

Gestion optimale des flux énergétiques dans un nanoréseau hybride. Application aux systèmes embarqués mobiles.

Maria BITAR^{1,2}, Tony EL TAWIL^{1,2}, Mohamed BENBOUZID¹ et Mustapha BENAOUICHA²

¹Université de Bretagne Occidentale, UMR CNRS 6027 IRDL, 29238 Brest, France

²Segula Technologies, Naval and Energy Engineering Research & Innovation Unit, 92500 Rueil-Malmaison, France

RESUME—Il existe actuellement de nombreux systèmes de gestion de l'énergie dans différents domaines tels que le bâtiment, les véhicules électriques ou même le transport naval. Cependant, un système de gestion d'un nanoréseau embarqué mobile est soumis à plusieurs contraintes qui ne sont pas suffisamment étudiées dans la littérature. En effet, souvent un tel réseau dispose d'une réserve d'énergie limitée et se retrouve isolé de tout ravitaillement en énergie pendant une longue durée. D'où la nécessité de développer un système de gestion d'énergie pour piloter ce type de nanoréseau. Le but est de déterminer le pilotage optimal du réseau en assurant la disponibilité de l'énergie à tout moment. Cette approche permet aussi de prendre en compte la flexibilité dans le choix des sources de production, des systèmes de stockage et des charges (équipements).

Mots-clés—Gestion des flux énergétiques, optimisation, système hybride, système embarqué, nanoréseau isolé.

1. INTRODUCTION

Un nanoréseau est un système de distribution d'énergie qui peut fonctionner en mode isolé ou connecté au réseau. Il doit avoir au moins une unité de production d'énergie locale (sources renouvelables, sources à base de combustibles fossiles). Il peut être utilisé pour une seule maison, un petit bâtiment ou un site de petite taille, avec la capacité de se connecter ou de se déconnecter d'autres entités d'alimentation telles que des systèmes de stockage d'énergie et/ou un système de contrôle via des contrôleurs et des convertisseurs. Selon Energising Development [1], on considère généralement que les nanoréseaux se situent dans une plage de puissance allant de 500 Wp à 10 kWp.

Les systèmes embarqués et mobiles considérés dans cette étude sont équipés d'un nanoréseau électrique multi-sources et multi-charges, incluant différents types d'équipements électriques, des sources de production d'énergie renouvelable et non-renouvelable, ainsi qu'un système de stockage. Une gestion optimale des flux énergétiques (production, consommation et stockage) est donc nécessaire, afin de garantir la disponibilité de l'énergie au sein du réseau, pendant toute la durée de son fonctionnement. Cependant, l'intermittence des énergies renouvelables nécessite un pilotage continu des charges en prévoyant à l'avance la capacité de production et du stockage d'électricité ainsi que les besoins de consommation au sein du réseau, afin de limiter les pertes d'énergie. Pour intégrer toutes ces contraintes, un algorithme de gestion de l'énergie (ou Energy Management System, EMS) est

développé permettant de distribuer l'énergie aux différentes charge et stockage.

L'état de l'art sur les EMS est vaste, cependant il est développé pour des applications ne permettant pas de résoudre immédiatement la problématique posée. Les EMS pour les bâtiments détaillent certaines techniques pour modéliser le confort des habitants ainsi que la gestion des charges, surtout ceux qui présentent une malléabilité sur le temps ou sur la durée d'utilisation [2]. D'autres travaux visent à augmenter l'efficacité énergétique d'un immeuble en satisfaisant les besoins des habitants [3].

Dans le domaine des véhicules électriques, on trouve surtout des EMS utilisés pour réduire la consommation d'énergie et le seul critère de performance est le gain d'autonomie [4]. La répartition optimale de la puissance entre les sources d'énergie hybrides est le point clé et a fait l'objet de nombreuses études dans le domaine des véhicules [5]. Pour le secteur naval, de nombreuses études traitent des EMS spécialisés pour les bateaux [6]. De nombreuses contraintes liées au contexte maritime isolé et à la gestion d'énergies renouvelables sont souvent implémentées (comme l'équilibre entre la production et la demande énergétique, les limites matérielles des générateurs et des systèmes de stockage utilisés, l'équilibre en tension et en fréquence du réseau, les limitations environnementales, les contraintes liées à la navigation).

