes suivant la date indexée par l'indice s . Si u_s est positif alors la batterie va se charger, sinon elle va se décharger.
- l_s : énergie importée (si positif) ou exportée (si négatif) sur la microgrid pendant les 30 minutes suivant la date indexée par s .

Variables exogènes :

- \hat{d}_s : prédiction (ou estimateur) de la demande nette au temps s ;
- p_s^{vente} et p_s^{achat} : prix d'export et d'import de l'électricité au temps s ;
- x_t^{obs} : charge de la batterie observée à la date t ;
- \underline{x}, \bar{x} : bornes de la charge de la batterie (en kWh) ;
- \underline{u}, \bar{u} : bornes de l'énergie pouvant passer dans le câble en 30 minutes.

3.3.2 Problème d'optimisation

Voici le problème d'optimisation en question :

$$\min_{l, u, x} \sum_{s=t}^{t+H} l_s^+ \cdot p_s^{achat} - l_s^- \cdot p_s^{vente} \quad (1)$$

$$\text{sous conditions : } x_{s+1} = x_s + \rho_c u_s^+ - \frac{1}{\rho_d} u_s^- \quad \forall s = t, \dots, t+H \quad (2)$$

$$l_s = \hat{d}_{s+1} + u_s \quad \forall s = t, \dots, t+H \quad (3)$$

$$\underline{x} \leq x_s \leq \bar{x} \quad \forall s = t, \dots, t+H \quad (4)$$

$$\underline{u} \leq u_s \leq \bar{u} \quad \forall s = t, \dots, t+H \quad (5)$$

$$x_t = x_t^{obs} \quad (6)$$

- La fonction objectif (1) est le coût en électricité (achat et vente cumulés) ;
- La contrainte (2) modélise l'effet Joule dans le câble de la batterie.
- La contrainte (3) est une loi de conservation de l'énergie qui impose la satisfaction de la demande énergétique.
- La contrainte (4) prend en compte la capacités de la batterie.
- La contrainte (5) est liée au dimensionnement du câble de la batterie qui ne peut accepter une trop forte puissance.
- La contrainte (6) modélise la continuité de l'énergie contenue dans la batterie.

3.3.3 Linéarisation du problème

Il convient ensuite de linéariser les parties positives et négatives de x et de u . Ainsi, pour tout $s \in \{t, \dots, t+H\}$ on remplace les deux variables de décision l_s et u_s par les cinq nouvelles variables l_s^p , l_s^m , u_s^p , u_s^m et u .

Du fait que le prix de vente soit toujours strictement inférieur au prix d'achat de l'énergie, l'algorithme d'optimisation cherchera d'abord à ne rien importer (réduire l_s^+) avant de commencer à exporter (augmenter l_s^-), on peut remplacer la ligne $l_s = \hat{d}_{s+1} + u_s$ par les lignes :

$$\begin{aligned} l_s^p &\geq \hat{d}_{s+1} + u_s \\ l_s^p - l_s^m &= \hat{d}_{s+1} + u_s \\ l_s^p, l_s^m &\geq 0 \end{aligned}$$

De même, puisque la variable u_s^+ est une variable qui intervient dans les frottements, l'algorithme d'optimisation cherchera à le minimiser, on peut ajouter les deux lignes suivantes :

$$\begin{aligned} u_s^+ &\geq u_s \\ u_s^+ - u_s^- &= u_s \\ u_s^p, u_s^m &\geq 0 \end{aligned}$$

Remarque : On pourrait aussi rajouter une contrainte $u_s^+ \cdot u_s^- = 0$ pour s'assurer de ne pas prendre de décision simultanée de charge et de décharge pendant le même pas de temps. Cependant, pour une valeur de $u = u^+ - u^-$ donnée, il est optimal de la vérifier, sans quoi on rajouterait des frottements par effet Joule. Ainsi, on n'est pas tenus d'ajouter cette contrainte (qui, d'ailleurs n'est pas linéaire).

