

Méthode générique de gestion de l'énergie des systèmes multisources par filtres à moyenne glissante

Ramzi Saidi, Jean-Christophe Olivier, Eric Chauveau, Mohamed Machmoum

▶ To cite this version:

Ramzi Saidi, Jean-Christophe Olivier, Eric Chauveau, Mohamed Machmoum. Méthode générique de gestion de l'énergie des systèmes multisources par filtres à moyenne glissante. 3ème Symposium de Génie Electrique (SGE 2018), université de Lorraine (UL), Jul 2018, Nancy, France. hal-01927219

HAL Id: hal-01927219 https://hal.science/hal-01927219

Submitted on 7 Dec 2018

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers. L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Méthode générique de gestion de l'énergie des systèmes multisources par filtres à moyenne glissante

R. SAIDI¹, J.C. OLIVIER¹, E.CHAUVEAU^{1,2}, M. MACHMOUM¹

¹ : IREENA, Université de Nantes, CRTT 37 Bd de l'Université 44600 Saint-Nazaire Cedex ² : IREENA-ESEOTECH, 10 Bd Jeanneteau-CS 90717 – 49107Angers Cedex 2

RESUME- Cet article présente un algorithme générique de gestion de l'énergie électrique des systèmes multisources pour l'autoconsommation dans des applications isolées. Cet algorithme assure le calcul de la puissance de référence de chacune des sources du système à l'aide de filtres à moyenne glissante tout en optimisant un objectif défini par l'utilisateur. Ce calcul se base sur un traitement en temps réel des données de mesure (le passé) et des prévisions de la charge et de l'ensoleillement (futur) obtenues à partir des données de consommation et des prévisions météorologiques. L'algorithme proposé peut gérer des systèmes complexes composés de nombreuses sources et de nombreux organes de stockage. De plus, la robustesse de la méthode proposée réside dans la correction automatique des erreurs de prédiction. L'algorithme est testé sur un système hybride composé de panneaux solaires, d'une pile à combustible, de batteries électrochimiques et de supercondensateurs alimentant un habitat isolé. Les simulations sont réalisées sur une année complète, avec un pas de temps de 1 seconde et en présence d'erreurs significatives de prédiction. Les résultats obtenus sont particulièrement convaincants et permettent de valider cette stratégie générique de gestion de l'énergie.

Mots-clés—Gestion de l'énergie, système multisources, filtres à moyenne glissante, coût total du système.

1. INTRODUCTION

Les systèmes de production d'énergie électrique basés sur les énergies renouvelables représentent l'une des solutions possibles pour alimenter des applications situées dans des zones reculées ou isolées. L'architecture générale de ces systèmes peut inclure des sources d'énergie renouvelables, généralement intermittentes, en tant que sources principales, des générateurs auxiliaires tels que les groupes électrogènes et piles à combustibles, mais également des systèmes de stockage d'énergie tels que les batteries ou les supercondensateurs. Le concept des systèmes multisources (ou hybrides) a été le sujet de plusieurs travaux dans cette dernière décennie. Ces travaux se divisent principalement entre ceux axés sur l'étude et le développement de nouvelles stratégies de gestion de l'énergie au sein de ces systèmes [1], [2], [3] et ceux visant l'optimisation de leurs fonctionnements en étudiant de nouvelles fonctions 'objectif' [2],[4],[5]. Les stratégies de gestion de l'énergie doivent tenir compte de l'architecture du système hybride, de la nature des sources qui le composent et aussi des objectifs visés par l'utilisateur. A cet égard, une grande variété de travaux existe en termes d'architectures, objectifs et aussi stratégies de gestion [6]. Par ailleurs, le couplage de plusieurs sources d'énergie dans un même système de production rend l'arbitrage et la gestion des flux énergétiques plus complexe. C'est en partie une des raisons pour laquelle plusieurs auteurs limitent leurs études à des systèmes ayant une ou deux sources associées à un seul organe de stockage rendant ainsi le système moins complexe et à degré de liberté limité.

Dans ce contexte, de nombreuses méthodes efficaces peuvent être adoptées pour la gestion énergétique. Ainsi, de nombreux travaux se basent sur la programmation dynamique qui est une technique efficace et bien adaptée à la gestion de l'énergie [7],[8],[9]. Mais une telle approche devient vite trop complexe et couteuse en temps de calcul dès que le nombre de trajectoires à optimiser dépasse deux ou trois. En effet, la grille de résolution devient n-dimensionnelle multipliant ainsi les états possibles que l'algorithme peut choisir pour construire les chemins optimaux. D'autres auteurs utilisent la logique floue comme moyen de gérer l'énergie entre les sources [3],[10], [11]. Or cette fois encore, pour un système contenant plus de deux ou trois organes, le nombre de fonctions d'appartenance devient très élevé ce qui rend la définition des règles très difficile. La commande prédictive représente aussi une autre alternative pour assurer la gestion de l'énergie [12],[13]. Cette méthode est particulièrement efficace pour tenir compte de la prévision des ressources et des profils d'usage. En revanche, elle est relativement contraignante en termes de modélisation et formulation et devient difficile à mettre pratiquement en œuvre en présence de sources non linéaires et de dynamiques très différentes. De nombreux auteurs utilisent la séparation fréquentielle comme méthode de gestion de l'énergie [6],[14], [15]. Elle se caractérise par sa simplicité et consiste à partager le profil de la puissance demandée en plusieurs composantes de fréquences différentes à l'aide de filtres appropriés. Cela permet une répartition énergétique qui respecte les caractéristiques énergétiques des sources. En se basant sur cette dernière technique, un algorithme de gestion dédié aux systèmes multisources comportant un nombre important de sources, a été développé par les auteurs dans [2]. Cet algorithme générique consiste à partager la puissance totale demandée par une charge résidentielle sur les sources du système hybride en utilisant des filtres à moyenne glissante. Par rapport à la séparation fréquentielle, cette technique donne la possibilité de modifier les horizons de calcul des filtres en fonction des caractéristiques de la source commandée qui, d'une façon directe, influe sur la valeur de la fonction 'objectif' à optimiser. En revanche, les puissances que génèrent les filtres ne sont pas contrôlées. En d'autres termes, elles peuvent dépasser la puissance limite de la source ou aussi l'énergie maximale qu'elle peut fournir ou stocker. En se basant sur ce dernier travail, un algorithme générique basé sur la séparation fréquentielle, permettant une gestion efficace de l'énergie dans un système multisources est présenté dans ce travail. Cet algorithme fonctionne indépendamment du nombre de sources qui composent le système hybride.

