

Effet des paramètres temporels sur la gestion optimale d'un micro-réseau photovoltaïque avec stockage

Jean-Laurent DUCHAUD ¹, Ghjuvan Antone FAGGIANELLI ¹, Cyril VOYANT ^{1,2}, Gilles NOTTON ¹

¹ Université de Corse, Laboratoire SPE, UMR CNRS 6134, 20000 Ajaccio, France

² Hôpital de Castelluccio, Unité de Radiothérapie, 20177 Ajaccio, France

Les micro-réseaux utilisant des énergies renouvelables intègrent régulièrement des moyens de stockage afin de compenser les variations de production. Pour pouvoir utiliser le stockage de manière optimale, ils intègrent un algorithme de gestion, fréquemment inspiré du Modèle de Contrôle Prédictif : les futurs pas de temps sont optimisés sur une prévision avec un horizon glissant et le calcul est actualisé périodiquement. Ce papier vise à quantifier l'effet de ce pas de temps, de l'horizon et du temps de rafraîchissement de l'optimisation sur les résultats de l'algorithme de contrôle. Les simulations ont montré que l'algorithme offre de bonnes performances pour un pas de temps de 30 minutes et un horizon de 12 heures s'il est actualisé au moins toutes les 6 heures.

Micro-réseau renouvelable, Gestion de l'énergie, Modèle de Contrôle Prédictif, Prévision de la production.

1. INTRODUCTION

Face à la nécessité d'une production d'énergie plus propre, la quantité de systèmes énergétiques basés sur des sources renouvelables est en forte augmentation. Cette intégration massive d'énergies renouvelables dans le mix énergétique a cependant un coût, lié notamment à leur forte variabilité. Dans les réseaux à petite échelle comme les îles, les gestionnaires doivent également réglementer l'injection d'énergie renouvelable pour assurer la stabilité du réseau. En ajoutant des moyens de stockage d'énergie, il est possible de stocker la puissance excédentaire et de l'utiliser lors de pics de consommation ou pour compenser la variabilité de la production. Ils peuvent également contribuer à améliorer la stabilité du réseau et à fournir des services auxiliaires. Cela nécessite cependant une gestion "intelligente" de l'ensemble du système.

Au sein des micro-réseaux, un algorithme de contrôle permet de gérer les échanges d'énergie entre les composants et avec le réseau principal. Ce système peut utiliser diverses stratégies comme le contrôle basé sur des règles (liste de priorités), la programmation linéaire, quadratique, dynamique ou stochastique. Son objectif est de définir les consignes à transmettre aux différents composants du micro-réseau en fonction des contraintes imposées et des objectifs recherchés.

Les stratégies utilisant un Modèle de Contrôle Prédictif (Model Predictive Control – MPC) prennent une part croissante dans la gestion des micro-réseaux [1]. Dans ces stratégies, le contrôle se fait en trois temps : la prévision des états futurs, l'optimisation sur ces états et le contrôle en temps réel.

Par exemple Parisio et al. [2] utilisent cette méthode pour piloter un micro-réseau photovoltaïque associé à un stockage batterie et hydrogène et connecté au réseau principal. La prévision et l'optimisation sont réalisées avec un pas de temps de 15 minutes, un horizon de 12 h et sont actualisées toutes les 15 minutes. Les résultats expérimentaux ont montré une réduction de 30 % du coût d'exploitation en comparaison à un contrôle par liste de priorités.

Wakui et al. [3] utilisent un MPC pour un micro-réseau électrique et thermique. L'optimisation est faite tous les jours jusqu'au jour suivant avec un pas de temps d'une heure. Leurs si-

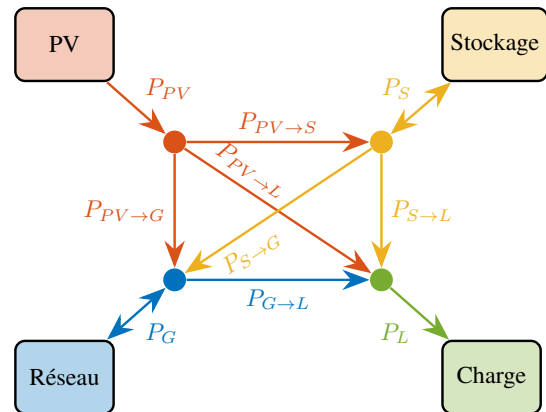


FIG. 1. Échanges de puissances dans le micro-réseau.

mulations montrent qu'ils sont proches de la solution obtenue en considérant les états futurs parfaitement connus.

