



Full Length Research Paper

Etude, synthèse et implémentation d'un contrôleur neuro-flou pour la commande de groupe turbo-alternateur

Babacar KEBE, Oumar BA, Boubacar NIANG, Lamine THIAW

Laboratoire d'Energies Renouvelables, Ecole Supérieure Polytechnique de Dakar, Université Cheikh Anta Diop de Dakar- BP5085 Dakar Fann - SENEGAL

Received April 2017 – Accepted November 2017



*Corresponding author. E-mail: babacarls@yahoo.fr

Author(s) agree that this article remain permanently open access under the terms of the Creative Commons Attribution License 4.0 International License.

Résumé :

La montée en puissance des réseaux neuro flous avec leur capacité d'apprentissage sur la base d'une simple description du phénomène peut être perçue comme un début de solution face aux défis de contrôle et de stabilité des systèmes complexes non linéaires. Le contrôle commande de la turbine à partir des réseaux de neuro flous nécessite la mise en place d'un modèle dynamique de la turbine pour une meilleure optimisation des grandeurs électriques tels que la puissance et la tension aux bornes de l'alternateur. Le modèle dynamique ainsi obtenu à partir de l'ajustement des paramètres des fonctions d'appartenance des réseaux neuro flous décrit le comportement de la turbine pour stabiliser son point de fonctionnement face à n'importe quelle perturbation.

Mots clés : Réseaux de neurones ; système flou ; apprentissage ; turbo-alternateur.

Cite this article:

Babacar KEBE, Oumar BA, Boubacar NIANG, Lamine THIAW (2017). Etude, synthèse et implémentation d'un contrôleur neuro flou pour la commande de groupe turbo alternateur. Revue Cames – Sci. Appl. & de l'Ing., Vol. 2(2), pp. 46-53. ISSN 2312-8712.

1. Introduction

La maîtrise de l'énergie est fondamentale pour l'exploitation d'une turbine à vapeur de type extraction couplée sur un réseau électrique de puissance infinie.

La puissance active et la compensation des chutes de tension au prorata de la charge et de sa nature (inductif, résistif ou capacitif) sont les garants du bon fonctionnement de la turbine. Elles assurent l'équilibre entre la production et la consommation.

En dehors des régulateurs classiques PID (Proportionnelle Intégral Dérivée) qui ont montré leurs limites tant sur le plan de la précision que de la stabilité, nous allons nous intéresser à une technologie particulière des réseaux adaptatifs de type ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy inférence System) pour modéliser la commande de la vanne d'admission vapeur HP (Haute pression) ainsi que le courant d'excitation du rotor pour contrôler la puissance active et la tension aux bornes de l'alternateur.

Caractéristiques de la turbine : $P_n = 20\text{MW}$; $U_n = 11\text{Kv}$; $\cos\phi = 0.8$; $S = 27.5\text{Kva}$; $\eta = 97.7\%$

2. Revue de la littérature

Depuis l'apparition de la logique floue, la philosophie de commande des procédés mal définis ou complètement inconnus qui ne peuvent pas être modélisés d'une manière mathématique a connu un changement radical, ceci est dû au fait que les lois de commande conventionnelles sont remplacées par des règles de types si (condition)... alors (action).

La logique floue est souvent utilisée dans les systèmes complexes pour surmonter les limitations des outils mathématiques classiques. Elle présente néanmoins des limites notamment sur la précision des informations exprimées en langage naturel présentant ainsi une certaine marge d'instabilité.

Pour pallier ces inconvénients, la tendance actuelle est d'intégrer ces outils dans des architectures hybrides pour tirer profit des avantages de la logique floue et des réseaux de neurones. L'utilisation d'un réseau neuro flou offre la possibilité de modéliser des connaissances a priori et des règles linguistiques de décision obtenues par les experts du domaine [2].

Pour la première fois, un réseau neuro flou est utilisé pour le contrôle commande d'un groupe

turbo alternateur, permettant ainsi l'élargissement de son champ d'application. Les applications sont larges mais dans le domaine de l'électronique de puissance il n'est utilisé que pour la régulation de vitesse d'un moteur asynchrone [1] [5].

Différents travaux montrent que le système neuro flou ANFIS, connu sous le nom de réseaux adaptatif à base d'inférence floue, développé par JANG, 1993 est à même d'apprendre rapidement le comportement d'un système avec précision et cela mieux encore que d'autres méthodes, réseaux de neurones inclus.