Les problèmes d'optimisation et les algorithmes sur lesquels se basent les EMS sont variés, cependant ils peuvent être divisés en plusieurs catégories selon leurs caractéristiques. En effet, les problèmes peuvent être classés selon leur linéarité, l'utilisation de variables mixtes et le recours à des méthodes d'exploration aléatoires.

Les problèmes linéaires sont des problèmes d'optimisation dans lesquels la fonction objectif et les contraintes sont linéaires. Les problèmes non-linéaires constituent la large majorité des problèmes d'optimisation et sont généralement impossibles à résoudre dans un temps de calcul acceptable dans un contexte dynamique, c'est pourquoi on peut procéder à une linéarisation des équations pour obtenir un problème solvable plus rapidement [7]. Cependant, la linéarisation d'équations peut parfois amener des imprécisions dans le résultat obtenu. Une approche permettant de combiner le linéaire et le non-linéaire est la programmation quadratique : cette formulation du modèle consiste à utiliser une fonction objectif quadratique tout en conservant des contraintes linéaires, et permet d'avoir

une optimisation plus proche de la réalité mais les méthodes de résolutions sont alors coûteuses en temps [8].

Les problèmes mixtes sont des problèmes contenant des variables entières, ce qui complexifie la résolution, mais il existe de nombreux solveurs permettant de les prendre en compte. Un intérêt notable de l'utilisation de variables binaires est de linéariser certaines équations sans perdre d'informations [6]. Dans une étude [9], une optimisation linéaire mixte est réalisée en tenant compte de la consommation énergétique prévue d'un bâtiment et la variation du prix de l'électricité. Le but est de maximiser le profit de la revente d'électricité générée par un panneau PV installé sur une habitation tout en satisfaisant la demande en électricité de ce bâtiment.

Les algorithmes stochastiques sont des méthodes qui utilisent des éléments de hasard pour explorer et optimiser des solutions dans des contextes complexes et incertains. Ceci leur permet d'explorer une plus grande part des solutions par rapport aux algorithmes déterministes pour déterminer l'optimum global. On trouve notamment dans ce type d'algorithme le Particle Swarm Optimization (PSO) ou les algorithmes génétiques. Par exemple, un article [10] présente l'utilisation de l'algorithme PSO pour optimiser la propulsion d'un navire. Cet algorithme crée différentes particules explorant l'espace des solutions, la position d'une particule étant influencée par son inertie, son minimum atteint et le minimum global atteint avec une part d'aléatoire.

En outre, l'optimisation peut aussi être centralisée ou décentralisée selon son contexte d'utilisation. Une étude [11] compare ces deux modèles d'optimisations pour gérer un processus chimique industriel. Pour l'optimisation centralisée, seul un algorithme est exécuté pour résoudre le problème, alors que pour l'optimisation décentralisée, des optimiseurs locaux résolvent partiellement le problème en communiquant entre eux leurs résultats. Il existe différentes manières de réaliser une optimisation décentralisée, comme détaillé dans l'étude [12] : on peut utiliser un coordinateur qui s'occupe de communiquer avec tous les optimiseurs, cependant l'exécution de l'optimisation est limitée par la capacité de communication du coordinateur, ce qui devient rapidement problématique quand le nombre d'optimiseurs augmente. Une autre solution est de faire communiquer les optimiseurs entre eux, chacun interagissant avec seulement une partie de ses voisins pour limiter les communications, cependant la convergence n'est pas assurée.

La programmation dynamique est adaptée aux problèmes formulés par récurrence [10], [13]. Cette méthode d'optimisation demande de discréteriser les solutions possibles en un graphe d'états qui sera exploré de manière itérative : on évalue la fonction objectif à partir des états précédents pour identifier une suite d'états qui minimise la fonction. Cette optimisation permet de gérer des contraintes non-linéaires et d'atteindre un optimum proche de l'optimum global et de pouvoir ainsi estimer les performances d'un autre algorithme. Cependant, cet algorithme est très gourmand pour les problèmes plus complexes : le nombre d'états à discréteriser augmente exponentiellement avec le nombre de variables. De plus, il faut connaître à l'avance les données du problème, ce qui peut engendrer de nombreux écarts en cas d'incertitudes.