Ce travail est organisé comme suit. La section 2 décrit l'architecture de l'algorithme proposé et son principe général. La section 3 présente la stratégie de gestion de l'énergie basée sur cet algorithme appliqué à un système de production multisources. Les résultats de simulation sont présentés et discutés à la section 4. Enfin, la conclusion est donnée à la section 5.

2. ALGORITHME DE GESTION DE L'ENERGIE

L'algorithme de gestion de l'énergie proposé se base sur la mise en cascade de plusieurs blocs appelés contrôleurs, comme l'indique la figure 1. Le nombre total de contrôleurs correspond au nombre de sources qui composent le système multisources. Chaque contrôleur est responsable de la génération de la puissance de référence d'une source d'énergie bien précise. L'algorithme proposé est inspiré des algorithmes basés sur la méthode de séparation fréquentielle. Il permet de générer des puissances de référence qui respectent les différentes caractéristiques des sources. En effet, les caractéristiques des sources d'énergie électrique (puissance spécifique et énergie spécifique) diffèrent d'une source à une autre. Le diagramme de Ragone décrit bien cette différence de caractéristiques.

A chaque instant $t (0 \le t \le H_s)$, un contrôleur reçoit à son entrée un ensemble de valeurs de puissance futures estimées et un ensemble de valeurs de puissance passées, prises à partir d'un historique de données [2]. Basé sur ces deux vecteurs d'entrées, il donne la valeur de la puissance que la source qui lui est associée doit générer à cet l'instant t. L'algorithme proposé possède comme entrée principale deux vecteurs $\hat{\Delta}P$ et ΔP . Ces deux vecteurs représentent respectivement l'écart entre une estimation de la puissance totale demandée par la charge et une estimation de la puissance totale produite (puissance solaire, éolienne,...) sur un horizon de temps défini H_s et l'écart entre la puissance réellement demandée par la charge et la puissance totale produite réellement mesurée :

$$\Delta P_{\{Hs\}} = P_{charge_{\{Hs\}}} - P_{prod_{\{Hs\}}}$$
$$\hat{\Delta} P_{\{Hs\}} = \hat{P}_{charge_{\{Hs\}}} - \hat{P}_{prod_{\{Hs\}}}$$

A chaque instant t, l'écart de puissance mesuré $\Delta P(t)$ doit être partagé entre les sources du système d'une façon optimale, soit en le fournissant à la charge (si $\Delta P(t)>0$) soit en le stockant dans les organes de stockage (si $\Delta P(t)<0$). La puissance de la charge et celle produite sont considérées imposées pour l'algorithme.



Fig. 1. Structure générique de l'algorithme de gestion de l'énergie proposé.

La structure interne d'un 'contrôleur' est montrée sur la figure 2.

Un contrôleur est composé d'un filtre à moyenne glissante [10], une limitation sur la puissance générée/stockée et un contrôle sur la variable d'état de la source commandée par ce contrôleur.



Fig. 2.Structure interne d'un contrôleur.

La puissance de sortie du filtre représente la puissance de référence de la source d'énergie commandée par le contrôleur associé. La relation mathématique qui relie l'entrée et la sortie d'un filtre d'un contrôleur i à un instant t est décrite par l'équation 1 :

$$P_i^*(t) = \frac{1}{H_i^*} \int_{t-\frac{H_i^*}{2}}^{0} (2P_{in_i} - \hat{P}_{in_i}) dt + \frac{1}{H_i^*} \int_{0}^{t+\frac{H_i}{2}} \hat{P}_{in_i} dt \quad (1)$$

Avec $P_i^*(t)$ la puissance de sortie du filtre à l'instant t, P_{in_i} le vecteur représentant l'historique des mesures de puissances déjà prises, \hat{P}_{in_i} un vecteur représentant une estimation future de la puissance P_{in_i} et H_i^* l'horizon de calcul du filtre.

Les expressions des puissances de sorties des filtres sont des fonctions intégrales qui relient le futur au passé. En d'autres termes, ces expressions relient des données mesurées dans le passé (issues d'un historique) qui sont toujours vraies (la première intégrale de l'équation 1) et des données prédites du futur qui peuvent être erronées (la deuxième intégrale de l'équation 1). Chaque filtre diffère des autres par son horizon de temps H_i . En effet, l'horizon de temps d'un filtre dépend de la dynamique de la source qui lui est associée. Plus cet horizon est grand, plus la puissance de sortie du filtre est lisse et vice versa. Pour cela, les puissances de référence des sources ayant des dynamiques lentes doivent être issues de filtres fonctionnant avec des horizons temporels larges et inversement pour les sources rapides. En fonction de leurs dynamiques, les sources sont donc placées dans un ordre croissant (la source i est d'une dynamique plus lente que celle de la source i+1). La dernière source i=K s'occupe de la puissance résiduelle qui, par conséquent, représente la composante de hautes fréquences de la puissance ΔP .

Dans la stratégie de gestion de l'énergie proposée, la notion de 'puissance moyenne' est primordiale. En effet, si la structure illustrée sur la figure 3 est considérée, qui représente la structure de base d'un contrôleur (un filtre seul), nous constatons que la moyenne du signal de sortie du filtresur un horizon de temps défini H_s est toujours égale à la moyenne de son signal d'entrée mesuré sur le même horizon, il en résulte un signal de valeur moyenne nulle à l'entrée de l'étage suivant. Cette constatation nous amène à définir l'hypothèse 2 :

$$< P >_{\{H_s\}} = \left[< P >_{\{H_k\}} \right]_{\{H_s\}} qq \quad H_k < H_s$$
 (2)

En considérant cette hypothèse la puissance résultante du premier contrôleur aura une moyenne sur l'horizon H_s , égale à la moyenne du signal d'entrée ΔP sur le même horizon. Par conséquent, toutes les puissances d'entrée et de sortie des contrôleurs qui viennent après auront des moyennes nulles sur H_s . Ces puissances moyennes nulles garantissent que les états de charge (*SoC : State of Charge*) des organes de stockage ne divergent pas.



