

Approches neuronale et neuro-floue pour le diagnostic: application au DAMADICS

Y. Kourid *

Department of Control Engineering;
Faculty of science and engineer.
Mohamed Khider Biskra University,
ykourid@yahoo.fr

N. Guersi

Dep. Of Electronic
University of Badji Mokhtar
Annaba, Algeria.
guersi54@yahoo.fr

D. Lefebvre

GREAH – University of Havre
25 rue Philippe Lebon
76058 Le Havre – France
dimitri.lefebvre@univ-lehavre.fr

Résumé : Dans ce travail on s'intéresse aux méthodes à base de modèles neuronaux pour le diagnostic des systèmes. Les réseaux de neurones sont utilisés pour générer des résidus pour la détection et l'identification des défauts. Ces techniques ont été appliquées au diagnostic de défauts d'un actionneur électropneumatique dont les mesures réelles proviennent de l'usine de sucre de Lublin en Pologne. Les résultats en modélisation et classification des défauts sont discutés.

Mots Clés : Réseaux de neurones neuro-flous, diagnostic des défauts, modélisation, génération de résidus, évaluation des résidus, classification.

I. INTRODUCTION

L'automatisation est devenue de plus en plus importante pour optimiser la production en améliorant la maîtrise des processus industriels. Malheureusement, pour atteindre ces objectifs, l'automatisation accroît la complexité des processus et complique la tâche de l'opérateur dont le rôle a évolué de la conduite à la supervision. Il est devenu essentiel que l'opérateur puisse connaître à tout instant, l'état de fonctionnement du processus. Pour cela, l'échange d'informations entre l'opérateur et le processus a été amélioré à travers des interfaces hommes-machines. Mais au-delà de ces évolutions, il faut désormais être capable aussi de détecter un dysfonctionnement le plus rapidement possible, de le localiser, d'en identifier la cause probable de façon à réduire ses conséquences néfastes, puis de proposer à l'opérateur des actions correctives.

L'implémentation des systèmes automatisés suppose donc la mise en place d'outils de supervision. De nombreuses approches sont développées, en vue de la détection des défaillances et du diagnostic, basées sur des avancées récentes en automatique, productique et intelligence artificielle. Ces méthodes peuvent être scindées en trois catégories en fonction du type de connaissance a priori sur le système [1][2][3][14][21]:

1. Les approches à base de modèles reposent sur les principes physiques fondamentaux et sur des modèles quantitatifs ou qualitatifs incluant la structure du système et les liens entre composants.

2. Les approches à base de connaissances, s'appuient sur les connaissances et les raisonnements experts.

3. Les approches à base de données réalisent une extraction des caractéristiques du système à partir de données sauvegardées.

Notre travail privilégie les techniques de l'intelligence artificielle (réseaux de neurones, logique floue et systèmes neuro-flous) afin d'étudier leur efficacité dans le domaine du diagnostic et d'évaluer leurs performances. La mise en œuvre d'une telle approche nécessite de générer des indicateurs de défauts ou résidus (fig. 1), puis à interpréter correctement ces résidus afin de déterminer l'origine du défaut, c'est-à-dire l'élément présentant un fonctionnement anormal. Le diagnostic permet de prendre une décision pour un retour à un fonctionnement normal de l'installation [4]. La logique floue peut être utilisée pour décrire le fonctionnement d'un système en termes de règles avec l'avantage de pouvoir exploiter des informations non quantifiées. Mais les valeurs des paramètres des fonctions d'appartenance et le nombre précis de règles sont parfois difficiles à déterminer. Les réseaux de neurones peuvent alors être employés pour ajuster les fonctions d'appartenance des systèmes flous.