L'avantage de ANFIS est qu'il permet d'intégrer les connaissances que l'utilisateur possède sur les entrées et sorties

Ceci étant, dans la pratique, la mise en œuvre d'un système ANFIS [4] se heurte à quelques difficultés notamment sur le choix des paramètres d'optimisation [3].

L'exactitude des prédictions réalisées dépend de beaucoup de facteurs : choix des entrées, nombre et type des fonctions d'appartenance, algorithme d'apprentissage.

Le modèle ANFIS utilisé simule la relation entre l'entrée et la sortie d'un processus à travers un apprentissage hybride pour déterminer la distribution optimale des fonctions d'appartenance qui modélise le système.

3. Méthodologie

L'objectif de cette étude est de contrôler à partir d'un réseau neuro flou type ANFIS : la charge, la vitesse et la tension aux bornes d'un turbo alternateur à vapeur d'une puissance de 20MW. Pour ce faire, nous agissons sur deux leviers principalement : La commande la vanne d'admission vapeur Haute Pression de la turbine (42 bars 425°C) pour maîtriser la charge et la fréquence (en cas de régulation de vitesse) mais aussi l'intensité du courant d'excitation du rotor pour compenser les chutes de tension ou éviter les surtensions selon la nature de la charge (inductive, résistive ou capacitive).

Travaux expérimentaux

Le réseau neuro flou ANFIS est utilisé pour modéliser des variables linguistiques grâce aux sous-ensembles flous de type gaussiens.

La commande neuronale est assurée par deux réseaux ANFIS montés en cascade pour réguler la turbine :

-La commande de la vanne d'admission vapeur HP en fonction de la puissance active et du débit d'extraction BP.

-La commande du courant d'excitation du rotor en fonction de la puissance active et du facteur de puissance de l'installation.

La génération d'une consigne de vitesse de la turbine en mode isolé du réseau est assurée par un bloc calculateur suivant la formule :

$$n = P * N * 0.05 \quad (\text{Eq.1})$$

n= vitesse de rotation de la turbine

P= Puissance active en pourcentage

0.05= statisme de la turbine

N= vitesse nominale (6220 tr/mn)

L'objectif étant de contrôler la turbine sous divers angles :

-Régulation de charge de la turbine par une modélisation de commande de la vanne admission vapeur HP (haute pression) en fonction du débit de vapeur d'extraction BP et de la variation de charge.

-Régulation de vitesse de la turbine par le calcul permanent de la consigne de vitesse en fonction du statisme et de la charge.

-Régulation de tension de la turbine par action du circuit d'excitation rotor pour faire varier le courant d'excitation en fonction du facteur de puissance de l'installation et de la charge.

La commande de la vanne d'admission vapeur HP nécessite de :

-Déterminer l'équation qui lie le courant de contrôle et le débit de vapeur HP

-Numériser la courbe de puissance de la turbine en fonction du débit de vapeur extraction BP et du débit de vapeur admission HP pour créer une base de données d'apprentissage aux réseaux de neurones.

-Développer sur matlab un réseau de neurone adaptatif pour l'apprentissage en utilisant des fonctions mathématiques gaussiennes pour la modélisation.

-Extraire de la base de données d'apprentissage une base test pour la validation des résultats.

La commande du courant d'excitation du rotor nécessite de:

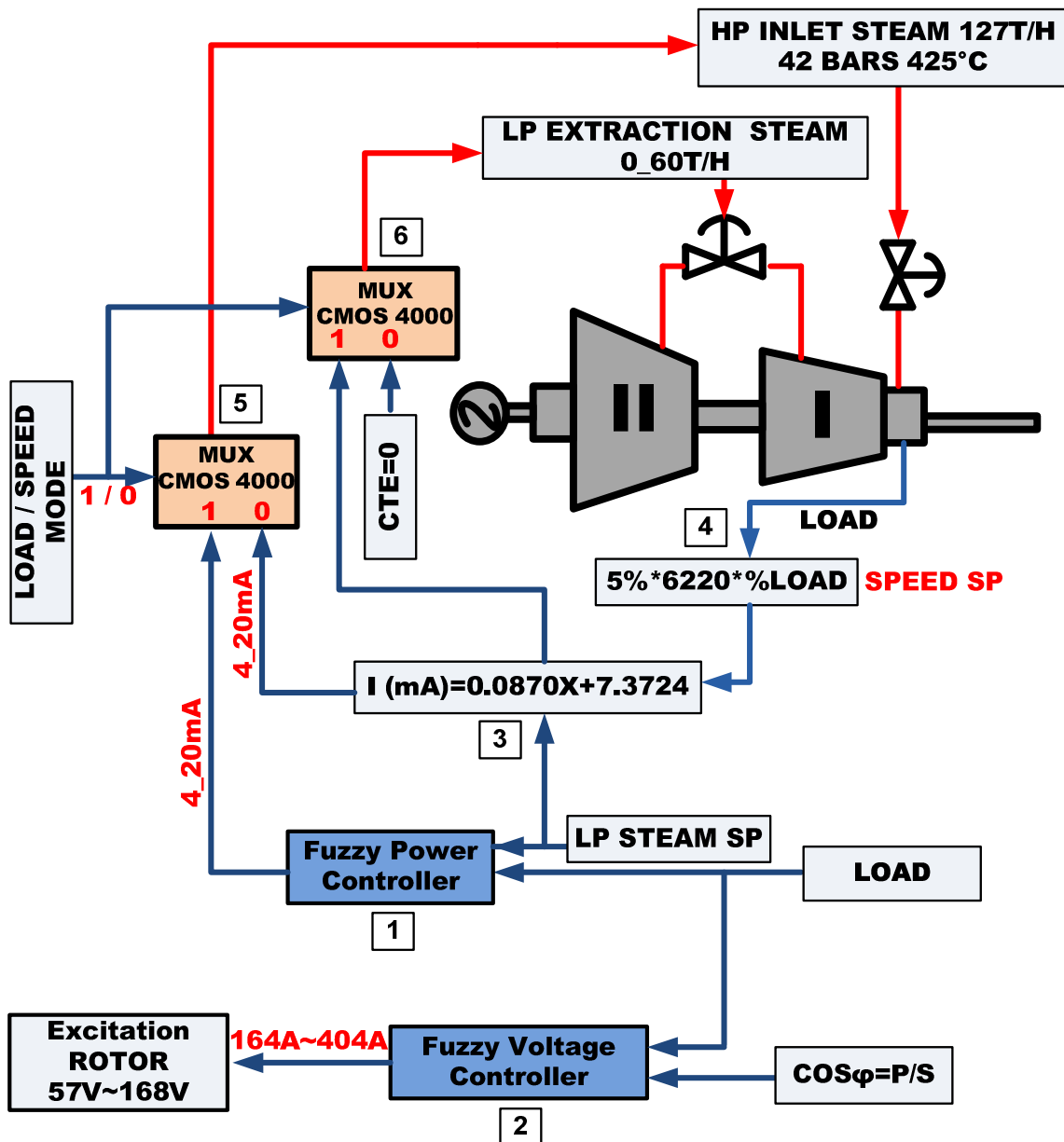
-Numériser la courbe d'influence du facteur de puissance et de la charge en fonction du courant d'excitation du rotor pour créer une base de données d'apprentissage aux réseaux de neurones.

-Développer sur matlab un réseau de neurone adaptatif pour l'apprentissage en utilisant des fonctions mathématiques gaussiennes pour la modélisation.

-Extraire de la base de données d'apprentissage une base test pour la validation des résultats.

Le réseau ANFIS ne permettant que l'utilisation d'une seule sortie, notre système est entraîné par deux réseaux ANFIS séparés pour le pilotage de la vanne admission vapeur HP et du circuit d'excitation du rotor.

La mise en œuvre de la boucle de régulation tenant compte des différents aspects du contrôle de la turbine décrits précédemment constitue la finalité de l'entraînement des réseaux neuro flous



X= STEAM FLOW (T/H)

MUX= MULTIPLEXEUR ANALOGIQUE 2 VOIES

SP= SET POINT

REGULATION DE LA TURBINE

Figure1 : Principe de régulation de la turbine à partir de deux réseaux ANFIS

Les règles d'inférence de base des contrôleurs neuro flou pour la régulation de la turbine sont les suivantes :