Fig. 3.Structure de base d'un contrôleur (sans fonctions de supervision).

Cela reste toujours valable si la sortie du filtre est considérée en totalité. Toutefois, si cette puissance dépasse la puissance maximale que la source peut fournir ou stocker, une saturation est ainsi nécessaire. La saturation consiste à supprimer les puissances qui dépassent les limites maximale et minimale de la source. Cette suppression modifie, par conséquent, la valeur moyenne du signal. Une puissance moyenne non nulle sur un horizon H_s pour un organe de stockage causera la divergence de son SoC.

Afin de remédier à ce problème, un bloc correcteur est inséré à la sortie de la saturation (bloc en vert sur la figure 2). Son rôle est de corriger l'erreur sur la puissance moyenne causée par la saturation.

A ce stade, la puissance de référence générée par chaque contrôleur possède une moyenne égale à celle de son vecteur d'entrée mesuré et aussi respecte les limites en puissance de la source associée à ce contrôleur. Par contre, cela ne permet pas de garantir que l'énergie associée à cette puissance, ne dépasse pas les limites énergétiques de cette source. Comme exemple, l'état de charge (SoC) d'une batterie peut dépasser 100% si cette dernière est chargée sous une puissance élevée (mais qui ne dépasse pas sa puissance maximale) pendant une longue période. Pour résoudre ce problème, un réglage en temps réel des limites de saturation à travers une mesure instantanée de la variable d'état, est introduit.

D'autre part, chaque contrôleur de puissance *i* est caractérisé par un l'horizon de temps H_i de son filtre. A cet horizon, correspond une puissance de référence P_i^* qui possède une allure, une dynamique, une énergie et une puissance bien spécifiques sur un horizon de simulation H_s . Un horizon optimal H_i^* permet au contrôleur *i* de construire une puissance de référence qui correspond aux caractéristiques de la source commandée d'une part, et d'autre part optimise une fonction 'objectif' prédéfinie. *Particular Swarm Optimization algorithm* (*PSO*) est utilisé pour optimiser les valeurs des horizons H_i . La fonction 'objectif' considérée est présentée dans la section 3.

3. APPLICATION SUR UN SYSTEME MULTISOURCES

3.1. Architecture du système hybride étudié

La figure 4 présente l'architecture du système hybride étudié. Le dimensionnement du système a été obtenu à partir d'une approche classique, comme décrit dans [16]. Il conduit à 10 m² de panneaux PV en tant que source d'énergie principale, une PàC de 500 W en tant que source d'énergie auxiliaire, 2 organes de stockage formés d'une batterie au Plomb de 30 kWh et d'un banc de SC 60 F-100 V.



Fig. 4. Architecure du système multisources étudié.

Un profil estimé de demande de charge domestique à l'étude \hat{P}_{Ch} a été généré par un générateur de profils de consommation qui fonctionne à base de probabilités d'apparition des charges le long de la journée. Le profil généré possède les caractéristiques résumées dans le tableau 1.

Tableau 1. Caractéristiques de la courbe de consommation.

Caractéristique	Valeur
Horizon de simulation (Hs)	1 an
Energie annuelle	4029,6 kWh/an
Puissance maximale	3979 W
Puissance minimale	30 W
Puissance moyenne	460 W

Le profil estimé de puissance photovoltaïque \hat{P}_{PV} a été généré par un générateur de profil solaire [16]. Ce générateur utilise une matrice de Marcov, qui, à partir des coordonnées géographiques de l'emplacement étudié (latitude / longitude), l'angle d'inclinaison des panneaux PV et un pas d'échantillonnage, fournit un profil du rayonnement correspondant. Le profil de puissance PV utilisé dans cette étude correspond aux entrées montrées dans le tableau 2:

Tableau 2. Entrées du générateur de profil solaire.

Entrée	Valeur
Position (degrés décimaux)	Saint Nazaire, X: 47,283329 Y: -2,2
Inclinaison des pann. PV (deg)	50
Pas d'échantillonnage (s)	1
Horizon de simulation (année)	1

3.2. Application de l'algorithme sur le système multisources Les sources utilisées sont tout d'abord classées selon leurs dynamiques en se référant au diagramme de Ragone. En effet, la PàC représente la source la plus lente du système (puissance spécifique faible), contrairement aux SC qui possèdent une puissance spécifique élevée représentant ainsi des sources rapides. Quant aux batteries, elles se positionnent entre les deux. En tenant compte de cette classification, l'architecture de l'algorithme dédié à ce système multisources est alors conçue comme l'illustre la figure 5. En effet, elle présente deux contrôleurs de puissance et une puissance résiduelle. Le contrôleur 1 génère la puissance de référence de la source la plus lente (PàC), le contrôleur 2 s'occupe de celle de la batterie. La puissance résiduelle représente la puissance de référence de la source la plus rapide (SC).

Ensuite, à partir des profils P_{Ch} , \hat{P}_{Ch} , P_{PV} et \hat{P}_{PV} , les deux entrées de l'algorithme ΔP et $\hat{\Delta} P$ est construite, tels que :

$$\Delta P_{\{Hs\}} = P_{Ch_{\{Hs\}}} - P_{PV_{\{Hs\}}} \\ \hat{\Delta} P_{\{Hs\}} = \hat{P}_{Ch_{\{Hs\}}} - \hat{P}_{PV_{\{Hs\}}}$$

Au fur et à mesure de l'avancement de la simulation dans le temps, les vecteurs ΔP , P_{Ch} et P_{PV} qui représentent respectivement l'historique de l'écart de puissance à satisfaire, l'historique de la puissance de la charge et l'historique de la puissance photovoltaïque, se construisent, ce qui permet aux filtres de calculer les puissances de référence à l'instant présent en se référant au passé et au futur selon l'équation 1.



Fig. 5. Architecure de l'algorithme proposé appliqué sur le système multisources à l'étude.