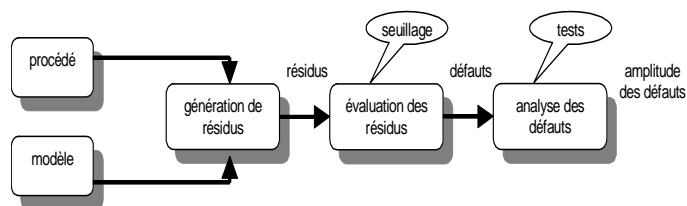


Fig.1 : Génération de résidus pour la détection et le diagnostic

II. PRESENTATION DU SYSTEME

Dans cet article, nous étudions des fautes susceptibles de survenir au niveau d'une vanne électropneumatique. Cet actionneur est un élément de commande, dans l'usine de production de sucre à Lublin, Pologne [26]. Il constitue un Benchmark mis à la disposition de différents groupes de recherche pour tester différentes techniques de diagnostic (DAMADICS).

La vanne possède quatre entrées et deux sorties (fig. 2) dont le détail est donné dans le tableau 1.

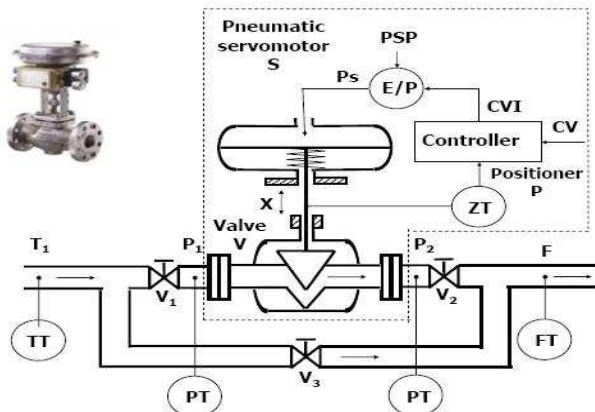


Fig. 2 : Schéma de la vanne électropneumatique

Tableau 1 : Variables d'entrée et de sortie de la vanne électropneumatique [25].

Entrées /Sortie	Domaine de variation	Unité physique	Description
CV (E)	[0,1]	-	Signal de sortie du régulateur.
P1 (E)	[2000, 4 e+006]	Pa	Pression sur l'admission de la vanne de commande.
P2 (E)	[2000, 4 e+006]	Pa	Pression sur la sortie de la vanne de commande.
T1 (E)	[30, 110]	C °	Température du milieu.
X (S)	[0,1]	-	Déplacement de la tige.
F (S)	[0,1]	-	Le flux moyen.

Une description détaillée de cet actionneur peut être consultée [26][27].

II. DETECTION DES DEFAUTS

Nous proposons deux étapes pour la détection et le diagnostic (FDI). La première étape est l'élaboration d'un modèle dans le but de distinguer l'état de fonctionnement normal du processus de l'état de fonctionnement anormal. Durant l'étape d'apprentissage, le modèle de type "boîte noire" apprend le comportement du système. Les signaux d'entrée et de sortie du système sont utilisés pour générer les résidus. En fonctionnement normal, ce signal est statistiquement nul et s'écarte significativement de zéro en présence de défauts : ce qui permet la détection. La deuxième étape consiste en l'élaboration d'un classifieur permettant de localiser et d'identifier le défaut.

II-1 Synthèse du modèle de référence

Les défauts recensés pour cet actionneur sont mentionnés dans le tableau 2. Parmi les 19 défauts recensés, nous avons retenu quatre défauts, F7, F10, F15 et F17, pour montrer l'efficacité de l'utilisation d'un modèle neuronal pour la génération des résidus, et d'un système neuro-flou pour la classification. Nous

limitons à quatre défauts pour présenter les résultats en fonction de la place impartie mais nous pensons que l'étude peut être étendue aux autres défauts. Les données utilisées sont des données réelles obtenues en 2001 par l'usine de production de sucre de Lublin, Pologne [26]. Pour modéliser l'actionneur sans défaut nous avons utilisé deux réseaux de neurones de type perceptron multi-couches (MLP) (fig. 6), donnant chacun la relation entre les entrées et une sortie F ou X. Les entrées des modèles neuronaux sont CV, P1, P2 et T1. Les sorties sont X et F (tableau 1).