L'optimisation en temps réel permet d'utiliser les valeurs exactes mesurées par des capteurs et donc de pouvoir présenter des résultats plus proche de la réalité, mais il faut alors que la résolution soit suffisamment rapide pour pouvoir exécuter l'optimisation à chaque pas de temps [14]. Ceci implique

qu'elle ne peut pas prendre en compte des horizons de prévision trop lointains. De nombreux algorithmes permettent d'optimiser en temps réel, comme l'Equivalent Consumption Minimization Strategy (ECMS) [15] : cette méthode vise à estimer la consommation réelle de carburant en intégrant une consommation équivalente de carburant due aux variations de charge de la batterie. Cet algorithme donne une estimation proche de la réalité pour un temps de calcul relativement faible, il est souvent utilisé quand l'objectif est de minimiser la consommation de carburant. Une autre méthode d'optimisation en temps réel est le Model-based Predictive Control (MPC) [16] : le but est de prédire le comportement du système sur un horizon défini en modifiant les variables d'optimisation afin de minimiser l'objectif, tout en prenant en compte les valeurs mesurées des temps précédents à chaque itération. Le MPC effectue une optimisation à chaque itération en déplaçant l'horizon de prédiction, et n'implémente que la valeur de la solution correspondant au pas de temps suivant. L'intérêt de cet algorithme est d'utiliser des données réelles (variables passées ou paramètres mesurés) tout en prévoyant la réponse du système sur une durée définie.

Par ailleurs, les problèmes d'optimisation peuvent avoir plusieurs approches, comme la réduction du coût économique et de la masse des systèmes installés [17]. L'optimisation multi-objectif permet de trouver un compromis ou d'étudier l'influence de différents objectifs sur les caractéristiques de la solution trouvée : le but de cette optimisation est de minimiser simultanément plusieurs fonctions, souvent conflictuelles, ce qui peut donner des résultats variés selon l'importance donnée à chaque objectif. La méthode la plus simple pour réaliser cette optimisation est de minimiser une somme pondérée des fonctions objectif en faisant varier les poids, mais il en existe des plus efficaces : dans [17], [18] par exemple, la méthode dite ϵ -contrainte est implantée. Elle consiste à minimiser une fonction objectif tout en limitant les autres à une valeur ϵ propre à chacune. En faisant varier cette valeur pour chaque objectif, on obtient un ensemble de points appelé front de Pareto représentant les solutions minimisant au mieux chaque fonction. Une autre étude [19] présente aussi de nombreuses autres méthodes pour trouver le front de Pareto comme des algorithmes basés sur des heuristiques (algorithme génétique, recuit simulé).

L'état de l'art sur les différents types d'algorithmes d'optimisation permet de justifier l'utilisation de la programmation linéaire au regard de son avantage de vitesse d'exécution. En effet, il n'est pas nécessaire de modéliser les non-linéarités des équipements et il est au contraire essentiel d'avoir un algorithme s'exécutant rapidement pour fournir en temps réel les commandes aux équipements. De plus, parmi les différentes techniques d'application de l'optimisation au contrôle d'un système, on peut s'intéresser notamment au Model-based Predictive Control qui s'adapte bien au problème présent : les équipements du nanoréseau doivent être commandés en temps réel et l'optimisation réalisée doit disposer de la valeur réelle de certains paramètres comme l'état de charge de la batterie.

Le cas d'un réseau isolé à puissance élevée (tel un bâtiment) est très peu étudié dans la littérature. En effet, les EMS dans les bâtiments considèrent des équipements connectés à un réseau électrique global [20]. La combinaison de plusieurs sources et plusieurs charges est très similaire aux contraintes évoquées dans la problématique de cette étude. Cependant, la supervision des équipements, la planification à long terme, les incertitudes sur les données météorologiques et

sur le comportement des usagers ne sont pas présentes dans le contexte d'un système embarqué mobile.

2. FORMULATION DU PROBLEME

Cette étude a pour but de développer un système permettant de piloter un nanoréseau électrique embarqué mobile. Le nanoréseau étudié comprend des sources d'énergies renouvelables telles que des panneaux photovoltaïques ou une éolienne, une source d'énergie fossile sous la forme d'un générateur Diesel, une batterie comme système de stockage d'énergie ainsi que diverses charges. Le système développé est destiné à superviser le fonctionnement des charges. Dans ce réseau, les charges sont divisées en plusieurs catégories : les charges essentielles, les charges non essentielles, et les charges déplaçables. La demande électrique des charges est définie en avance sauf pour les charges déplaçables, dont les activations peuvent être déplanifiées.