3.3. Optimisation et fonction 'objectif'

Les valeurs des horizons du temps H_1 et H_2 des deux filtres des contrôleurs 1 et 2 respectivement, sont optimisées à l'aide de l'algorithme *PSO*. Des valeurs optimales de H_1 et H_2 correspondent à des profils de puissances de référence qui:

- respectent les dynamiques des trois types de sources du système.
- respectent les limites en puissance des trois sources.
- respectent les limites énergétiques (SoC) des systèmes de stockage.
- correspondent à un coût total minimal du système.

En effet, dans cette étude, l'optimisation est appliquée sur le coût total du système. Ce coût regroupe quatre composantes : le coût total initial, le coût total d'exploitation, le coût total de remplacement et le coût total de maintenance. Vu que ces différents coûts ne sont pas équitablement répartis en fonction du temps et vu que les différentes sources n'ont pas les mêmes durées de vie, il faudra alors unifier la période de temps sur laquelle ces coûts seront calculés. Dans notre application, la notion du coût annualisé a été utilisée. Un coût annualisé d'un système dépend de la vitesse de sa dégradation en fonction du temps.

3.3.1. Coût total annualisé de la pile à combustible

Une fonction de dégradation Δ_{Pac} est considérée. Cette fonction dépend de l'énergie fournie par la PaC sur l'horizon de simulation H_s [17]:

$$\Delta_{\text{Pac}}(t) = \int_0^{H_S} \partial(t) dt \tag{3}$$

Avec
$$\partial(t) = \frac{\partial_0}{3600} \left[1 + \frac{\alpha}{P_{Pac_nom}^2} (P_{Pac}^*(t) - P_{Pac_Nom})^2 \right]$$

où ∂_0 , α sont des coefficients et P_{Pac_nom} la puissance nominale de la PàC (80% de P_{Pac_nom}). La fonction de dégradation Δ_{Pac} est exprimée entre 0 (début de vie) et 1 (fin de vie). Dans ce sens, une PàC commerciale a une durée de vie moyenne de 5000 heures. Une fois la dégradation de la PàC calculée, sa durée de vie est estimée comme suit:

$$D_{Pac} = 1an/\Delta_{Pac}(t = H_s)$$

Le coût initial annualisé de la PàC peut être alors calculé. Il est obtenu en fonction de la durée de vie et du coût d'investissement $\hat{C}_{inv PàC}$:

$$\hat{C}_{init_Pac_an} = \hat{C}_{inv_Pac} / D_{Pac}$$
(4)

Le fonctionnement d'une PàC nécessite de l'hydrogène. La consommation de celui-ci est proportionnelle à l'énergie fournie par la PàC. Le volume $V_{H2_an}(m^3)$ du combustible consommé est calculé comme suit :

$$V_{H2_an} = (\langle P_{Pac}^* \rangle_{\{H_s\}} * H_s * 2.7778.10^{-7}) / (3 * \eta_{Pac})$$

Avec $\langle P_{Pac}^* \rangle_{\{H_s\}}$ la puissance moyenne fournie par la PàC le long de l'horizon H_s et η_{Pac} le rendement de la PàC. Ce volume est multiplié par le prix du mètre cube de l'hydrogène gazeux pour obtenir le coût annualisé de l'hydrogène consommé. Ce coût représentera le coût d'exploitation annualisé de la PàC :

$$\hat{C}_{exp_Pac_an} = V_{H2_an} * Pr_{m3_H2}$$
⁽⁵⁾

Les coûts de remplacement et de maintenance annualisés sont obtenus comme suit [16] :

$$\hat{C}_{remp_Pac_an} = 0.04 * \hat{C}_{init_Pac_an}$$
(6)

$$\hat{C}_{main_PàC_an} = 0.04 * \hat{C}_{init_PàC_an}$$
(7)

Le coût total annualisé de la PàC est donné par :

$$\hat{C}_{Tot_{PàC_{an}}} = \hat{C}_{init_PàC_an} + \hat{C}_{exp_PàC_an} + \hat{C}_{rem_PàC_an} + \hat{C}_{main_PàC_an}$$

$$+ \hat{C}_{main_PàC_an}$$
(8)

3.3.2. Coût total annualisé de la batterie

 Δ_{Bat} , une fonction décrivant l'évolution dans le temps de la durée de vie de la batterie. Cette durée est proportionnelle à l'énergie que la batterie échange par rapport à l'énergie maximale qu'elle peut échanger tout au long de sa durée de vie. En général, une batterie est capable d'effectuer quelques milliers de cycles complets de charge/décharge tout au long de sa vie. Δ_{Bat} est exprimée comme suit:

$$\Delta_{\text{Bat}}(t) = 1/(E_{Tot}) \int_0^{H_s} \left| E_{Echangée}(t) \right| dt$$
(9)

Avec $E_{Echangée}$ l'énergie échangée par la batterie pendant l'horizon de simulation H_s et E_{Tot} l'énergie totale que la batterie est capable d'échanger pendant sa vie, qui est généralement obtenue en multipliant l'énergie stockable par le nombre maximum de cycles. Une fois l'égalité $|E_{Echangée}|=E_{Tot}$ vérifiée, la batterie arrive à sa fin de vie. La fonction de dégradation Δ_{Bat} est exprimée entre 0 (début de vie) et 1 (fin de vie). La durée de vie estimée de la batterie peut être alors calculée :

$$D_{Bat} = 1an/\Delta_{Bat}(t = H_s)$$

Ainsi, le coût initial annualisé de la batterie peut être alors calculé en fonction de sa durée de vie et de son coût d'investissement $\hat{C}_{inv Bat}$:

$$\hat{C}_{init Bat an} = \hat{C}_{inv Bat} / D_{Bat}$$
(10)

La batterie ne possède pas un coût d'exploitation.