$$\text{netX} = \text{netX}(\text{CV}, \text{P1}, \text{P2}, \text{T1}) \quad (1)$$

$$\text{netF} = \text{netF}(\text{X}, \text{P1}, \text{P2}, \text{T1}) \quad (2)$$

Tableau 2 : Défauts de la vanne électropneumatique

Faute	Description
F1	Bouchage de la vanne
F2	Dépôt de prise de vanne ou de siège de vanne
F3	Erosion de prise de vanne ou de siège de vanne
F4	Frottement accru de vanne ou de la douille
F5	Fuite externe (douille, couverture, borne perméable)
F6	Fuite interne (étanchéité de la vanne)
F7	Evaporation moyenne ou écoulement critique
F8	Tige de piston du servomoteur tordu
F9	Étanchéité des bornes du servomoteur
F10	Perforation du diaphragme du servomoteur
F11	Défaut du ressort du servomoteur
F12	Défaut électropneumatique du transducteur
F13	Défaut de la sonde de déplacement
F14	Défaut de la sonde de pression
F15	Défaut de rotation du positionneur
F16	Chute de pression par le positionneur
F17	Changement inattendu de la pression de la vanne
F18	Clapets de dérivation entièrement ou partiellement ouverts
F19	Défaut de la sonde de débit

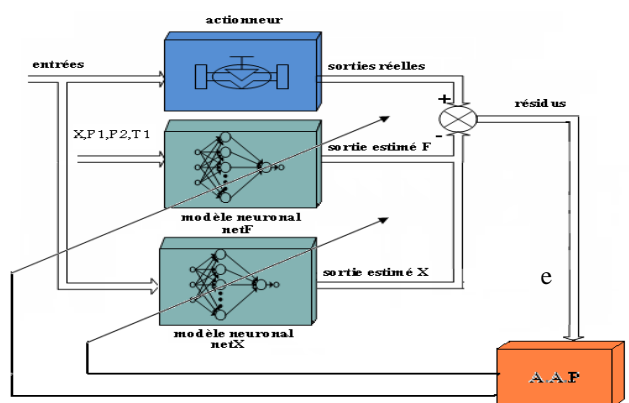


Fig. 3 : Architecture du modèle neuronal

La procédure de synthèse du modèle de fonctionnement est présentée sur la figure 4.

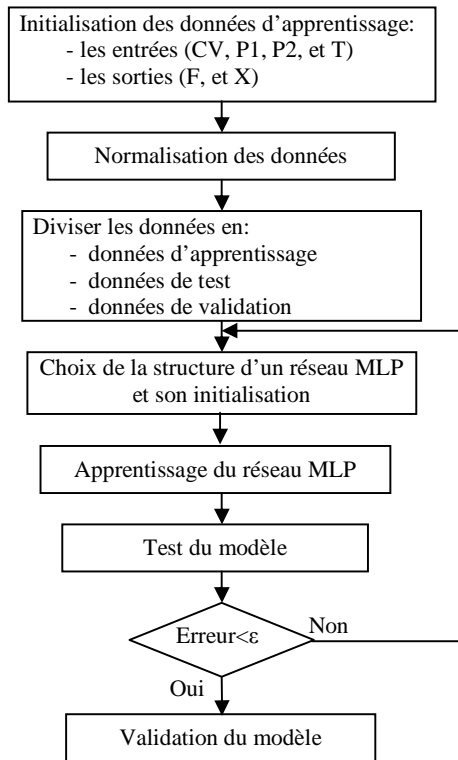


Fig. 4 : Synthèse du modèle neuronal de référence

Nous avons effectué plusieurs essais pour obtenir l'architecture qui modélise au mieux le comportement dynamique de l'actionneur. L'apprentissage est effectué avec l'algorithme de Levenberg-Marquardt avec arrêt précoce (early stopping), pour son efficacité et sa rapidité de convergence. L'architecture que nous avons retenue (21 -12 -1) est un compromis entre performances (mesurées par la MSE) et complexité (en nombre de neurones). Une description complète de la construction du modèle de référence est détaillée dans [25].