Voici donc le problème d'optimisation linéarisé :

$$\min_{l^p, l^m, u^p, u^m, u, x} \sum_{s=t}^{t+H} l_s^p \cdot p_s^{achat} - l_s^m \cdot p_s^{vente} \quad (7)$$

$$\text{sous conditions : } x_{s+1} = x_s + \rho_c u_s^p - \frac{1}{\rho_d} u_s^m \quad \forall s = t, \dots, t+H \quad (8)$$

$$l_s^p \geq \hat{d}_{s+1} + u_s \quad \forall s = t, \dots, t+H \quad (9)$$

$$l_s^p - l_s^m = \hat{d}_{s+1} + u_s \quad \forall s = t, \dots, t+H \quad (10)$$

$$u_s^p \geq u_s \quad \forall s = t, \dots, t+H \quad (11)$$

$$u_s^p - u_s^m = u_s \quad \forall s = t, \dots, t+H \quad (12)$$

$$x_t = x_t^{obs} \quad (13)$$

$$\underline{x} \leq x_s \leq \bar{x} \quad \forall s = t, \dots, t+H \quad (14)$$

$$\underline{u} \leq u_s \leq \bar{u} \quad \forall s = t, \dots, t+H \quad (15)$$

$$0 \leq l_s^p, l_s^m, u_s^p, u_s^m \quad \forall s = t, \dots, t+H \quad (16)$$

4 Résultats

4.1 Choix des paramètres

Voici nos différents choix pour le problème :

- Nous avons équipé notre microgrid test d'une batterie de capacité $\bar{x} = 5 \text{ kWh}$.
- Aussi, nous avons décidé de limiter la puissance passant dans le cable à 5 kWh (ce qui signifie que $\bar{u} = -\underline{u} = 2.5 \text{ kWh}$).
- Nous prédisons la demande nette à un horizon de deux semaines : $H = 672$.
- Pour les frottements, nous prenons $\rho_c = \rho_d = 0.95$

4.2 Allure de la courbe de prédiction

Avec ces paramètres, nous avons tracé pour chaque pas de temps l'allure de la prédiction de la demande nette ainsi que l'allure prescrite pour la charge de la batterie.