Les coûts de remplacement et de maintenance annualisés sont donnés par les équations (11) et (12) :

$$C_{remp_Bat_an} = 0.03 * C_{init_Bat_an}$$
(11)

$$\hat{C}_{main_Bat_an} = 0.03 * \hat{C}_{init_Bat_an}$$
(12)

Ainsi, le coût total annualisé de la batterie est obtenu :

$$\hat{C}_{Tot_Bat_an} = \hat{C}_{ini_Bat_an} + \hat{C}_{rem_Bat_an} + \hat{C}_{main_Bat_an}$$
(13)

3.3.3. Coût total annualisé du banc de supercondensateurs

 Δ_{SC} , une fonction de dégradation du banc de supercondensateurs en fonction du temps est considérée [18], [19]. Δ_{SC} dépend de l'état de charge du banc (SoCsc) (0 < $SOCsc(t) \le 1$):

$$\Delta_{\rm SC}(t) = \int_0^{H_S} \partial(t) dt \tag{14}$$

Avec
$$\partial(t) = \frac{0.015}{3600 * 24 * 365} * 2^{12,5(\sqrt{SOCsc(t)} - 1)}$$

Ainsi, la durée de vie estimée du banc est calculée comme suit :

$$D_{SC} = 1an/\Delta_{SC}(t = H_s)$$

Le coût initial annualisé des SC est alors déduit en fonction de la durée de vie estimée D_{SC} et du coût d'investissement des SC $\hat{c}_{inv SC}$:

$$\hat{C}_{init_SC_an} = \hat{C}_{inv_SC} / D_{SC}$$
(15)

De même que pour la batterie, le coût d'exploitation des SC est considéré nul.

Les coûts de remplacement et de maintenance annualisés sont calculés de la façon suivante:

$$\hat{C}_{remp_SC_an} = 0.03 * \hat{C}_{init_SC_an}$$
(16)

$$\hat{C}_{main_SC_an} = 0.03 * \hat{C}_{init_SC_an} \tag{17}$$

Ainsi, le coût total annualisé des SC est obtenu :

$$\hat{\mathcal{C}}_{Tot_SC_an} = \hat{\mathcal{C}}_{init_SC_an} + \hat{\mathcal{C}}_{remp_SC_an} + \hat{\mathcal{C}}_{main_SC_an}$$
(18)

3.3.4. Coût total annualisé des panneaux PV

Contrairement au reste des composants, le coût initial des panneaux photovoltaïques comporte un coût d'installation et d'acquisition en plus du coût d'achat. Ce coût est évalué à 40% du coût d'achat [16]. La source renouvelable possède généralement la durée de vie la plus longue parmi les sources d'un système multisources. Pour cela, la durée de vie des

systèmes multisources est généralement égale à celle de la source renouvelable présente dans ce système. La durée de vie des panneaux solaires est évaluée à 25 ans. De ce fait, le coût initial annualisé des panneaux photovoltaïques est donné par l'expression suivante :

$$\hat{C}_{init_PV_an} = (\hat{C}_{inv_{PV}} + 0.4 * \hat{C}_{inv_PV})/25$$
(19)

Avec $\hat{C}_{inv PV}$ le coût d'investissement des panneaux solaires.

Le coût d'exploitation de la source renouvelable est considéré nul. En plus, vu que les panneaux solaires ne seront pas remplacés durant toute la vie du système multisources, alors il n'y aura pas un coût dédié aux remplacements. Par contre, le coût de maintenance annualisé est estimé à 1% du coût initial:

$$\hat{C}_{main_PV_an} = 0.01 * \hat{C}_{init_SC_an}$$
(20)

Finalement, le coût total des panneaux PV a l'expression suivante :

$$\hat{C}_{Tot_PV_an} = \hat{C}_{init_PV_an} + \hat{C}_{o\&m_PV_an}$$
(21)

3.3.5. Coût total annualisé des convertisseurs

La durée de vie d'un convertisseur de puissance est estimée à 10 ans [16]. Alors, le coût initial annualisé des convertisseurs est donné par :

$$\hat{C}_{init_conv_an} = \hat{C}_{inv_conv} / 10 \tag{22}$$

Avec $\hat{C}_{inv \ conv}$ le coût d'investissement des convertisseurs.

Le coût d'exploitation des convertisseurs de puissance est considéré nul. Les coûts de remplacement et de maintenance sont donnés par les expressions suivantes :

$$\hat{C}_{remp_conv_an} = 0.01 * \hat{C}_{init_conv_an}$$
(23)

$$\hat{C}_{o\&m_conv_an} = 0.01 * \hat{C}_{init_conv_an}$$
(24)

Le coût total annualisé des convertisseurs est donné alors par :

$$\hat{C}_{Tot_conv_an} = \hat{C}_{init_conv_an} + \hat{C}_{remp_conv_an} + \hat{C}_{o\&m_conv_an}$$

3.3.6. Coût total du système annualisé

Finalement, le coût total annualisé du système est donné par (25) :

$$\hat{\mathcal{C}}_{Tot_sys_an} = \hat{\mathcal{C}}_{Tot_PV_an} + \hat{\mathcal{C}}_{Tot_conv_an} + \hat{\mathcal{C}}_{Tot_Pàc_an} + \hat{\mathcal{C}}_{Tot_Bat_an} + \hat{\mathcal{C}}_{Tot_Sc_an}$$
(25)

Ce coût représente la fonction 'objectif' finale à optimiser à travers l'optimisation des valeurs des horizons H_1 et H_2 .

3.3.7. Contraintes à respecter

Les valeurs optimales de H_1 et H_2 doivent correspondre à des profils de puissance P_{PaC}^* , P_{Bat}^* et P_{SC}^* qui respectent respectivement, les trois contraintes suivantes:

$$0 \le P_{Pac}^{*}(t) \le P_{Pac_max} \quad qq \quad 0 \le t \le H_s$$
(26)

$$20\% \le SoC_{Bat}(t) \le 80\% \ qq \ 0 \le t \le H_s$$
(27)

$$10\% \le SoC_{SC}(t) \le 100\% \ qq \ 0 \le t \le H_s$$
(28)

Avec
$$SOC_{bat}(t) = -(1/E_{Bat}) \int P_{Bat}^* dt$$

en prenant E_{Bat} (J) comme l'énergie totale de la batterie.

Pour les SC, l'état de charge est calculé comme suit:

$$SOC_{SC}(t) = -(1/E_{SC_Max}) \int P_{sc}^* dt$$

Avec $E_{SC_Max} = (1/2)C_{SC}V_{SC_Max}^2$

Avec $E_{SC_Max}(J)$ l'énergie maximale que peut échanger le banc des SC, $C_{SC}(F)$ sa capacité totale et $V_{SC_Max}(V)$ la tension maximale à ses bornes.