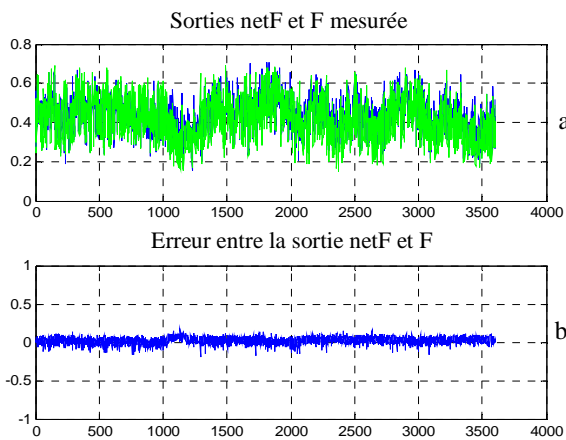


Fig. 5 : Validation du modèle de référence en fonction du temps (UT)

Après apprentissage, le réseau netF soumis aux mêmes excitations que l'actionneur génère des sorties semblables aux sorties réelles F. L'erreur de modélisation est acceptable (fig. 5). La corrélation entre les sorties estimées et mesurée est bonne (fig.6) : le coefficient de corrélation vaut $R = 0.962$. La droite de corrélation légèrement différente de la première bissectrice indique l'existence d'un biais.

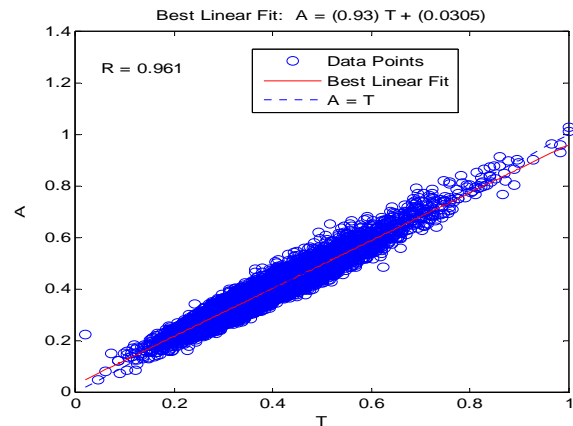


Fig. 6 : Régression linéaire entre netF et F

Il en est de même pour le réseau netX dont le coefficient de corrélation vaut $R = 0.992$ (les sorties qui ne sont pas reproduites ici pour des raisons de concision servent en entrée de netF). On peut considérer que les deux réseaux reproduisent bien la dynamique de l'actionneur, et que l'on peut les utiliser comme modèle de référence de ce dernier.

II-2 Génération des résidus

La deuxième étape consiste à générer les résidus pour détecter les défauts. Dans notre cas, on propose deux résidus rF et rX définis à l'aide des équations (3) et (4). L'évolution temporelle de ces résidus est illustrée sur la figure 7 après filtrage passe-bas lorsque le défaut F7 est simulé dans l'intervalle [500UT 1000UT].

$$rF = F - \text{netF} \quad (3)$$

$$rX = X - \text{netX} \quad (4)$$

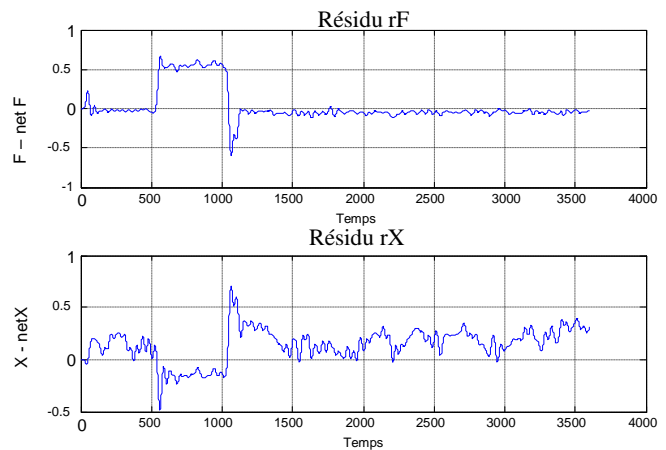


Fig. 7 : Résidus rF et rX en fonction du temps en présence du défaut F7 simulé dans l'intervalle [500UT 1000UT]