Elkazaza et al. [4] ont développé un MPC utilisant deux optimisations imbriquées pour un micro-réseau PV avec stockage. Cette stratégie est implantée sur un banc expérimental et s'approche de la solution optimale. Les auteurs ont aussi comparé les résultats pour différents pas de temps d'optimisation.

Dans ces travaux, trois paramètres sont essentiels : le pas de temps, l'horizon et la période de rafraîchissement de la prévision et de l'optimisation. Cependant, peu d'auteurs évaluent l'effet de ces paramètres dans leurs travaux. Cet article vise à quantifier l'effet de ces paramètres sur le coût d'achat et de vente de l'énergie d'un micro-réseau, notamment l'écart par rapport à la solution optimale.

2. DESCRIPTION DU MICRO-RÉSEAU

La méthodologie de ce papier se veut applicable à différents micro-réseaux, peu importe le moyen de production et s'il est isolé ou non. Les résultats présentés plus bas ont été obtenus sur un micro-réseau connecté, composé d'un champ photovoltaïque et d'un stockage batterie, et devant satisfaire un profil de consommation.

Le micro-réseau est modélisé en considérant les puissances moyennes échangées à chaque pas de temps entre chaque composant et avec l'extérieur. Ces échanges sont représentés sur la Figure 1. L'énergie stockée est calculée en intégrant la puissance entrante ou sortante et en considérant les rendements de charge/décharge de la batterie et du convertisseur. Afin de limiter la complexité du modèle et ainsi réduire le temps d'optimisation, ces rendements sont supposés constants. L'état de charge (State of Charge – SoC) est calculé sur la plage utilisable du stockage et doit varier entre 0 et 100 %.

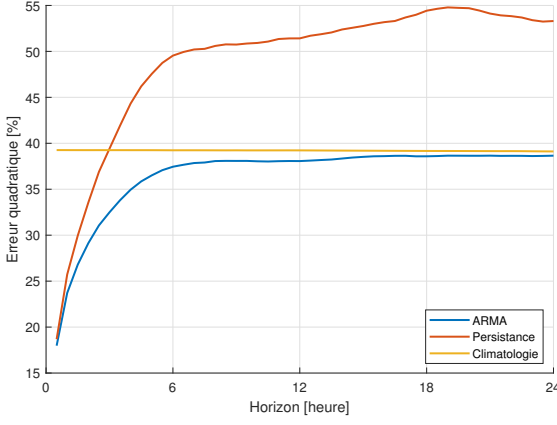


FIG. 2. Erreur quadratique moyenne normalisée des différentes prévisions.

3. MODÈLE DE CONTRÔLE PRÉDICTIF

La stratégie de contrôle présentée dans ce papier s'inspire de la méthode Modèle de Contrôle Prédictif [2]. Elle intègre un algorithme de prévision, une optimisation et un contrôle temps réel du micro réseau, qui sera ici simulé. Par soucis de simplicité, elle sera appelée MPC par la suite.

3.1. Prévision

L'algorithme d'optimisation doit connaître la production, la consommation et les tarifs d'échange futurs pour calculer une trajectoire optimale à suivre. Les prévisions de la consommation et des tarifs d'achat et de vente n'entrent pas dans le cadre de nos travaux, nous les considérerons connues à l'avance. La prévision ne concernera que la production PV.

