

Optimisation d'un superviseur flou par la méthode des couloirs : application à la supervision d'un système PV/Diesel

Steve Perabi Ngoffe, Adolphe Moukengue Imano, Salome Ndjakomo Essiane

Laboratoire d'Electronique, Electrotechnique, Automatique et Télécommunication, Université de Douala Cameroun

RESUME – Cette communication présente une méthode d'optimisation d'un superviseur flou par le réglage optimal de ces paramètres. Une application par simulation de la supervision d'un système constitué de 3 groupes diesel, d'une unité de stockage (supercondensateur) et d'un générateur PV a été réalisée. Cette méthode combine l'utilisation d'un plan d'expérience qui permet de déterminer les modèles des objectifs à atteindre en fonction des paramètres du superviseur, à la technique des couloirs d'observations qui permet d'optimiser le choix de ces paramètres pour chaque expérience. Cependant, un compromis est fait sur l'ensemble des expériences du plan afin de déterminer les paramètres les mieux adaptés à notre application. La particularité de cette méthode est qu'elle modélise le problème sous forme d'optimisation multi objectifs, puis permet de parcourir les paramètres flous le long de leur ensemble de définition au lieu de se limiter à leurs bornes.

Mots-clés—superviseur flou, ensemble flou, plan d'expérience, méthode des couloirs d'observations, optimisation .

1. INTRODUCTION

En Afrique subsaharienne, l'électricité est coûteuse et difficilement accessible. Le taux d'électrification moyen est de 31% ; soit 69% pour les zones urbaines contre 25% en milieu rural soit moins de 10% des populations du milieu rural n'a accès à l'électricité [1]. Le moyen privilégié d'électrification de ces milieux sont les groupes électrogènes diesel (GED) malgré un fort potentiel en énergies renouvelables qui réduirait le coût du kWh. Face au coût élevé de l'investissement de ce type de système, à l'instar du photovoltaïque (PV), l'hybridation et l'utilisation des systèmes multi sources utilisant les GED existants comme sources réglables dans les réseaux isolés ou micro réseaux serait une solution. Cependant le respect de l'environnement et du plan de charge réel, nécessite des systèmes de supervisions à moyen terme comme en temps réel performants.

Dans la revue de la littérature, le superviseur temps réel basé sur la logique floue est l'un des plus sollicités. Les performances d'un superviseur flou dépendent : des règles, des gains de normalisation et des fonctions d'appartenance. D'après les auteurs de [2-3] ces performances sont centrées sur les règles et les fonctions d'appartenance, les gains de normalisations cependant dépendent du contexte.

Plusieurs auteurs résument l'optimisation d'un superviseur flou à l'optimisation de ses fonctions d'appartenance. Deux grandes tendances sont généralement observées, celles qui utilisent la dérivée des performances du système flou et celles qui ne le font pas [4]. Cette dernière tendance nécessite l'optimisation du réglage des ensembles flous suivant les objectifs à atteindre. Les méthodes telles que les essais des particules [5-6], l'algorithme génétique [7] et la colonie des Fourmis [8] font parties de cette tendance. Dans [9] le plan d'expérience associé à l'algorithme d'optimisation SQP a été utilisé pour minimiser l'erreur quadratique entre la production des sources et la puissance de référence de la charge. Nous nous proposons dans cette communication une méthode, associant le plan d'expérience à un algorithme d'optimisation bi objectif. L'algorithme utilisé est celui des couloirs d'observations [10] et les objectifs sont la minimisation de l'erreur relative moyenne d'excès et de perte de production d'énergie électrique.

2. PRESENTATION DE LA CENTRALE PV/DIESEL

2.1. Constitution générale de la centrale

La Fig. 1 présente le synoptique de la centrale multisource étudiée fonctionnant en isolé.