- ✓ Si la puissance active débitée par la turbine est supérieure à la consigne alors le débit de vapeur d'admission HP diminue pour baisser la charge.
- ✓ Si la puissance active débitée par la turbine est inférieure à la consigne alors le débit de vapeur d'admission HP augmente pour relever la charge.
- ✓ Si la fréquence de rotation de la turbine est supérieure à la consigne (3000tr/mn 50Hz) alors le débit de vapeur d'admission HP diminue pour baisser la fréquence.
- ✓ Si la fréquence de rotation de la turbine est inférieure à la consigne (3000tr/mn 50Hz) alors le débit de vapeur d'admission HP augmente pour relever la fréquence.
- ✓ Si la tension aux bornes de l'alternateur chute en deçà de 11KV alors le courant d'excitation du rotor augmente pour compenser les pertes.
- ✓ Si la tension aux bornes de l'alternateur augmente au-delà de 11KV alors le courant d'excitation du rotor diminue pour limiter les surtensions.
- ✓ Si la charge est purement résistif alors aucune action n'est faite pour faire varier le courant d'excitation du rotor.

La base de données pour la commande de la vanne admission vapeur HP est établie sur une variation de la charge de 6 à 20MW pour un débit de vapeur extraction BP de 0 à 60T/H.

La base de données pour la commande du circuit d'excitation est établie sur une variation de la charge de 10 à 20MW pour un facteur de puissance variant de -0.6 à +0.6.

4. Résultats

Les relevés de données (puissance active & position de la soupape HP) de la turbine avec la soupape BP ouverte à 100% ainsi que la formule de production d'énergie conforme (4,7T de vapeur HP pour 1MW) ont permis d'obtenir la loi de variation du courant de commande en fonction de la quantité de vapeur HP admise.

C'est une droite affine de la forme:

$$I = 0,0870x + 7,3724 \quad (\text{Eq.2})$$

I= courant de commande de la soupape régulatrice HP

X= débit de la vapeur d'admission HP

Bloc 1 : Réseau ANFIS pour la régulation de puissance active par action sur la vanne admission vapeur HP.

Bloc 2 : Réseau ANFIS pour la régulation de tension par action sur le circuit d'excitation du rotor.

Bloc 3 : Loi de variation du débit de vapeur admission HP en fonction de l'intensité de commande de la vanne d'admission vapeur HP.

Bloc 4 : Formule de variation de la consigne de vitesse en fonction de la charge demandée.

Bloc 5 : Multiplexage de signaux pour la régulation de charge ou de vitesse.

Bloc 6 : Multiplexage de signaux pour la commande de la vanne d'extraction vapeur BP en mode régulation de charge.

REGULATION DE CHARGE

En mode régulation de charge, les signaux de commande de la vanne admission HP et du débit d'extraction vapeur BP sont mis en jeu au moyen de 2 multiplexeurs analogiques par une sélection à l'entrée.

REGULATION DE VITESSE

En mode régulation de vitesse, les signaux de commande de la vanne admission HP piloté par le bloc calculateur de la consigne de vitesse et du verrouillage de l'extraction vapeur BP sont mis en jeu au moyen de 2 multiplexeurs analogiques par une sélection à l'entrée.

Le processus d'apprentissage du réseau ANFIS utilise l'algorithme de rétro propagation du gradient et l'estimation par la méthode des moindres carrées pour ajuster les paramètres des fonctions d'appartenance en vue d'une modélisation parfaite des grandeurs électriques.

Pour la commande de la vanne d'admission vapeur, nous avons 2 fonctions d'appartenance gaussiennes par entrée à modéliser durant l'apprentissage, soit au total 08 paramètres à identifier:

Tableau1 : Modélisation ANFIS de commande de la vanne admission vapeur HP

Modélisation ANFIS de commande de la vanne admission vapeur HP		Ecart Type	Centre gaussienne
Puissance MW	sous ensemble n1	5.446	3.555
	sous ensemble n2	2.679	17.07
Débit de vapeur d'extraction BP	sous ensemble n1	38.51	-0.4969
	sous ensemble n2	33.93	47.37

Pour la commande du courant d'excitation du rotor, nous avons 7 fonctions d'appartenance gaussiennes par entrée à modéliser durant l'apprentissage, soit au total 28 paramètres à identifier:

Tableau 2 : Modélisation de la commande du circuit d'excitation

Modélisation de la commande du circuit d'excitation rotor par ANFIS		Ecart Type	Centre
Puissance MW	sous ensemble n1	1.062	10
	sous ensemble n2	1.059	12.5
	sous ensemble n3	1.06	15
	sous ensemble n4	1.06	17.5
	sous ensemble n5	1.062	20
	sous ensemble n6	1.06	22.5
	sous ensemble n7	1.062	25
Facteur de puissance $\cos\phi$	sous ensemble n1	0.02832	-0.986
	sous ensemble n2	0.05967	-0.6165
	sous ensemble n3	0.139	-0.304
	sous ensemble n4	0.183	0.04082
	sous ensemble n5	0.2271	0.4034
	sous ensemble n6	0.0305	0.88
	sous ensemble n7	0.1028	1.116

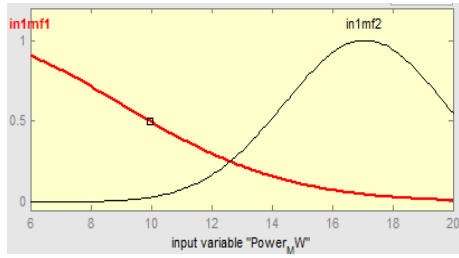


Figure 2 : Fonctions d'appartenance de la puissance active pour le contrôle de la vanne d'admission vapeur HP

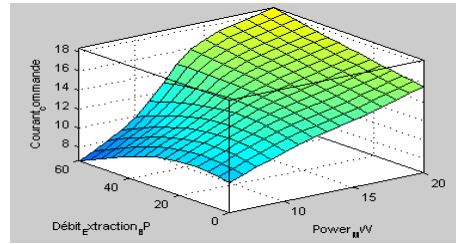


Figure 5 : Surface de variation des paramètres du réseau anfis pour le contrôle de la charge

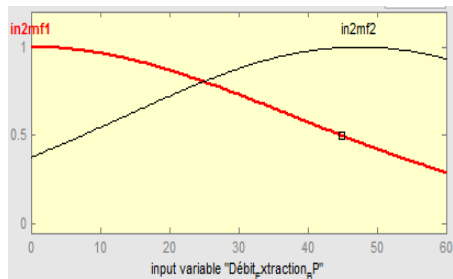


Figure 3 : Fonctions d'appartenance du débit de vapeur d'extraction BP

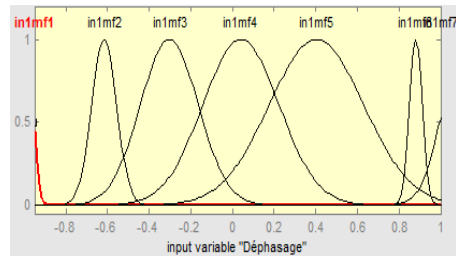


Figure 6 : Fonctions d'appartenance du déphasage $\cos\phi$

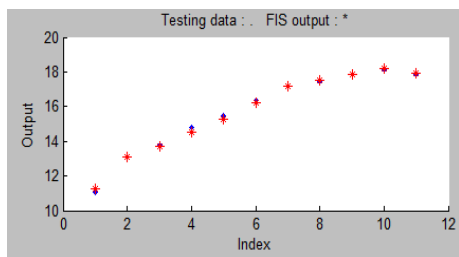


Figure 4 : Courbe de validation de la base test pour le contrôle de commande de la vanne admission HP

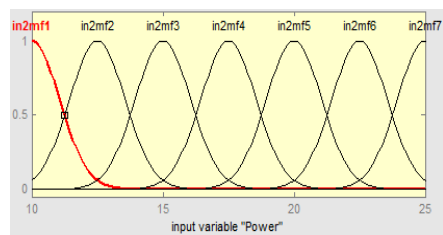


Figure 7 : Fonctions d'appartenance de la puissance active pour le contrôle de la tension aux bornes de l'alternateur