Le modèle utilisé est basé sur l'analyse de séries temporelles [5] et est issu de travaux précédents [6] au cours desquels plusieurs méthodes statistiques et d'intelligence artificielle ont été développées et testées. Au cours de ces recherches, l'auto-régression à moyenne mobile (ARMA) a montré de bons résultats tout en restant robuste et simple à utiliser. Cette méthode utilise les mesures précédentes de l'irradiance I pour prévoir son évolution à court terme :

$$\widehat{I(t+h)} = I_{CS}(t+h) \times f[K_t(t), K_t(t-h), \dots] \quad (1)$$

avec t l'instant de mesure, h l'horizon de prévision, I_{CS} l'irradiance calculée par un modèle de ciel clair [7], f le modèle ARMA entraîné sur deux ans de données et K_t l'indice de ciel clair :

$$K_t(t) = \frac{I(t)}{I_{CS}(t)} \quad (2)$$

Les résultats obtenus par cette prévision sont comparés à ceux de deux modèles simples utilisés comme références (climatologie et persistance) [8] ainsi qu'à une "prévision parfaite".

La prévision par climatologie consiste à dire que pour tout t , l'irradiance se calcule à partir de l'indice moyen calculé sur une année \bar{K}_t :

$$\widehat{I(t+h)} = I_{CS}(t+h) \times \bar{K}_t \quad (3)$$

La deuxième méthode de référence, dite de la persistance, considère que K_t n'évolue pas entre la mesure et l'estimation :

$$\widehat{I(t+h)} = I_{CS}(t+h) \times K_t(t) \quad (4)$$

La Figure 2 montre les performances des trois modèles de prévision en terme de nRMSE définie ci-dessous pour des hori-

zons allant de 15 min à 24 h et pour un pas de temps de 30 min.

$$nrmse = \frac{\sqrt{\langle (I - \hat{I})^2 \rangle}}{\langle I \rangle} \quad (5)$$

avec I la mesure, \hat{x} la prévision de x et $\langle x \rangle$ la moyenne de x .

La climatologie a une erreur constante de 39 %, la persistance et ARMA sont plus efficaces à faible horizon. ARMA est toujours meilleure que la climatologie, la persistance se dégrade très rapidement et leurs nRMSE moyennes sur 24 h sont respectivement de 37 % et 50 %.

Une fois l'irradiance future estimée, la puissance de sortie du champ PV est déduite en utilisant successivement un modèle d'Evans pour les panneaux [9] puis un modèle polynomial pour les onduleurs [10].

3.2. Optimisation

L'objectif de l'optimisation est de minimiser le coût algébrique des échanges d'énergie, auquel est ajouté un coût correspondant à l'énergie restante dans le stockage à la fin de la simulation. Ce coût peut s'écrire linéairement en fonction des puissances échangées dans le micro-réseau, donc sous la forme d'un produit vectoriel :

$$C_{opt} = \mathbf{f}^T \cdot \mathbf{x} \quad (6)$$

le vecteur \mathbf{x} représentant les puissances échangées à chaque pas de temps. Ce sont les variables de décision que l'optimisation doit trouver.

La Figure 1 présente schématiquement les échanges de puissance au sein du micro-réseau et introduit leurs notations. Les contraintes auxquelles sont sujettes ces puissances peuvent être représentées par le système d'équations ci-dessous :

$$\mathbf{P}_{PV} + \mathbf{P}_S + \mathbf{P}_G + \mathbf{P}_L \leq \mathbf{0} \quad (7a)$$

$$\mathbf{P}_{PV \rightarrow L} + \mathbf{P}_{S \rightarrow L} + \mathbf{P}_{G \rightarrow L} + \mathbf{P}_L = \mathbf{0} \quad (7b)$$

$$\mathbf{P}_{PV \rightarrow G} + \mathbf{P}_{S \rightarrow G} - \mathbf{P}_{G \rightarrow L} + \mathbf{P}_G = \mathbf{0} \quad (7c)$$

$$\mathbf{P}_{PV \rightarrow S} - \mathbf{P}_{S \rightarrow G} - \mathbf{P}_{S \rightarrow L} + \mathbf{P}_S = \mathbf{0} \quad (7d)$$

$$\mathbf{P}_{PV \rightarrow L} + \mathbf{P}_{PV \rightarrow S} + \mathbf{P}_{PV \rightarrow G} \leq \mathbf{P}_{PV} \quad (7e)$$

Les variables sont représentées en gras pour signifier que ce sont des vecteurs comprenant les valeurs pour les N pas de temps ; c'est-à-dire $\mathbf{P}_L = [P_L^1, P_L^2, \dots, P_L^N]$. L'équation 7a signifie que la charge doit être alimentée à chaque pas de temps. Les équations 7b à 7e représentent respectivement les équilibres aux nœuds de la charge, du réseau, de la batterie et des onduleurs PV. Enfin, les signes "inférieur ou égal" des équations 7a et 7e signifient qu'en cas de besoin, la production PV peut être dégradée en pilotant les onduleurs du champ.