Les objectifs du système étudié sont multiples : il devra à la fois assurer le fonctionnement des charges essentielles tout en assurant la disponibilité de l'énergie à tout moment. Pour résoudre ce problème, une méthode de gestion énergétique multicouche basée sur l'optimisation multi-objectifs a été développée. Les travaux réalisés consistent en deux algorithmes d'optimisation fonctionnant sur deux échelles de temps différentes. Le premier modélise le comportement du nanoréseau de manière précise sur une courte durée (dit algorithme court terme), et l'autre modélise le nanoréseau sur une longue durée, mais avec moins de précision (dit algorithme long terme). L'approche utilisée est représentée dans la Fig. 1.

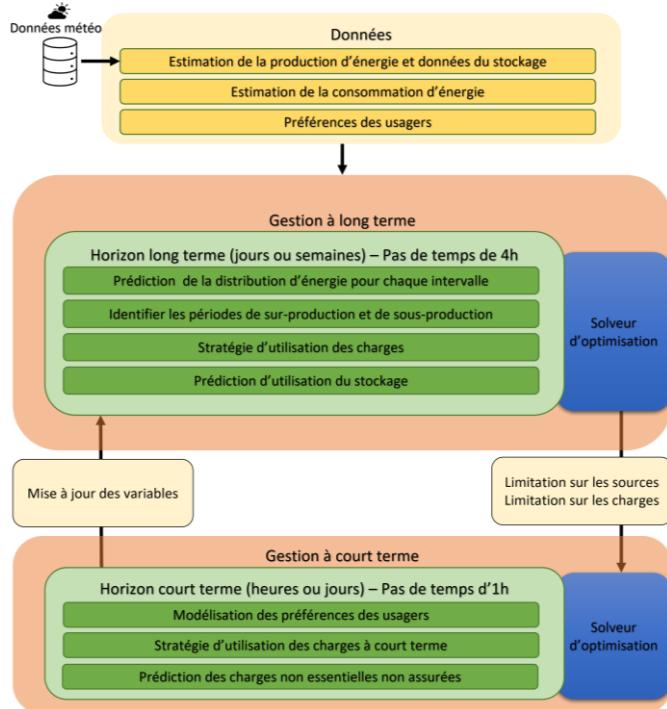


Fig. 1. Méthodologie de gestion multicouches.

La réalisation du lien entre les algorithmes d'optimisation à court terme et à long terme, doit satisfaire plusieurs contraintes. Notamment, il faut que les deux algorithmes puissent s'échanger des données afin que l'EMS puisse à la fois anticiper les situations critiques et optimiser la distribution d'énergie à des échelles de temps de l'ordre de l'heure. En effet, il faut que l'algorithme court terme anticipe les problèmes à venir, tout en ayant la liberté de traiter les contraintes non modélisées dans le long terme. Étant donné que

le fonctionnement de l'EMS se base sur des exécutions répétées de ces algorithmes, celles-ci doivent donc être suffisamment rapides. En effet, afin d'étudier et valider les paramètres retenus, il faut que le calcul entier s'effectue en un temps acceptable. Il faut donc réussir à concilier précision du modèle et rapidité d'exécution de l'algorithme.

Après la réalisation du lien entre ces algorithmes, des simulations sur le fonctionnement de l'EMS dans diverses situations sont effectuées. La méthode MPC est appliquée. Elle permet de simuler le comportement de l'EMS pour des durées modulables.

3. RESULTATS OBTENUS

Les modèles des algorithmes d'optimisation développés permettent au système d'éteindre les équipements non essentiels du réseau, ce qui permet d'économiser de l'énergie. De plus, le modèle développé laisse libre le choix de l'heure de démarrage de chacune des charges déplaçables, en imposant uniquement des temps d'attente minimum et maximum entre deux activations de la même charge. Les Fig. 2a et 2b montrent une comparaison des résultats avec et sans contrôle des charges déplaçables. Avec le modèle développé, les charges s'activent bien de manière à profiter des moments de surproduction d'énergie. Ainsi, on assure une réduction de 92% des pertes énergétiques.