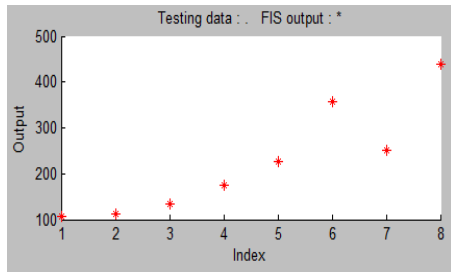


Figure 8: Courbe de validation de la base test pour le contrôle de la tension

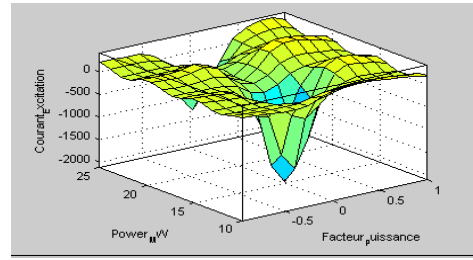


Figure 9: Surface de variation des paramètres du réseau anfis pour le contrôle de la tension

Tableau 3: Variation réelle de commande de la vanne admission vapeur HP

Variation de commande de la vanne d'admission vapeur HP

Puissance (MW)	6	8	19	20
Débit d'extraction vapeur BP	0	0	20	0
Intensité de commande (mA)	9,82	10,64	16,09	15,64

Tableau 4 : Simulation base de validation pour la variation de commande de la vanne admission vapeur HP sur Matlab (ANFIS)

Résultats simulation ANFIS de la base de validation pour la commande de la vanne d'admission vapeur HP

Puissance (MW)	6	8	19	20
Débit d'extraction vapeur BP	0	0	20	0
Intensité de commande (mA)	9,74	10,8	16,2	15,6

Tableau 5: Variation du courant d'excitation du rotor

Variation du courant d'excitation du rotor

Facteur de puissance	-0,6	-0,85	0,8	0,6
Puissance (MW)	20	25	20	10
Intensité excitation (A)	164	203,8	347,5	296,5

Tableau 6 : Résultats simulation base test de la variation du courant d'excitation sur Matlab (ANFIS)

Résultats simulation de la base de validation pour la commande du circuit d'excitation

Facteur de puissance	-0,6	15	0,8	0,6
Puissance (MW)	20	25	20	10
Intensité excitation (A)	164	204	348	297

L'évaluation de l'erreur d'apprentissage du réseau ANFIS pour la modélisation de la puissance active donne de bons résultats avec une erreur moyenne d'environ 2%.

L'évaluation de l'erreur d'apprentissage du réseau ANFIS pour la modélisation de la tension induite aux bornes de l'alternateur donne de bons résultats avec une erreur moyenne d'environ 1.5%.

Cette étude permet grâce à la modélisation ANFIS de contrôler avec précision la puissance active et le courant d'excitation du rotor à partir des réseaux intelligents pour stabiliser la charge et compenser les pertes ohmiques. Elle permet également de déterminer les relations non linéaires qui existent entre les grandeurs électriques et les paramètres du procédé tels que le débit de vapeur admission HP et le débit de vapeur extraction BP.

L'analyse et le traitement des données montrent clairement la cohérence d'apprentissage du système pour l'asservissement du courant d'excitation du rotor face à n'importe quel type de charge pour maintenir constante la tension aux bornes de l'alternateur :

- ✓ Si la charge est purement ohmique (résistances ou lampes à incandescence): la tension diminue légèrement quand la charge augmente, ce qui est tout à fait normal, ce sont les pertes indiquées plus haut.
- ✓ Si la charge est inductive (moteur ou transfo), l'inductance de la charge s'ajoute à celle de la source, ce qui réduit la tension d'un facteur plus important que si la charge avait été ohmique.
- ✓ Si la charge est principalement capacitive, la capacitance de la charge annule l'inductance du générateur et la tension augmente avec la charge.

Références:

- [1] Chuan Kai Lin, Radial basis function neural network based adaptive critic control for induction motor, Applied soft Computing, April 2011.
- [2] HEDDAM S., A. BERMAD et N. DECHEMI (2011). Applications of radial basis function and generalized regression neural networks for modelling of coagulant dosage in a drinking water treatment.
- [3] Samira Karabpour & Ahmad Jafarian, «A New Artificial Intelligence Method for Prediction of Diabetes Type2», *Bulletin de la Société Royale des Sciences de Liège - Année 2016*, Actes de colloques, Special edition.
- [4] Youssouf Oysal, Sevcan Yilmaz, An Adaptive Fuzzy Wavelet Network with Gradient Learning for Nonlinear Function Approximation, Journal of intelligent systems ; 2013 December.
- [5] B.K. Bose, Neural network applications in power electronics and motor drives – an introduction and perspective, IEEE Transactions on Industrial Electronics February 2007.