Les variables sont aussi bornées, pour imposer leur signe ($P_{PV \rightarrow L} > 0$ par ex.), pour limiter la puissance maximale admissible ($P_S^{min} < P_S < P_S^{max}$) ou pour assurer que le SoC soit compris entre 0 et 100%. En notant respectivement \mathbf{lb} et \mathbf{ub} les limites inférieures et supérieures, nous avons :

$$\mathbf{lb} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{ub} \quad (8)$$

Le problème d'optimisation peut se mettre sous la forme canonique suivante :

$$\mathbf{x}^* = \arg \min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}} (\mathbf{f}^T \mathbf{x}) \text{ avec } \begin{cases} A_{iq} \cdot \mathbf{x} \leq \mathbf{b}_{iq} \\ A_{eq} \cdot \mathbf{x} = \mathbf{b}_{eq} \\ \mathbf{lb} \leq \mathbf{x} \leq \mathbf{ub} \end{cases} \quad (9)$$

Il peut être résolu efficacement grâce à la méthode de programmation linéaire [11], qui est souvent utilisée pour le pilotage de micro-réseaux [12].

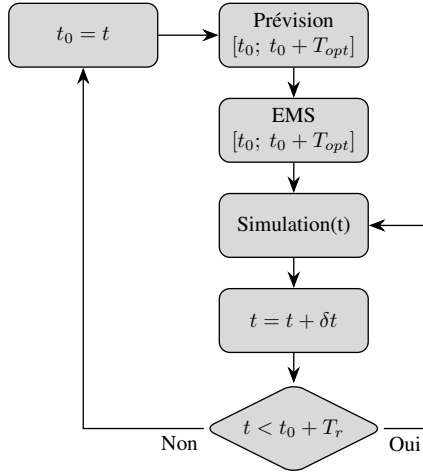


FIG. 3. Logigramme de la simulation.

L'optimisation se fait en discrétisant le temps avec un pas τ_{opt} jusqu'à un horizon temporel $T_{opt} = N \cdot \tau_{opt}$. Le sujet de l'étude porte sur l'effet de ces deux paramètres, ainsi que de la période d'actualisation T_r , sur les performances de l'algorithme de contrôle.

3.3. Simulation

L'optimisation donne une trajectoire que le micro-réseau doit suivre avec des points espacés de τ_{opt} . Dans un micro-réseau réel, le PMS, pour Power Management System, doit piloter les équipements pour qu'ils suivent les consignes de l'optimisation, tout en s'adaptant aux aléas de production et de consommation.

Dans le cadre de cet article, le PMS et le comportement du micro-réseau sont simulés par un autre algorithme inspiré des travaux de De La Para et al. [13] et décrit plus en détails dans [14]. Il gère l'équilibre des puissances avec la plus petite résolution possible (une minute dans notre cas), compense les erreurs de prévision et suit la trajectoire optimale grâce à un correcteur proportionnel sur la consigne de SoC. Cela permet de calculer le coût des échanges d'énergie de manière plus réaliste en tenant compte des erreurs de prévision.

3.4. Principe d'opération

Le principe d'opération du MPC est représenté schématiquement par le logigramme de la Figure 3. La première étape consiste à prévoir la production PV sur un horizon T_{opt} . La consommation et les coûts de l'électricité sont supposés connus. À partir de cette prévision, l'EMS optimise les échanges en travaillant sur les puissances moyennes au pas de temps τ_{opt} . Par la suite, pour chaque instant t entre t_0 et $t_0 + T_r$, le comportement du micro-réseau est simulé en utilisant les profils de consommation et de production mesurés avec un pas de temps δt de 1 minute. Lorsque t atteint $t_0 + T_r$, une nouvelle boucle de prévision/optimisation est relancée. Comme $T_r \leq T_{opt}$, une partie du profil optimal n'est pas utilisée et sera remplacée à la prochaine boucle. Les sections suivantes quantifieront l'effet du pas de temps τ_{opt} , de l'horizon d'optimisation T_{opt} et de la période de réactualisation T_r sur le coût des échanges d'énergie du micro-réseau.