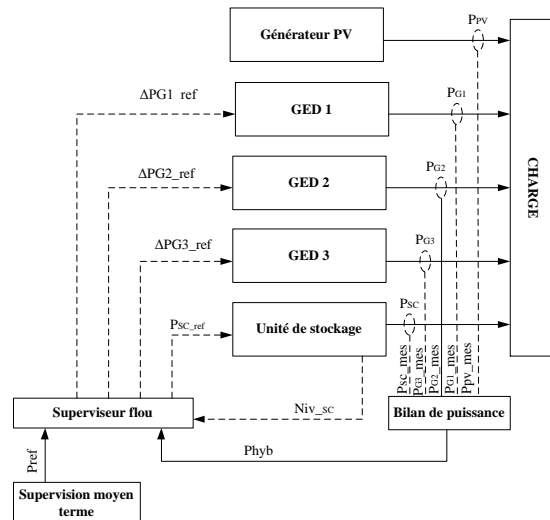


Fig. 1: Synoptique de la centrale PV/Diesel

Cette centrale multisource, est constituée de 3 groupes électrogènes diesel (GED1, GED2 et GED3) qui représentent des sources contrôlables, des générateurs PV qui sont des sources imprévisibles et des supercondensateurs qui sont utilisés comme unités de stockage. La technique de supervision utilisée ici est multi-niveaux. La supervision à moyen terme, permet de fournir les puissances de référence que doivent produire les différents groupes électrogène à la supervision à temps réel. Le superviseur flou quant à lui permet de fournir les puissances de référence, d'ajustement des groupes électrogènes, la puissance de référence que doit fournir ou consommer l'unité de stockage afin d'établir l'équilibre entre l'énergie produite et celle demandée.

2.2. Présentation du superviseur flou

En temps réel, la puissance fournit par le générateur PV est imprévisible. De même, la charge oscille autour de la référence fournit par la supervision à moyen terme. Face à de telles incertitudes, le superviseur flou est adapté à notre application. Les paramètres de ce superviseur sont des variables d'entrées (ΔPhyb et Niv_SC) et de sorties (Psc_ref et ΔPGi), auxquelles on associe des gains de normalisation ($G1, G2, G3$ et $G4$) et des ensembles flous tels que spécifiés à la Fig. 2.

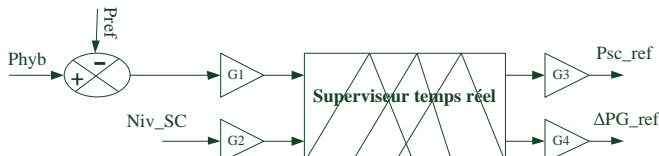


Fig. 2 Synoptique du superviseur flou

Le Tableau 1 donne les valeurs des gains obtenus de manière empirique et par dimensionnement.

Tableau 1: Valeurs des gains de normalisation du superviseur

Gains	G1	G2	G3	G4
Valeurs	[1/6,905 1/3,67]	1/737,7	[185,5 370,5]	367,5

Le paramètre $G1$ est associé à la variable d'entrée ΔPhyb qui représente l'écart entre la puissance générée par la centrale et la puissance de référence de la charge, $G2$ est associé à la variable d'entrée Niv_SC niveau de stockage (état de charge) du supercondensateur, $G3$ est associé à la variable de sortie puissance de référence du supercondensateur et $G4$ est associé à l'ajustement des groupes électrogènes.

Les ensembles flous associés aux différentes variables d'entrées/sorties sont présentés à la Fig. 3