4. RESULTATS DE SIMULATION

La phase des simulations est divisée en deux parties : Une première simulation qui suppose que les estimations futures $\hat{\Delta}P$ coïncident parfaitement avec l'écart mesuré ΔP . En d'autres termes, il n'existe pas d'erreurs de prédiction sur le vecteur ΔP :

$$\Delta P(t) = \hat{\Delta} P(t) \quad qq \quad 0 \le t \le H_s$$

Afin d'évaluer la robustesse de l'algorithme face aux erreurs de prédiction, une deuxième simulation est réalisée. Cette fois ci, les estimations $\hat{\Delta}P$ sont supposées supérieures de 10% en amplitude par rapport aux puissances réellement mesurées :

$$\Delta P(t) = \hat{\Delta} P(t) + 10\% \hat{\Delta} P(t) qq \ 0 \le t \le H_s$$
(29)

4.1. Simulation 1 : En l'absence des erreurs de prédiction

L'algorithme *PSO* génère les valeurs de H_1^* et H_2^* qui sont respectivement égaux à 11,57 jours (1000016 s) et 7,5 minutes (452s). Ces valeurs minimisent le coût total annualisé (25) et correspondent à des puissances P_{PaC}^* , P_{Bat}^* et P_{SC}^* qui respectent les trois contraintes (26), (27) et (28).

Le profil annuel de la puissance de référence P_{Pac}^* (générée par le contrôleur 1) possède comme valeur moyenne 174 W qui est quasiment égale à la valeur moyenne de ΔP (175 W). De ce fait, le vecteur $P_{in_2}(\Delta P - P_{Pac}^*)$ possède une valeur moyenne quasi-nulle sur l'horizon H_s . Par conséquent, les valeurs moyennes sur H_s , des puissances P_{Bat}^* et P_{SC}^* seront nulles ce qui garantit la non divergence de leurs états de charge (SoC). En outre, la valeur maximale atteinte par P_{Pac}^* est égale à 286W qui est bien inférieure à la puissance maximale de la PàC (500W).

La figure 6a montre l'allure de P_{PaC}^* sur un jour de l'année. La dynamique lente et l'absence de pics et de changement brusques de puissance sont les principales caractéristiques de cette allure. La figure 6b montre l'allure journalière de la puissance destinée à la batterie. Ce profil se caractérise par des variations importantes de puissance comparé à celui de la PàC. La figure 6c montre la puissance résiduelle destinée au banc de SC. Ce profil présente des pics de puissance sur des périodes de temps très courts (à l'échelle de la minute et seconde) en d'autres termes se caractérise par des puissances élevées et des énergies faibles.

La figure 6d illustre l'évolution de l'état de charge de la batterie sur une année. Le SoC de la batterie est maintenu dans les limites sécurisées fixes. En fait, il varie entre 20.9% et 74.6%. En outre, la figure 6^e montre également l'évolution du SoC du banc des SC au cours de l'année. Le SoC du banc de SC n'a pas dépassé les limites définies, il varie entre 26.28% et 99.1%. Le coût du kWh qui correspond à cette répartition de puissance est évalué à 6.18€.

En résumé, l'algorithme de gestion de l'énergie proposé a réussi à partager la puissance totale demandée ΔP entre les trois sources du système à un coût total minimal, tout en respectant leurs différentes caractéristiques et leurs limites en puissance et en énergie.



4.2. Simulation 2 : En présence des erreurs de prédiction

L'algorithme de gestion de l'énergie proposé utilise des valeurs prédites de la consommation de charge et également du rayonnement solaire obtenues à partir des données de consommation d'énergie et de prévision météorologique. En réalité, ces valeurs peuvent avoir des écarts par rapport aux valeurs qui vont être réellement mesurées. Cette différence est appelée erreur de prédiction ɛ, définie comme suit:

$$\hat{\Delta}P = \Delta P + \varepsilon$$

Dans cette deuxième simulation, des erreurs de prédiction sont considérées selon l'équation (29). En effet, les estimations futures de ΔP sont supposées inférieures à ce qui va être réellement mesuré.

La figure 7a montre le nouveau profil de puissance de référence de la PàC. Comparé à celui trouvé dans la première simulation, le nouveau profil possède une valeur moyenne annuelle de 192,4 W. Cette valeur moyenne est quasiment égale à celle du vecteur écart mesuré ΔP (194 W). En d'autres termes, la PàC compense automatiquement la valeur moyenne sur l'horizon H_s de l'erreur de prédiction. Cette compensation est démontrée mathématiquement à travers l'équation suivante:

$$P_{Pac}^{*}(t) = \frac{1}{H_{1}^{*}} \left[\int_{t-\frac{H_{1}^{*}}{2}}^{t+\frac{H_{1}^{*}}{2}} \hat{\Delta}P \, dt - 2 \int_{t-\frac{H_{1}^{*}}{2}}^{t} \varepsilon \, dt \right]$$
(30)

En effet, la correction automatique assurée par la PàC consiste à augmenter ou à abaisser sa puissance de référence en fonction du signe de la moyenne de l'erreur de prédiction sur l'horizon H_s . Comme l'erreur est négative dans ce cas ($\hat{\Delta}P < \Delta P$), la puissance maximale atteinte cette fois ci s'est augmentée pour atteindre 312.5 W en restant toujours inférieure à la puissance maximale de la PàC (500 W). Dans le cas où la puissance dépasse 500 W à cause des erreurs de prédiction très élevées, la sécurité en puissance est activée (blocs en vert sur la figure 2).Quant aux comportements de la batterie et du banc des SC, les équations (31) et (32) traduisent leurs comportements respectifs. En effet, une compensation instantanée des erreurs de prédiction est repérée sur le profil P_{SC}^* (termes en gras) : dans l'équation (32), la valeur de P_{SC}^* à chaque instant *t* dépend de la valeur de l'erreur de prédiction à ce même instant *t*. Toutefois, la batterie se comporte comme la pile à combustible et elle assure une compensation moyennée des erreurs sur son horizon de calcul H_2^* (termes en gras dans l'équation 31). La figure 7b et 7c montrent respectivement les nouvelles allures journalières de P_{Bat}^* et P_{SC}^* .