4. APPLICATION

4.1. Cas d'étude et méthode

Pour illustrer la stratégie de pilotage, nous l'avons appliquée à un micro-réseau comprenant un champ PV de 70 kWc et un stockage batterie de 50 kW.h. La puissance moyenne consommée est de 10 kW, le tarif d'achat de l'énergie alterne entre des heures pleines à 450 €/MW.h et des heures creuses à 300 €/MW.h. Celui de vente est fixé à 160 €/MW.h.

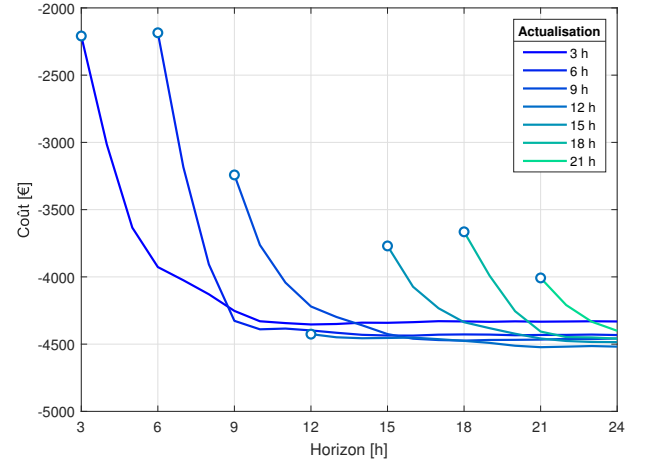


FIG. 4. coût des échanges d'énergie en fonction de l'horizon pour différents taux de rafraîchissement. Les cercles montrent les points où $T_{opt} = T_r$.

Dans un premier temps, l'optimisation se fait avec un pas de temps de 30 min, un horizon de 16 heures et est actualisée toutes les 12 heures. La simulation est réalisée pour une année complète et le calcul des échanges d'énergie se fait toutes les minutes et donne un coût des échanges d'énergie C_{pc} . Ce coût est la différence entre la somme dépensée pour acheter de l'énergie et celle gagnée en en vendant. S'il est négatif, le micro-réseau permet une rentrée d'argent.

Dans un second temps, la simulation sera effectuée avec différentes valeurs de τ_{opt} , T_{opt} et T_r afin de quantifier l'effet du pas de temps, de l'horizon et de la période de rafraîchissement de l'optimisation sur le coût des échanges d'énergie.

Ce coût sera comparé à une première référence C_{pl} , obtenu en pilotant le micro-réseau avec une liste de priorités simple. Cette stratégie consiste à alimenter la charge à partir de la production PV lorsque cela est possible, puis à partir de la batterie et lorsqu'elle est vide, importer de l'énergie depuis le réseau principal. À l'inverse, lorsque la production est excédentaire, le résidu est utilisé pour charger la batterie et lorsqu'elle est pleine, il est injecté sur le réseau principal.

La seconde référence, C_{pp} , est obtenue en utilisant le MPC avec les valeurs d'irradiance mesurées et non prédites par un algorithme, c'est-à-dire avec une prévision parfaite. En s'affranchissant des erreurs de prévision, ce coût devrait s'approcher de la solution optimale.

Pour un même système, comme seule la stratégie de contrôle change, les coûts C_{pl} , C_{pc} et C_{pp} peuvent être comparés sans prendre en compte l'investissement et les coûts de maintenance et de remplacement des équipements.

4.2. Résultats

Avec les paramètres de base ($\tau_{opt} = 30$ min, $T_{opt} = 16$ h, $T_r = 12$ h), le calcul des coûts sur une année montre que le micro-réseau piloté par liste de priorités offre un gain de $C_{pl} = -2.84$ k€ ; auquel il faudrait en toute rigueur soustraire les autres coûts inhérents au micro-réseau. En utilisant le MPC et la prévision ARMA, le gain est doublé et atteint $C_{pc} = -4.45$ k€, ce qui est proche de celui obtenu en utilisant le même MPC et des prévisions parfaites : $C_{pp} = -4.67$ k€.