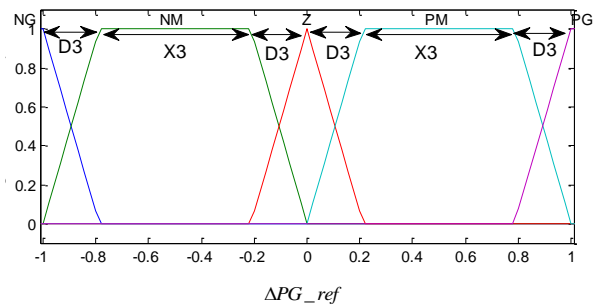
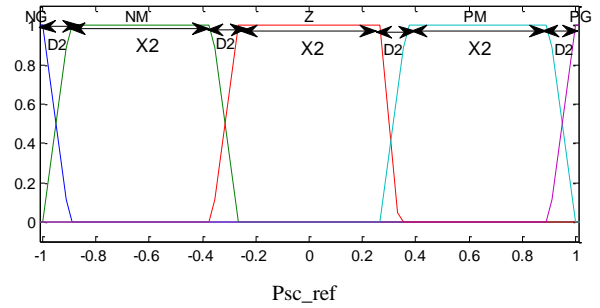
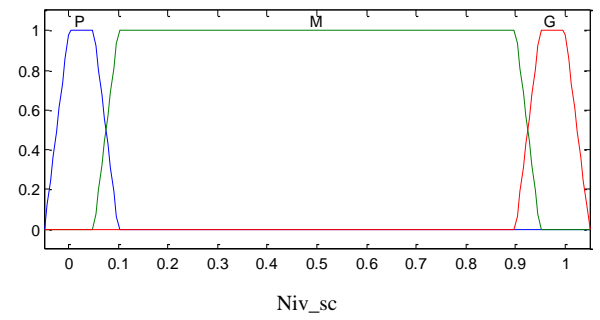
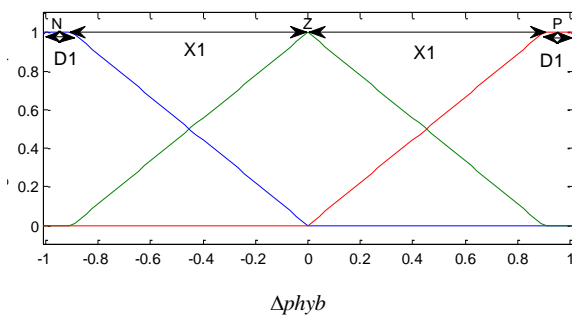


Fig. 3 Ensembles flous des variables d'entrées/sorties du superviseur

Les différentes fonctions d'appartenance utilisées sont de formes trapézoïdales et triangulaires. Si X_i est la largeur de la petite base des trapèzes et D_i la distance entre deux petites bases de trapèze ou entre le sommet d'un triangle et la petite base d'un trapèze. Les différentes relations qui lient ces grandeurs et caractérisent les variables du superviseur sont les suivantes :

$$D1 + X1 = 1 \quad (1)$$

$$4D2 + 3X2 = 2 \quad (2)$$

$$4D3 + 2X3 = 2 \quad (3)$$

Comme hypothèse on suppose que :

- La plage des variables est bornée entre $[-1, 1]$;
- Il existe une symétrie entre les fonctions d'appartenance par rapport à 0 ;
- La somme des pentes est égale à 1.

Le Tableau 2 présente les plages de variations des X_i

Tableau 2 Plages de variation des X_i

X_i	X1	X2	X3
Plages de variation	[0,1 0,9]	[0,1 0,533]	[0,2 0,8]

3. PRESENTATION DE LA METHODE

La méthode proposée combine la méthode des plans d'expériences (MPE) et la méthode des couloirs d'observation. L'optimisation du superviseur flou dans ce travail consiste à traduire le problème d'optimisation sous forme d'optimisation multi-objectif. La MPE permet d'obtenir les objectifs fixés en fonction des paramètres du superviseur et la MCO permet de choisir les paramètres optimaux du superviseur. La Fig. 4 présente l'algorithme de cette méthode.

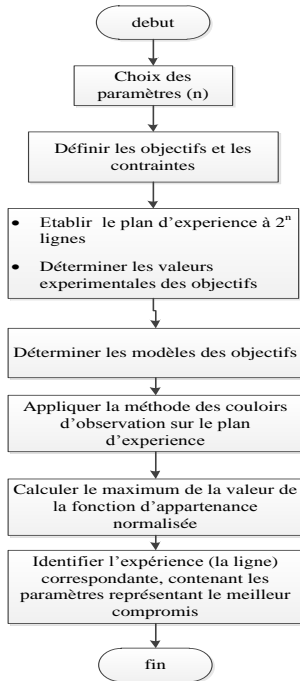


Fig. 4 Les étapes de la Méthode

➤ Choix des paramètres

Le choix des paramètres est fonction de l'influence de ces derniers sur les différents objectifs (réponses du système). Dans notre application les paramètres du superviseur qui influencent nos objectifs sont: G1, G4, X₁, X₂ et X₃.