$$P_{Bat}^{*}(t) = \frac{1}{H_{2}^{*}} \left[\int_{t-\frac{H_{2}^{*}}{2}}^{t+\frac{H_{2}^{*}}{2}} \hat{\Delta}P \, dt - \frac{1}{H_{1}^{*}} \int_{t-\frac{H_{2}^{*}}{2}}^{t+\frac{H_{2}^{*}}{2}} \int_{t-\frac{H_{1}^{*}}{2}}^{t+\frac{H_{1}^{*}}{2}} \hat{\Delta}P \, dt - \int_{t-\frac{H_{2}^{*}}{2}}^{t} \varepsilon \, dt + \frac{2}{H_{1}^{*}} \int_{t-\frac{H_{2}^{*}}{2}}^{t} \int_{t-\frac{H_{1}^{*}}{2}}^{t} \varepsilon \, dt \right]$$
(31)

$$P_{SC}^{*}(t_{n}) = \hat{\Delta}P(t_{n}) - \varepsilon(t_{n}) - \frac{1}{H_{1}^{*}} \int_{t_{n} - \frac{H_{1}^{*}}{2}}^{t_{n} + \frac{H_{1}^{*}}{2}} \hat{\Delta}P \, dt - \frac{1}{H_{1}^{*}} \int_{t_{n} - \frac{H_{1}^{*}}{2}}^{t_{n} + \frac{H_{1}^{*}}{2}} \hat{\Delta}P \, dt + \frac{1}{H_{1}^{*}H_{2}^{*}} \int_{t_{n} - \frac{H_{2}^{*}}{2}}^{t_{n} + \frac{H_{1}^{*}}{2}} \hat{\Delta}P \, dt + \frac{1}{H_{1}^{*}H_{2}^{*}} \int_{t_{n} - \frac{H_{2}^{*}}{2}}^{t_{n} + \frac{H_{1}^{*}}{2}} \hat{\Delta}P \, dt + \frac{2}{H_{1}^{*}} \int_{t_{n} - \frac{H_{1}^{*}}{2}}^{t_{n}} \varepsilon \, dt - \frac{2}{H_{1}^{*}H_{2}^{*}} \int_{t_{n} - \frac{H_{2}^{*}}{2}}^{t_{n} - \frac{H_{1}^{*}}{2}} \hat{L}_{n} - \frac{H_{1}^{*}}{2}} \hat{L}_{n} + \frac{H_{1}^{*}}{2} \hat{L}_{n} + \frac{H_{1}^{*}$$

En termes de puissances moyennes, en gardant la même hypothèse (2), les valeurs moyennes de la puissance de référence de la batterie (33) ainsi que celle du banc de SC (34) sur H_S restent nulles.

$$< P_{Bat}^{*} >_{\{H_{S}\}} = \left[< \hat{\Delta}P >_{\{H_{2}\}} \right]_{\{H_{S}\}} - \left[< \hat{\Delta}P >_{\{H_{1}\}} \right]_{\{H_{S}\}} \\ - \left[\frac{<\varepsilon >_{\{H_{2}\}}}{2} \right]_{\{H_{S}\}} + 2 \left[\frac{<\varepsilon >_{\{H_{1}\}}}{4} \right]_{\{H_{S}\}} = 0$$
(33)

De même pour P_{SC}^* :

$$\langle P_{SC}^{*} \rangle_{\{H_{S}\}} = \langle \hat{\Delta} P \rangle_{\{H_{S}\}} - \langle \varepsilon \rangle_{\{H_{S}\}} - \left[\langle \hat{\Delta} P \rangle_{\{H_{1}\}} \right]_{\{H_{S}\}} - \left[\langle \hat{\Delta} P \rangle_{\{H_{2}\}} \right]_{\{H_{S}\}} + \left[\langle \hat{\Delta} P \rangle_{\{H_{1}\}} \right]_{\{H_{S}\}} + \left[\langle \varepsilon \rangle_{\{H_{1}\}} \right]_{\{H_{S}\}} + \left[\frac{\langle \varepsilon \rangle_{\{H_{2}\}}}{2} \right]_{\{H_{S}\}} - \left[\frac{\langle \varepsilon \rangle_{\{H_{1}\}}}{2} \right]_{\{H_{S}\}} = 0$$
(34)

Ces puissances moyennes annuelles nulles des deux organes de stockage assurent la non-divergence de leurs états de charge. En effet, les figures 7d et 7e montrent l'évolution de ces derniers au cours de l'année. Malgré la puissance de compensation ajoutée à la batterie, son état de charge reste dans les limites de sécurité. Le nouvel état de charge du banc de SC varie entre une valeur minimale de 10.8% et une valeur maximale de 100%.Les erreurs de prédiction ont causé un dépassement des limites de sécurité du SoC, de ce fait la sécurité en énergie est activée (blocs en rouge sur la figure 2). La figure 7 montre que les erreurs de prédiction ont une influence directe sur les puissances et les énergies du système. Et puisque celles-ci sont contenues dans le profil de consommation et/ou dans le profil solaire, qui sont deux profils imposés, alors l'utilisation des fonctions de supervision sur la puissance ainsi que sur l'énergie est obligatoire pour assurer la sécurité du système.

En résumé, les résultats montrent que, même quand les estimations futures de la charge ou du rayonnement solaire sont erronées, l'algorithme compense ces erreurs en les partageant entre la PàC (compensation en valeur moyenne) et le banc de SC (compensation instantanée) tout en gardant nulles les puissances moyennes annuelles des organes de stockage et en respectant les limites en puissances et en énergie de chaque source.



Fig. 7.Résultats de la simulation 2 avec (rouge) et sans erreurs de prédiction (bleu).

La figure 8 montre à titre d'exemple une représentation sur le diagramme de Ragone des trois profils de puissance $P_{PàC}^*$, P_{Bat}^* et P_{SC}^* obtenus dans la simulation 1. Ce diagramme est obtenu suite à l'extraction de la puissance maximale et de l'énergie maximale atteintes par chaque composant chaque jour. Les données obtenues sont ensuite normalisées en considérant des densités d'énergie de 150 Wh/kg pour les batteries, 10 Wh/kg pour les SC, 1500 Wh/kg pour la PàC. Cette représentation confirme la capacité de l'approche développée à distinguer les différentes technologies des sources d'énergie et leurs caractéristiques en termes de puissance et énergie.