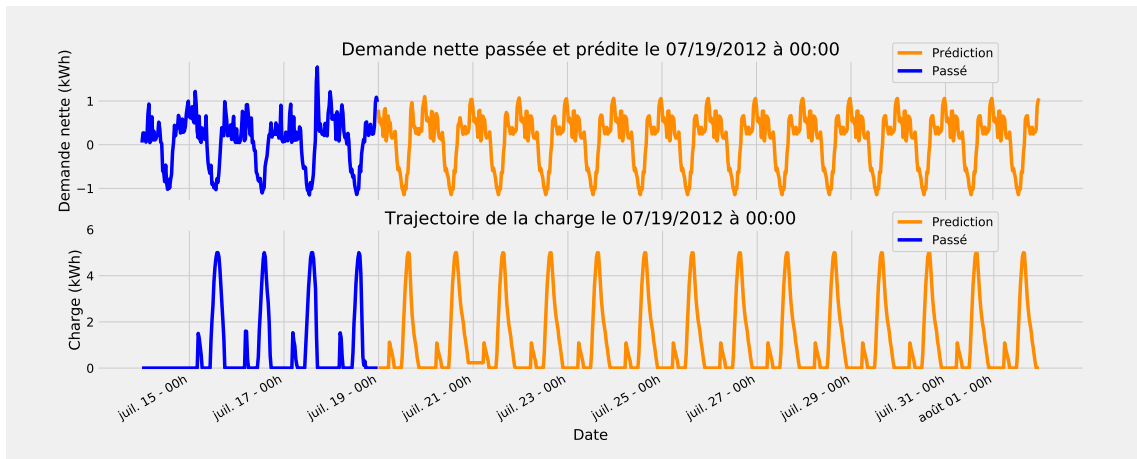


FIGURE 7 – Etat du système par beau temps

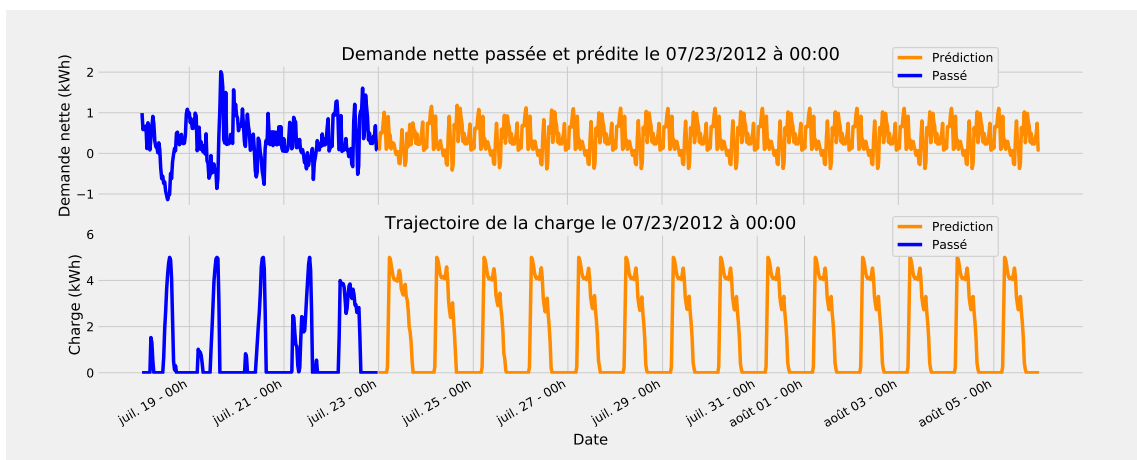


FIGURE 8 – Etat du système par mauvais temps

5 Interprétation des Résultats

5.1 Cas de la journée ensoleillée

Voici la prédiction de la demande nette ainsi que la charge de la batterie prescrite par l'algorithme d'optimisation dans le cas où l'on prédit une journée ensoleillée.

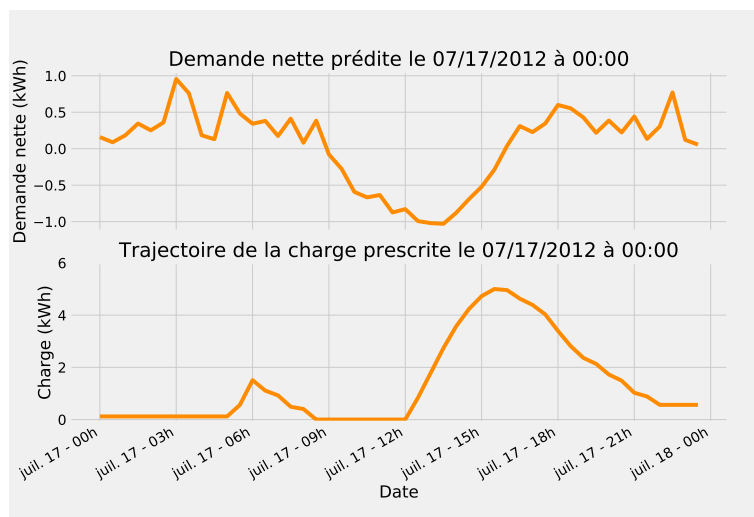


FIGURE 9 – Etat du système par beau temps

On remarque que :

- Entre 5h et 6h du matin, le panneau solaire ne produit pas encore suffisamment d'électricité. Cependant, la batterie se charge pour pouvoir profiter des tarifs de nuit.
- Après 6h du matin, la batterie se décharge progressivement pour satisfaire la demande du début de matinée.
- De 9h à 12h, le panneau solaire commence à produire et l'électricité alors produite est exportée.
- De 12h à 16h, tant que la demande nette prédite est négative, la batterie accumule l'énergie jusqu'à être remplie au maximum à 16h. Ensuite, la batterie se décharge progressivement pour satisfaire la demande de début de soirée, tant que le prix d'import est élevé.

5.2 Cas de la journée où le ciel est couvert

Voici l'allure des courbes de prédiction de la demande nette et de chargement de la batterie lorsque l'on prédit du mauvais temps.

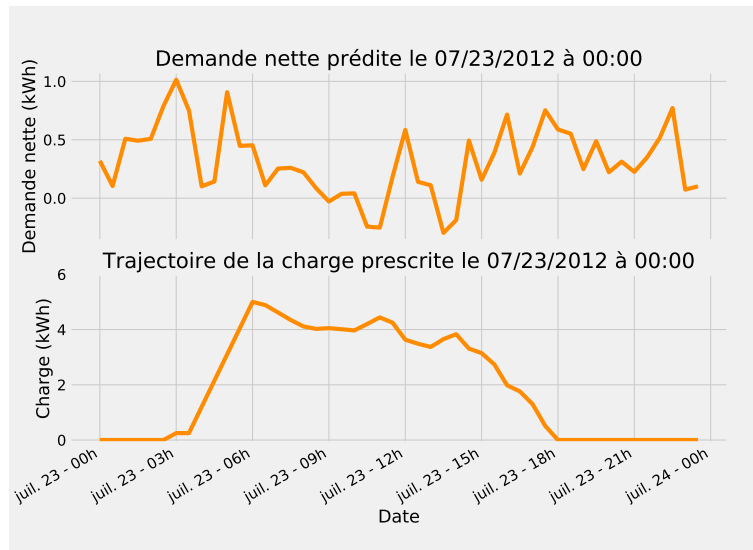


FIGURE 10 – Etat du système par beau temps

On remarque ici que le chargement de la batterie a lieu avant 6h du matin. Le but est de profiter des tarifs de nuit puis de vider peu à peu la batterie pour satisfaire la demande. Aussi, dès que l'ensoleillement devient suffisant, on en profite pour recharger un peu la batterie (comme à 11h et 14h sur le schéma).