Ces résultats sont satisfaisants, mais ils dépendent des paramètres temporels τ_{opt} , T_{opt} et T_r . La simulation est donc relancée en faisant varier τ_{opt} entre 5 et 60 minutes. Cela donne une augmentation de C_{pl} de 4 % entre le plus petit et le plus grand τ_{opt} . Le choisir à 30 min est un bon compromis entre le temps de calcul et le coût (+1.5 % par rapport à 5 min).

Par la suite, la simulation est relancée en faisant varier T_{opt} entre 3 et 24 heures et T_r entre 3 heures et T_{opt} , par pas de une heure. Les résultats sont présentés en Figure 4.

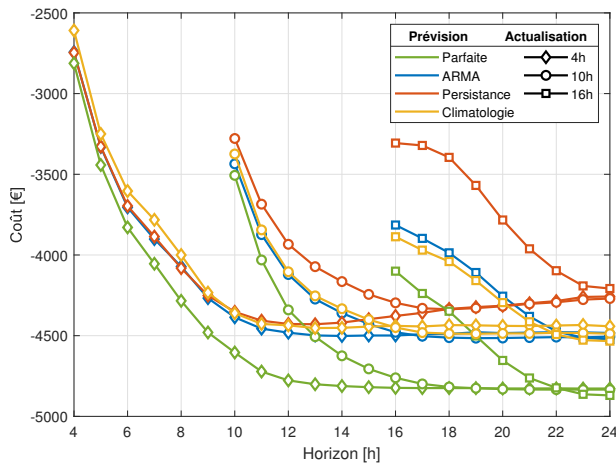


FIG. 5. Comparaison des modèles de prévision.

Les optimisations à court terme, même actualisées fréquemment, entraînent un coût important. Cela est principalement dû au fait que la fenêtre d'optimisation est trop courte pour prendre en compte toute la production PV. Augmenter l'horizon augmente aussi les erreurs de prévision, ce qui dégrade légèrement les performances. Un horizon de 12 heures offre généralement un bon compromis.

Il est à noter que réactualiser la prévision à la fin de la période d'optimisation ($T_{opt} = T_r$, points marqués d'un cercle) entraîne également un coût important. Il semble intéressant de relancer l'optimisation environ quatre heures avant son horizon.

Un rafraichissement fréquent améliore la prévision. ARMA et la persistance utilisent l'irradiance mesurée aux pas de temps précédents pour estimer celle future. Pendant la nuit et peu après le lever du soleil, ils n'ont pas assez d'information pour offrir une prévision fiable. Si la prévision est réactualisée fréquemment, ces mauvaises estimations sont rapidement remplacées par des prévisions plus fiables une fois que suffisamment de points ont été mesurés. Cela donne aussi plus de poids aux prévisions à court terme, qui sont plus fiables.

La Figure 5 présente les résultats des simulations obtenues en utilisant différents modèles de prévision. Comme attendu, la prévision parfaite offre les meilleures performances et la climatologie les moins bonnes. La persistance a des résultats comparables à ARMA pour les petits horizons, mais se dégrade et devient moins intéressante que la climatologie pour des horizons importants. Cela s'accorde avec l'évolution de l'erreur en fonction de l'horizon, comme vu en Figure 2.

Au vu des résultats, il semble possible de piloter efficacement le micro-réseau en utilisant la méthode ARMA pour les prévisions. Pour le cas d'étude considéré, il faudrait réaliser les optimisations et les prévisions avec un horizon de l'ordre de 12 heures en les réactualisant toutes les 6 heures. Un pas de temps de 30 minutes offre un bon compromis entre le temps de calcul et la performance du MPC.