➤ Définition des objectifs et contraintes

L'objectif principal d'une centrale de production d'énergie électrique, est d'établir l'équilibre entre les énergies produite et consommée. Il est donc question pour le superviseur de réguler l'excès de production d'énergie électrique de même que les pertes au niveau de la demande. De ce fait, les objectifs fixés dans ce travail sont de minimiser l'erreur relative d'excès et de pertes de production comme le présente la Fig. 5.

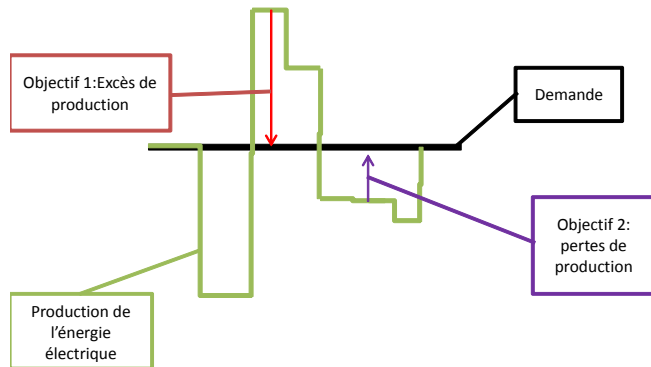


Fig. 5 Présentation des objectifs

Ces objectifs sont identifiés dans le model simulink de la centrale multisource à travers les expressions:

- L'erreur relative moyenne de l'excès de production

$$E_p = \frac{1}{N_p} \frac{\sum_t (p_{hyb,t} - p_{ref,t})t}{(\sum_t p_{ref,t})t} \quad (4)$$

Si $p_{hyb,t} > p_{ref,t}$

- L'erreur relative de la perte de production d'énergie

$$L_p = \frac{1}{N_p} \frac{\sum_t (|p_{hyb,t} - p_{ref,t}|)t}{\sum_t p_{ref,t}t} \quad (5)$$

Si $p_{hyb,t} < p_{ref,t}$

- Plan d'expérience et détermination du modèle des objectifs

Le plan d'expérience est un tableau à 2^n lignes (n est le nombre de paramètres du superviseur) et $n+3$ colonnes (une pour le numéro de l'expérience, n pour les paramètres et 2 pour les objectifs). Il organise les différentes expériences (simulation dans notre cas) en fonction des différentes combinaisons des paramètres du superviseur. A chaque combinaison, on détermine les valeurs expérimentales des objectifs. Ensuite, on déduit de ce tableau les modèles de ces objectifs sous la forme suivante :

$$y_{mod} = b_0 + \sum_{i=1}^n b_i X_i \quad (6)$$

Avec b_0 la valeur moyenne de la réponse expérimentale et

$$b_i = \frac{1}{2^n} \left(\sum_{j=1}^{2^n} l y_{exp}^j \right) \quad (7)$$

Où $l = \begin{cases} +1 & \text{si } X_i^j = X_i^{\max} \\ -1 & \text{si } X_i^j = X_i^{\min} \end{cases}$, y_{exp}^j la réponse expérimentale à

l'expérience j , X_i^j , le paramètre X_i à l'expérience j .

X_i^{\max} et X_i^{\min} sont respectivement les valeurs minimale et maximale de ces paramètres.