5.3 Comparaison avec deux cas limites

Pour étudier la performance de cette solution, nous avons décidé de comparer son coût avec deux autres cas sur une période fixée :

- Le cas où il n'y a **pas de batterie** : cela permet d'étudier l'apport de la batterie à la microgrid. Dans le cas sans batterie, il suffit d'importer l'électricité nécessaire lorsque la demande nette est positive et d'exporter le surplus d'électricité lorsque la demande nette devient négative.
- Le cas où **la prédiction est exacte et où l'horizon de temps est la période de test** : cela permet d'identifier une borne inférieure du coût de la microgrid avec batterie sur la période de test.

Voici le résultat :

Méthode	Coût pendant les 30 jours test (€)	Pourcentage de l'optimum
Sans Batterie	28.31	129%
Commande Prédictive	23.42	106%
Optimum (a posteriori)	22.01	100%

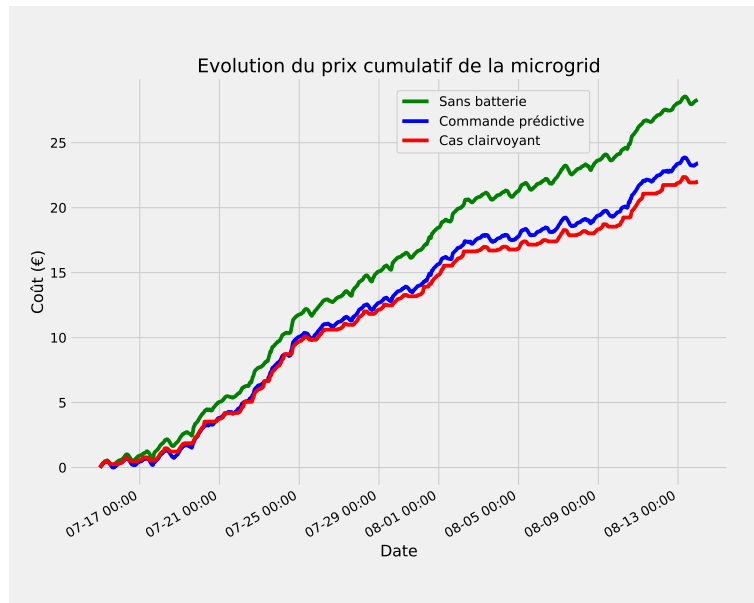


FIGURE 11 – Etat du système par beau temps

6 Interface graphique

La dernière partie de mon projet consistait en la réalisation d'un dashboard permettant de visualiser l'état de la microgrid. J'ai donc réalisé un site web en utilisant le module Flask de Python pour le backend ainsi que les technologies web HTML, Javascript et CSS pour le frontend.

Ce dashboard contient 3 graphes à gauche :

- Le premier graphe correspond au chargement de la batterie ;
- Le second correspond à la demande nette ;
- Le troisième correspond au coût cumulé depuis le début de l'expérience pour les trois méthodes testées.

Pour tracer ces graphes, j'ai utilisé la bibliothèque javascript Highcharts, ce qui a permis de rendre les graphes interactifs et zoomables.

A droite du Dashboard, un schéma de la microgrid récapitule les échanges électriques de la microgrid pendant les trente dernières minutes. Les triangles sur les câbles ainsi que le symbole de la batterie sont animés. Pour réaliser ce schéma, j'ai utilisé le logiciel Inkscape qui permet de générer des images vectorielles au format .svg. L'avantage de ce format est qu'il peut directement être incorporé dans le code HTML. Ensuite, moyennant quelques modifications sur le fichier .svg (attribution de classes aux éléments, modification de l'organisation de certains noeuds), on peut accéder aux attributs avec du javascript et leur appliquer des transformations (rotations et changements de couleur pour les triangles, dilatation pour la batterie).