5. CONCLUSIONS

Cet article présente un algorithme de contrôle prédictif pour un micro-réseau PV/stockage relié au réseau. Il utilise un modèle ARMA pour prévoir la production PV et une méthode d'optimisation linéaire pour trouver les points de consigne optimaux du système. Il est capable de réduire le coût des échanges d'énergie par rapport à un contrôle basé sur une liste de priorités. L'objectif principal de cet article est d'évaluer l'effet du pas de temps, de l'horizon et de la période de rafraichissement de l'optimisation sur la solution. Les simulations ont montré que les meilleurs résultats sont obtenus avec des horizons supérieurs à 12 heures et une période de rafraichissement plus courte que l'horizon, avec un recouvrement de 3 à 4 heures. Cela suggère

que de bonnes prévisions à court terme sont essentielles pour le contrôle optimal du micro-réseau. Les modèles basés sur l'analyse de séries temporelles sont de bons candidats. Parmi ceux-ci, ARMA offre de meilleurs résultats que ceux des modèles de référence.

D'après ces résultats, et dans les configurations testées, il semble également que le développement des modèles de prévision ayant des horizons supérieurs à un jour n'améliorerait pas de manière significative le coût des échanges d'énergie. Les travaux futurs viseront à mieux définir l'effet de la prévision sur la solution optimale, en particulier sur la manière dont l'évolution de l'erreur par rapport à l'horizon modifie le coût des échanges d'énergie.

6. RÉFÉRENCES

- [1] Jiefeng Hu, Yinghao Shan, Josep M. Guerrero, Adrian Ioinovici, Ka Wing Chan, and Jose Rodriguez. Model predictive control of microgrids – An overview. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 136 :110422, February 2021.
- [2] Alessandra Parisio, Evangelos Rikos, and Luigi Glielmo. A Model Predictive Control Approach to Microgrid Operation Optimization. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 22(5) :1813–1827, September 2014.
- [3] Tetsuya Wakui, Kento Sawada, Ryohei Yokoyama, and Hirohisa Aki. Predictive management for energy supply networks using photovoltaics, heat pumps, and battery by two-stage stochastic programming and rule-based control. *Energy*, 179 :1302–1319, July 2019.
- [4] Mahmoud Elkazaz, Mark Sumner, and David Thomas. Energy management system for hybrid PV-wind-battery microgrid using convex programming, model predictive and rolling horizon predictive control with experimental validation. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 115 :105483, February 2020.
- [5] Shaun S. Wulff. *Time Series Analysis : Forecasting and Control*, 5th edition. *Journal of Quality Technology*, 49(4) :418–419, October 2017.
- [6] Cyril Voyant, Marc Muselli, Christophe Paoli, and Marie-Laure Nivet. Numerical weather prediction (NWP) and hybrid ARMA/ANN model to predict global radiation. *Energy*, 39(1) :341–355, March 2012.
- [7] Pierre Ineichen. A broadband simplified version of the Solis clear sky model. *Solar Energy*, 82(8) :758–762, August 2008.
- [8] Philippe Lauret, Elke Lorenz, and Mathieu David. Solar Forecasting in a Challenging Insular Context. *Atmosphere*, 7(2) :18, January 2016.
- [9] D.L. Evans. Simplified method for predicting photovoltaic array output. *Solar Energy*, 27(6) :555–560, January 1981.
- [10] J. Schmid and R. D. von Dincklage. Power conditioning and control. In *Euroforum New Energies*, volume 3, Saarbrücken, 1988. H. S. Stephens. ISBN 0-9510271-6-6.
- [11] Sanjay Mehrotra. On the Implementation of a Primal-Dual Interior Point Method. *SIAM Journal on Optimization*, 2(4) :575–601, November 1992.
- [12] Zeineb Abdmouleh, Adel Gastli, Lazhar Ben-Brahim, Mohamed Haouari, and Nasser Ahmed Al-Emadi. Review of optimization techniques applied for the integration of distributed generation from renewable energy sources. *Renewable Energy*, 113 :266–280, December 2017.
- [13] I. de la Parra, J. Marcos, M. García, and L. Marroyo. Improvement of a control strategy for PV power ramp-rate limitation using the inverters : Reduction of the associated energy losses. *Solar Energy*, 127 :262–268, April 2016.
- [14] Jean-Laurent Duchaud, Gilles Notton, Christophe Darras, and Cyril Voyant. Power ramp-rate control algorithm with optimal State of Charge reference via Dynamic Programming. *Energy*, 149 :709–717, April 2018.