Fig. 8.Représentation sur le diagramme de Ragone des puissances de références générées par l'algorithme.

5. CONCLUSIONS

Dans ce travail, les auteurs proposent un nouvel algorithme de gestion de l'énergie dédié aux systèmes de production multisources alimentant des zones géographiques isolées. Cet algorithme possède une architecture en cascade de plusieurs blocs appelés 'contrôleurs' qui fonctionnent principalement à base de filtres à moyenne glissante couplés avec des fonctions de sécurité et de supervision. Il se caractérise par sa modularité et capacité d'assurer une répartition optimale de l'énergie dans des systèmes hybrides composés d'un nombre important de sources de natures différentes. En effet, la stratégie développée permet aisément d'ajouter ou de supprimer une ou plusieurs sources au système par un simple ajustement des dimensions des sources et des horizons temporels des filtres associés. En outre, l'approche mathématique de l'algorithme montre qu'il est capable de compenser les erreurs de prédiction pouvant apparaitre suite à de mauvaises estimations du profil de la charge et celui de la puissance relative à la source renouvelable. Cette stratégie est appliquée sur un système multisources composé de panneaux solaires, une pile à combustible, une batterie et un banc de SC alimentant un habitat isolé. Les résultats de la simulation ont permis de valider l'approche mathématique et l'algorithme proposé. Ce dernier s'est avéré efficace tout en supervisant et respectant les différentes contraintes en puissance et en énergie des différentes sources.

6. References

- Ettihir, K., Boulon, L., & Agbossou, K. «Optimization-based energy management strategy for a fuel cell/battery hybrid power system» Applied Energy, 163, 142–153, 2016.
- [2] Saidi. R., Olivier. J. C., Chauveau, E., &Machmoum.M. «Energy Management Strategy for Hybrid Power Systems based on Moving Average Filters and Power Forecasting», ICIT, Lyon, 2018.
- [3] Arcos-aviles, D., Pascual, J., Guinjoan, F., Marroyo, L., Sanchis, P., & Marietta, M. P. (2017). «Low complexity energy management strategy for grid pro fi le smoothing of a residential grid-connected microgrid using generation and demand forecasting» Applied Energy, 205, 69-84, 2017.
- [4] Murphey, Y. L., Chen, Z., Kiliaris, L., & Masrur, M. A. «Intelligent power management in a vehicular system with multiple power sources » Journal of Power Sources, 196(2), 835–846, 2011.
- [5] Hredzak, B., Agelidis, V. G., & Jang, M. « A model predictive control system for a hybrid battery-ultracapacitor power source » IEEE Transactions on Power Electronics, 29(3), 1469–1479, 2014.
- [6] Souleman Njoya Motapon. « Design and simulation of a fuel cell hybrid emergency power system for a more electric aircraft: Evaluation of energy management schemes » PhD Thesis, Quebec, 2013.
- [7] Tona, T. L. F. V. P. « Stochastic Dynamic Programming based Energy Management of HEV 's: an Experimental Validation » IFAC Proceedings Volumes (Vol. 47). IFAC, 2014.
- [8] L. V. Pérez, G. R. Bossio, D. Moitre, and G. O. García, « Optimization of power management in an hybrid electric vehicle using dynamic programming » Math. Comput. Simul., vol. 73, no. 1–4 SPEC. ISS., pp. 244–254, 2006.
- [9] Eng, J., He, H., & Xiong, R. « Rule based energy management strategy for a series-parallel plug-in hybrid electric bus optimized by dynamic programming » Applied Energy, 185, 1633–1643, 2016.
- [10] D. Arcos-Aviles, F. Guinjoan, P. M. Marietta, J. Pascual, L. Marroyo, and P. Sanchis, « Energy management strategy for a grid-tied residential microgrid based on fuzzy logic and power forecasting » pp. 1–6, 2016.
- [11] S. Caux, W. Hankache, M. Fadel, and D. Hissel, « On-line fuzzy energy management for hybrid fuel cell systems," Int. J. Hydrogen Energy, vol. 35, no. 5, pp. 2134–2143, 2010.
- [12] Hredzak, B., & Agelidis, V. G. « Model predictive control of a hybrid battery-ultracapacitor power source » Proceedings of The 7th International Power Electronics and Motion Control Conference, 29(3), 2294–2299, 2012.
- [13] B. Hredzak, V. G. Agelidis, and M. Jang, « A model predictive control system for a hybrid battery-ultracapacitor power source » IEEE Trans. Power Electron., vol. 29, no. 3, pp. 1469–1479, 2014.

- [14] S. Bourdim, T. Azib, K. E. Hemsas, C. Larouci, E. Departement, and C. A. Hamani, « Efficient Energy Management Strategy for Fuel Cell Ultracapacitor Hybrid System », 2016.
- [15] O. Erdinc, B. Vural, and M. Uzunoglu, « A wavelet-fuzzy logic based energy management strategy for a fuel cell/battery/ultra-capacitor hybrid vehicular power system » J. Power Sources, vol. 194, no. 1, pp. 369– 380, 2009.
- [16] A. Bouabdallah, J. C. Olivier, S. Bourguet, A. Houari and M. Machmoum, « Robust sizing of a stand alone multi-sources power system » Industrial Technologie (ICIT), 448–453, 2016.
- [17] Dépature, C., Jemeï, S., Boulon, L., Bouscayrol, A., Marx, N., & Morando, S. IEEE VTS Motor Vehicles Challenge 2017 – Energy Management of a Fuel Cell / BatteryVehicle, 2017.
- [18] S. Hmam, J. C. Olivier, S. Bourguet, and L. Loron, « A cycle-based and multirate approach for power system simulation application to the ageing estimation of a supercapacitor-based ferry » J. Energy Storage, vol. 8, pp. 175–184, 2016.
- [19] S. Trieste, S. Hmam, J. C. Olivier, S. Bourguet, and L. Loron, « Technoeconomic optimization of a supercapacitor-based energy storage unit chain: Application on the first quick charge plug-in ferry » Appl. Energy, vol. 153, pp. 3–14, 2015.