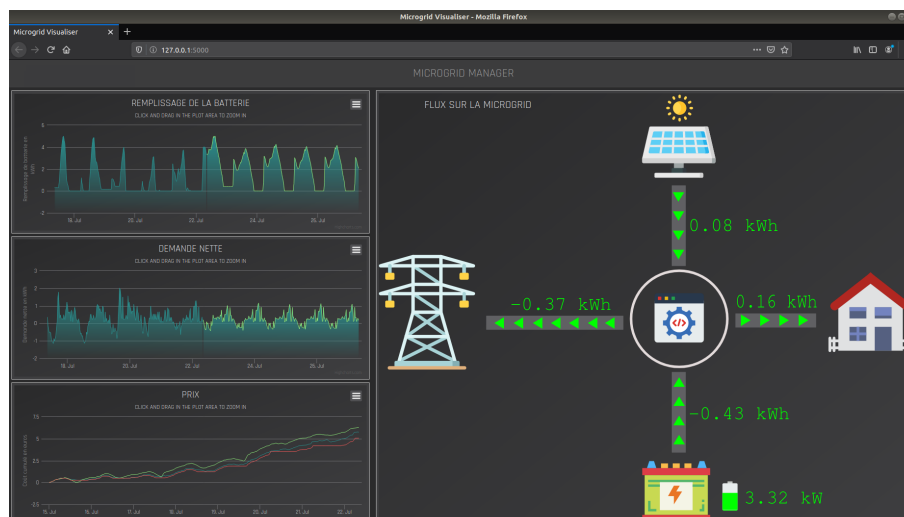


FIGURE 12 – Allure du dashboard

7 Conclusion

Au terme de cette étude, nous avons vu que, sur les bases du mois de test, l'ajout d'une batterie s'avère bénéfique en permettant d'économiser environ 5 euros par mois par rapport à la gestion sans batterie. La batterie permet d'exploiter pleinement la production solaire en la stockant au lieu de la revendre à des tarifs désavantageux. Il permet aussi de tirer profit de la tarification horaire en stockant de l'énergie tôt le matin. Notons d'ailleurs que le mois de test correspond à un mois d'hiver en Australie et que l'on peut s'attendre à dépasser la somme annoncée en été.

Pour aller plus loin, nous pourrions envisager d'améliorer nos méthodes de prédictions, en ajoutant des paramètres exogènes comme des prédictions météorologiques, ou en demandant des renseignements supplémentaires au propriétaire pour mieux prédire sa consommation. Cependant, puisque les micro-réseaux de ce type sont de dimension limitée, la prédiction en devient plus compliquée (la loi des grands nombres ne s'applique pas et les variabilités ne peuvent être lissées). De plus, cette dernière méthode pourrait se heurter à des problématiques de protection des données.

Références

- [1] “Qu’est-ce qu’un microgrid ou micro-réseau ?” library Catalog : www.energuide.be. [Online]. Available : <https://www.energuide.be/fr/questions-reponses/quest-ce-quun-microgrid-ou-micro-reseau/2129/>
- [2] “Les microgrids / Introduction.” [Online]. Available : <http://www.smartgrids-cre.fr/index.php?p=microgrids>
- [3] A. Parisio, E. Rikos, and L. Glielmo, “A Model Predictive Control Approach to Microgrid Operation Optimization,” Control Systems Technology, IEEE Transactions on, vol. 22, pp. 1813–1827, Sep. 2014.
- [4] “Commande prédictive,” Sep. 2015, page Version ID : 118929979. [Online]. Available : https://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Commande_pr%C3%A9dictive&oldid=118929979
- [5] M. Petrollese, L. Valverde, D. Cocco, G. Cau, and J. Guerra, “Real-time integration of optimal generation scheduling with MPC for the energy management of a renewable hydrogen-based microgrid,” Applied Energy, vol. 166, pp. 96–106, Mar. 2016. [Online]. Available : <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0306261916000337>
- [6] T.-T. Nguyen, H.-J. Yoo, and H.-M. Kim, “Analyzing the Impacts of System Parameters on MPC-Based Frequency Control for a Stand-Alone Microgrid,” Energies, vol. 10, no. 4, p. 417, Apr. 2017, number : 4 Publisher : Multidisciplinary Digital Publishing Institute. [Online]. Available : <https://www.mdpi.com/1996-1073/10/4/417>
- [7] “Solar home electricity data - Ausgrid,” library Catalog : www.ausgrid.com.au. [Online]. Available : <https://www.ausgrid.com.au:443/Industry/Our-Research/Data-to-share/Solar-home-electricity-data>
- [8] “Projet Machine Learning pour la Prévision : séries temporelles.” [Online]. Available : https://www.imo.universite-paris-saclay.fr/~goude/Materials/ProjetMLF/time_series.html