Les différents paramètres des modèles obtenus sont inscrits dans le Tableau 3

Tableau 3 Paramètres des modèles obtenus

	b_0	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5
E_{pmod}	$2,95 \cdot 10^{-4}$	$-1,83 \cdot 10^{-6}$	$-1,58 \cdot 10^{-6}$	$2,3 \cdot 10^{-7}$	$4,2 \cdot 10^{-6}$	$4,1 \cdot 10^{-6}$
L_{pmod}	$5,57 \cdot 10^{-4}$	$-1,9 \cdot 10^{-5}$	$-5,25 \cdot 10^{-6}$	$5,3 \cdot 10^{-7}$	$1,3 \cdot 10^{-5}$	$7 \cdot 10^{-6}$

➤ Application de la MCO

La MCO est une méthode d'optimisation multi-objectif qui découle de la méthode des algorithmes évolutionnistes ; elle

est détaillée dans [10] et son principe est présenté dans les étapes suivantes :

- Générer la population initiale et délimiter l'espace des solutions ,

La population est constituée par un ensemble d'individus qui représente une combinaison de paramètres du superviseur flou. Chaque individu est caractérisé par ses « fitness » qui sont les différentes valeurs des objectifs. Ces objectifs sont disposés sur chaque axe, délimitant de ce fait l'espace des solutions par leurs bornes comme présenté à la Fig. 6

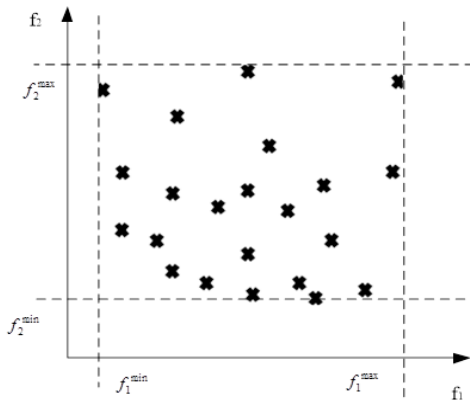


Fig. 6 Représentation de l'espace des solutions

- Répartition des individus dans les couloirs d'observations.

Les couloirs d'observation sont des intervalles d'amplitudes égales des différents objectifs disposés sur chaque axe. Dans chaque couloir, chaque individu est classé en fonction de son « fitness » comme présenté à la Fig. 7

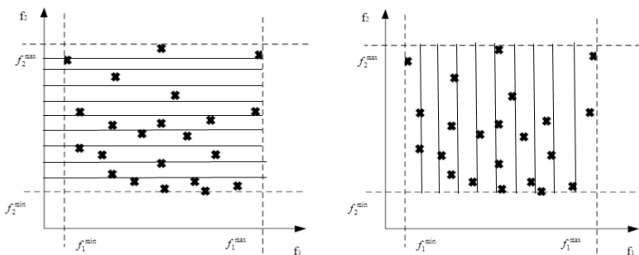


Fig. 7 Répartition des individus dans les couloirs

- Archivage des meilleurs individus dans les couloirs

Dans chaque couloir, et pour chaque génération, on retient les meilleurs individus (les individus ayant le plus petit fitness) comme illustré à la Fig. 8

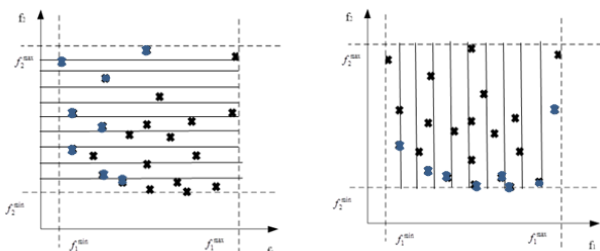


Fig. 8 Sélection des meilleurs individus dans chaque couloir

- Obtention des meilleurs individus de la population

Lorsque la solution converge (respect du critère d'arrêt) ou que le nombre de génération est atteint, l'ensemble des meilleurs individus, suivant chaque objectif c'est-à-dire suivant les couloirs horizontaux et verticaux forment une sorte de « frontière de Pareto » comme spécifiée à la Fig. 9.