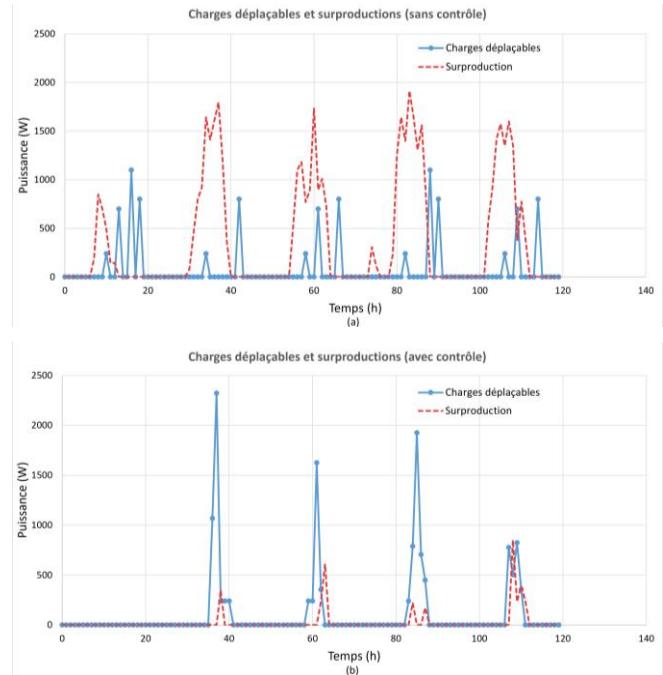


Fig. 2. Variation des puissances de surproduction et de demande des charges déplaçables : (a) Sans contrôle ; (b) Avec contrôle.

La Fig. 3 représente la demande atténuée pour un autre cas d'étude. Ainsi, il est possible de définir une priorité sur l'économie de Diesel ou bien sur la disponibilité des charges non essentielles, et l'atténuation des charges permettra de s'adapter à la limitation de carburant.

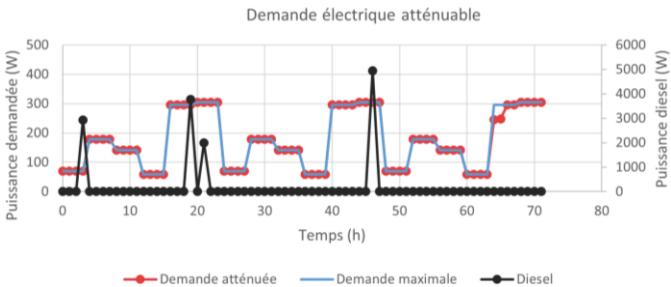


Fig. 3. Variation des puissances des charges atténuables et du Diesel.

4. CONCLUSION

Le système de gestion énergétique optimale développé permet de gérer un nanoréseau hybride isolé avec des contraintes et des objectifs définis dans la problématique. Il est aussi capable de fournir les résultats nécessaires à la planification des équipements pour chaque intervalle de temps tout en supervisant le niveau de l'énergie disponible. Cependant, il faudra prendre en compte tous les équipements, réaliser un scénario pour une longue durée et améliorer l'acquisition des données et leur exploitation pour de meilleures préditions.