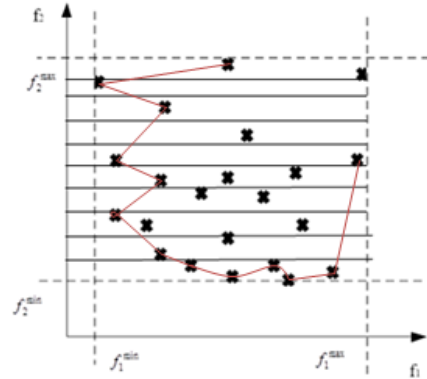


Fig. 9 obtention de la frontière de Pareto

- La détermination de la meilleure expérience est obtenue en appliquant le maximum de la fonction d'appartenance μ_i :

$$\mu_i = \begin{cases} 1 & \text{si } F_i \leq F_i^{\min} \\ \frac{F_i^{\max} - F_i}{F_i^{\max} - F_i^{\min}} & \text{si } F_i^{\min} \leq F_i \leq F_i^{\max} \\ 0 & \text{si } F_i \geq F_i^{\max} \end{cases} \quad (8)$$

Cette fonction qui est au préalable normalisée de la manière suivante :

$$\mu^k = \frac{\sum_{i=1}^{N_F} \mu_i^k}{\sum_{k=1}^M \sum_{i=1}^{N_F} \mu_i^k} \quad (9)$$

C'est le maximum de cette valeur qui définit le meilleur compromis, donc la meilleure expérience, par conséquent les meilleurs paramètres du superviseur.

4. FORMULATION DU PROBLEME D'OPTIMISATION

Généralement un problème d'optimisation se formule en termes d'objectifs et contraintes.

- Objectifs.

Comme objectifs, il est question de minimiser E_{pmod} et L_{pmod} ce qui permet d'établir un équilibre entre l'offre en énergie électrique et la demande, et de maximiser l'utilisation du générateur PV au détriment des groupes électrogènes.

- Les contraintes

Les contraintes sont de trois ordres, celles d'égalité, d'inégalité et de forme.

- Les contraintes d'inégalité

$$X_i^{\min} \leq X_i \leq X_i^{\max}, i=1 \dots n \quad (10)$$

Avec X_i les paramètres et X_i^{\min} et X_i^{\max} leurs bornes.

- Les contraintes d'égalité

$$\sum_{i=1}^n X_i^m = \sum_{i=1}^n X_i \quad (11)$$

Avec X_i^m les bornes réelles des paramètres sur chaque ligne du plan d'expérience.

- Les contraintes de formes

Les formes et les symétries initiales des fonctions d'appartenance doivent être conservées.

5. RESULTATS

À l'issue de l'application de la méthode proposée, la frontière de Pareto obtenue est présentée à la Fig. 10.

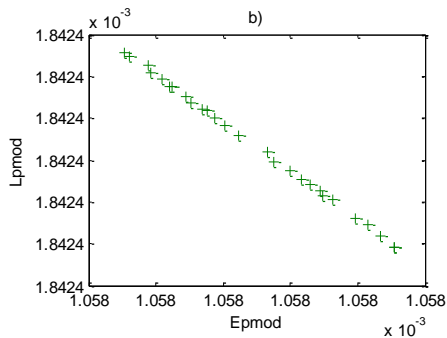


Fig. 10 Frontière de Pareto obtenue

L'application des équations (8) et (9) a permis d'obtenir le point (0,0015795 ; 0,0018423) comme meilleur compromis. De ce point on déduit les paramètres optimaux qui sont inscrits dans le Tableau 4.

Tableau 4 Paramètres optimaux

Paramètres	X_1	X_2	X_3	G1	G3
Valeurs	0,899	0,533	0,573	0,145	185,5

Les fonctions d'appartenance obtenues en implémentant les paramètres optimaux sont présentées à la Fig. 11.