5. REFERENCES

- [1] J. Holzigel, and A. Cabañero, « Tiers, Markets, Sustainability: Trends in Rural Off-Grid Electrification », July 2021. Available at: <https://endev.info/downloads/>.
- [2] G. D. Oliveira, « Approche hybride d'optimisation pour la gestion d'énergie dans le bâtiment », Thèse de doctorat, Université de Grenoble, 2013. Disponible sur: <https://theses.hal.science/tel-00934755>.
- [3] P. Zhao, S. Suryanarayanan, and M. G. Simoes, « An Energy Management System for Building Structures Using a Multi-Agent Decision-Making Control Methodology », *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 49, n° 1, pp. 322- 330, Jan. 2013, doi: 10.1109/TIA.2012.2229682.
- [4] C.-H. Zheng, C.-M. Lee, Y.-C. Huang, and W.-S. Lin, « Adaptive optimal control algorithm for maturing energy management strategy in fuel-cell/Li-ion-capacitor hybrid electric vehicles », in *2013 9th Asian Control Conference (ASCC)*, June 2013, pp. 1- 7. doi: 10.1109/ASCC.2013.6606091.
- [5] A. Fathy, H. Rezk, and A. M. Nassef, « Robust hydrogen-consumption-minimization strategy based salp swarm algorithm for energy management of fuel cell/supercapacitor/batteries in highly fluctuated load condition », *Renew. Energy*, vol. 139, pp. 147- 160, August 2019, doi: 10.1016/j.renene.2019.02.076.
- [6] P. Xie, J. Guerrero, S. Tan, N. Bazmohammadi, J. Vasquez, M. Mehrzadi and Y. Al-Turki, « Optimization-Based Power and Energy Management System in Shipboard Microgrid: A Review », *IEEE Syst. J.*, pp. 1- 13, 2021, doi: 10.1109/JSYST.2020.3047673.
- [7] M. Carrion and J. M. Arroyo, « A computationally efficient mixed-integer linear formulation for the thermal unit commitment problem », *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 21, n° 3, pp. 1371- 1378, August 2006, doi: 10.1109/TPWRS.2006.876672.
- [8] M. Killian, M. Zauner, and M. Kozek, « Comprehensive smart home energy management system using mixed-integer quadratic-programming », *Appl. Energy*, vol. 222, pp. 662- 672, July 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.03.179.
- [9] C. Clastres, T. T. Ha Pham, F. Wurtz, and S. Bacha, « Ancillary services and optimal household energy management with photovoltaic production », *Energy*, vol. 35, n° 1, pp. 55- 64, Jan. 2010, doi: 10.1016/j.energy.2009.08.025.
- [10] F. D. Kanellos, « Optimal Power Management With GHG Emissions Limitation in All-Electric Ship Power Systems Comprising Energy Storage Systems », *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 29, n° 1, pp. 330- 339, Jan. 2014, doi: 10.1109/TPWRS.2013.2280064.
- [11] M. R. Naysmith and P. L. Douglas, « Review of Real Time Optimization in the Chemical Process Industries », *Dev. Chem. Eng. Miner. Process.*, vol. 3, n° 2, pp. 67- 87, 1995, doi: 10.1002/apj.5500030202.
- [12] A. Nedić, A. Olshevsky, and M. G. Rabbat, « Network Topology and Communication-Computation Tradeoffs in Decentralized Optimization », *Proc. IEEE*, vol. 106, n° 5, pp. 953- 976, May 2018, doi: 10.1109/JPROC.2018.2817461.
- [13] P. K. Singhal and R. N. Sharma, « Dynamic programming approach for solving power generating unit commitment problem », in *2011 2nd International Conference on Computer and Communication Technology (ICCCT-2011)*, Sept. 2011, pp. 298- 303. doi: 10.1109/ICCCT.2011.6075161.
- [14] H. Park, J. Sun, S. Pekarek, P. Stone, D. Opima, R. Meyer, I. Kolmanovsky and R. DeCarlo, « Real-Time Model Predictive Control for Shipboard Power Management Using the IPA-SQP Approach », *IEEE Trans. Control Syst. Technol.*, vol. 23, n° 6, pp. 2129- 2143, Nov. 2015, doi: 10.1109/TCST.2015.2402233.
- [15] C. Musardo, G. Rizzoni, Y. Guezennec, and B. Staccia, « A-ECMS: An Adaptive Algorithm for Hybrid Electric Vehicle Energy Management », *Eur. J. Control*, vol. 11, n° 4, pp. 509- 524, Jan. 2005, doi: 10.3166/ejc.11.509-524.
- [16] M. Garcia, S. Sendra, M. Atenas, and J. Lloret, « Underwater wireless ad-hoc networks: A survey », *Mob. Ad Hoc Netw. Curr. Status Future Trends CRC Press Boca Raton FL USA*, pp. 379- 411, 2011.
- [17] Y. Yan, H. Zhang, Y. Long, Y. Wang, Y. Liang, X. Song and J. Yu, « Multi-objective design optimization of combined cooling, heating and power system for cruise ship application », *J. Clean. Prod.*, vol. 233, pp. 264- 279, Oct. 2019, doi: 10.1016/j.jclepro.2019.06.047.
- [18] Z. Li, Y. Xu, S. Fang, Y. Wang, and X. Zheng, « Multiobjective Coordinated Energy Dispatch and Voyage Scheduling for a Multienergy Ship Microgrid », *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 56, n° 2, pp. 989- 999, March 2020, doi: 10.1109/TIA.2019.2956720.
- [19] N. Jozefowicz, « Modélisation et résolution approchée de problèmes de tournées multi-objectif », Thèse de doctorat, Lille 1, 2004. Disponible sur: <https://www.theses.fr/2004LIL10086>.
- [20] V. Kumtepeli, Y. Zhao, M. Naumann, A. Tripathi, Y. Wang, A. Jossen and H. Hesse, « Design and analysis of an aging-aware energy management system for islanded grids using mixed-integer quadratic programming », *Int. J. Energy Res.*, vol. 43, n° 9, pp. 4127- 4147, 2019, doi: 10.1002/er.4512.