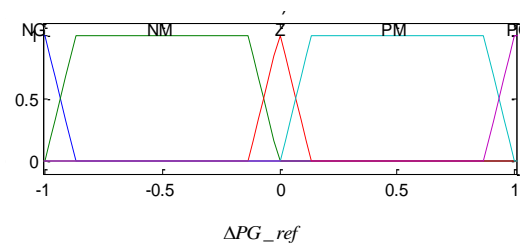
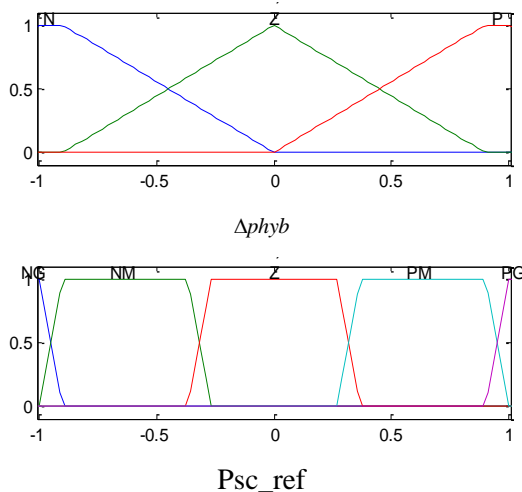


Fig. 11 Fonctions d'appartenance des variables du superviseur

Avant l'utilisation du superviseur à temps réel, la référence de puissance générée par la supervision à moyen terme, le profil de charge (a) et l'écart entre ces grandeurs (b) sont présentés à la Fig. 12.

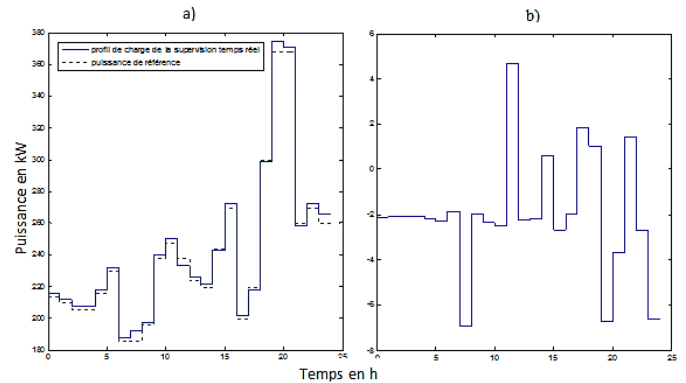


Fig. 12 a) Référence et profil de charge de la supervision temps réel temps réel b) Ecart entre profil de charge et référence de la supervision temps réel

L'utilisation du superviseur flou optimisé a conduit à réduire considérablement l'écart entre la puissance générée par la centrale multisource et le profil de charge comme illustré à la Fig. 13.

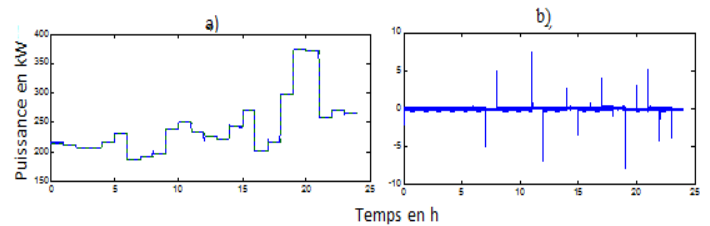


Fig. 13 a) Profil de charge, puissance générée par la source hybride b) Ecart entre les 2 grandeurs

On enregistre une réduction considérable de l'écart entre la production de l'énergie électrique et la charge. Les pics des puissances observés sont dus aux commutations de fonction des supercondensateurs (transition de générateur à récepteur et vice versa). La contribution de chaque source de la centrale est présentée à la Fig. 14.

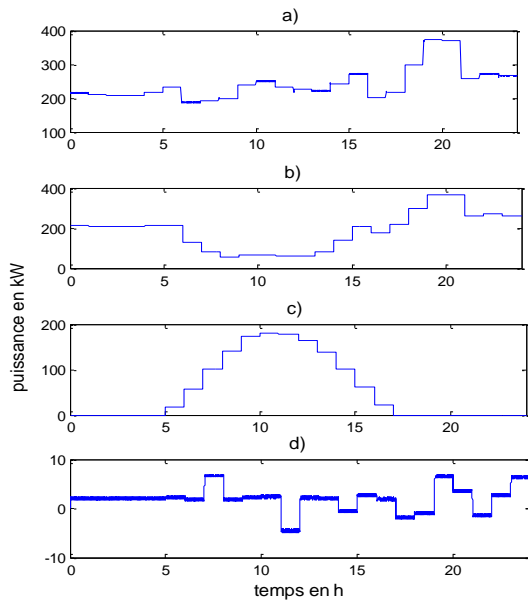


Fig. 14 Puissance générée par les différentes sources a) source hybride, b) générateur PV c) GED d) unité de stockage

Le profil PV ne permet qu'une génération de puissance entre l'heure 5 et 17. Pendant cette plage, l'utilisation des groupes électrogènes est minimiser en faveur du générateur PV. La puissance générée ou consommée par le supercondensateur permet de rattraper le gap entre la production de l'énergie électrique et la demande.

6. CONCLUSION

Ce travail a présenté une méthode d'optimisation d'un superviseur flou basé sur le réglage optimal des ensembles flous. Sa particularité réside sur le fait qu'elle associe la méthode du plan d'expérience 2^n à la méthode des couloirs d'observations qui est un algorithme d'optimisation bi-objectif. Une application a été faite par simulation de la supervision d'une centrale multisource constituée des groupes électrogènes, des générateurs PV et d'une unité de stockage. Les objectifs

visés étaient la minimisation de l'erreur relative de l'excès de et de pertes de production. Les résultats obtenus montrent que la production des sources suit la demande. Une analyse de la centrale entre les heures 5 et 17 permet de constater que l'utilisation des groupes électrogènes est minimisée pendant que celle du PV est maximisée. Ce qui permet d'économiser le carburant donc de limiter les coûts de production.

7. REFERENCES

- [1] J. M.Huet, « L'électrification rurale en Afrique : Une opportunité de développement économique ? », blog.secteur-prive-de developpement.fr archive 2015.
- [2] O. Cordon, F. Herrera, and P. Villar, « Analysis and Guidelines to Obtain a Good Uniform Fuzzy Partition Granularity for Fuzzy Rule-Based Systems Using Simulated Annealing », International Journal of Approximate Reasoning, vol 25, PP. 187-216, 2000.
- [3] D. Simon, « Sum normal optimization of fuzzy membership functions », International Journal of Uncertainty, Fuzziness and Knowledge-Based Systems PP. 1-22, 2002.
- [4] D. Simon, « H_∞ estimation for fuzzy membership function optimization », International Journal of Approximate Reasoning 40 PP. 224-242, 2005.
- [5] K. E. Permana, S. Z. Mohd Hashim « Fuzzy Membership Function Generation using Particle Swarm Optimization », Int. J. Open Problems Compt. Math., Vol. 3, No. 1, pp. 28-41, 2010..
- [6] A. Rhma, M. Khemliche, « Optimal Fuzzy Logic Controller Based on PSO for the MPPT in Photovoltaic System », Le 3^{ème} Séminaire International sur les Energies Nouvelles et Renouvelables, Unité de Recherche Appliquée en Energies Renouvelables, Ghardaïa – Algérie 13 et 14 Octobre 2014.
- [7] W. Chen, R. Zhu, Y. Wu, « Membership Functions Optimization of Fuzzy Control Based on Genetic Algorithms » International Refrigeration and air Conditioning Conference paper 412, PP. 207-211, 1998.
- [8] R. Mitra, Samarth Singh. « Optimal Fuzzy Supervised PID Controller using Ant Colony Optimization Algorithm », Advance in Electronic and Electric Engineering, Volume 3, Number 5, PP. 553-560, 2013.
- [9] Alkhalil Firas, « Supervision, économie et impact sur l'environnement d'un système d'énergie électrique associé à une centrale photovoltaïque », thèse de Doctorat, Paris tech. 2011.
- [10] S. Perabi Ngoffe, I. A. Moukengue, E. S. Ndjakomo, O. G. Abessolo, « Résolution du problème d'engagement d'unités de production d'énergie électrique, de dispatching économique et environnemental sélectif par la méthode des couloirs d'observations », Afrique SCIENCE vol 11, PP. 74-85, janvier 2015.