En l'absence de défaut, nous remarquons que la valeur moyenne des résidus n'est pas 0 confirmant l'existence d'un biais dans le modèle. D'autre part l'amplitude crête à crête des résidus est de l'ordre de 0.5 et traduit les bruits de mesure. Malgré ces points qui devront être améliorés dans nos travaux futurs, les résidus filtrés peuvent être utilisés pour détecter et diagnostiquer les défauts (le résidu rX est suffisant pour détecter F7 sur la fig. 7).

III DIAGNOSTIC DES DEFAUTS

III.1 Classification neuronale

Le classifieur neuronal (fig. 9) que nous avons conçu se compose d'un réseau de type MLP avec deux entrées et quatre sorties. Les sorties correspondent à des images des défauts que l'on cherche à identifier. L'apprentissage consiste à reproduire sur chaque sortie du classifieur le défaut correspondant. L'ensemble d'apprentissage et de test de ce réseau se compose des résidus générés dans la deuxième étape (entrées), et des défauts F7, F10, F15 et F17 (sorties). L'ensemble d'apprentissage est obtenu en simulant les quatre défauts considérés :

- Défaut F7 durant l'intervalle [500 UT, 1100 UT]
- Défaut F10 durant l'intervalle [4100 UT, 4600 UT]
- Défaut F15 durant l'intervalle [7700 UT, 9000 UT]
- Défaut ponctuel F17 aux instants 11300 UT et 11850 UT

La validation est ensuite obtenue avec les signaux de mesure disponibles sur le benchmark. La structure retenue est (2 – 3 – 1). La procédure de synthèse du classifieur est présentée sur la figure 8.

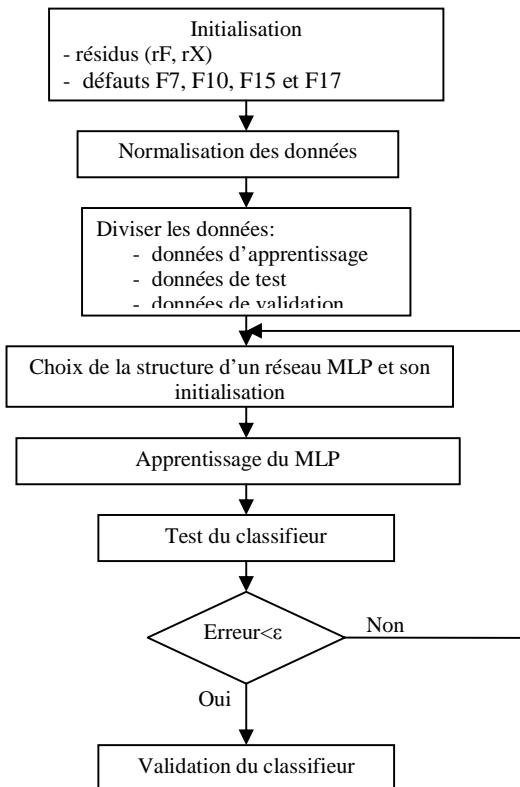


Fig. 8 : Synthèse du classifieur neuronal

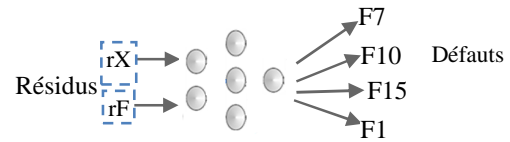


Fig. 9 : Classifieur neuronal

Après apprentissage, test et validation, les sorties du classifieur sont excitées en fonction des défauts qui lui sont proposés (les autres sorties restent nulles). Les résultats de test ont été rassemblés dans la figure 10. Ce classifieur neuronal nous permet de distinguer le type des fautes survenues au niveau de l'actionneur. En présence de défaut l'amplitude des résidus est supérieure à celle qui résulte des bruits sur le reste de la séquence.

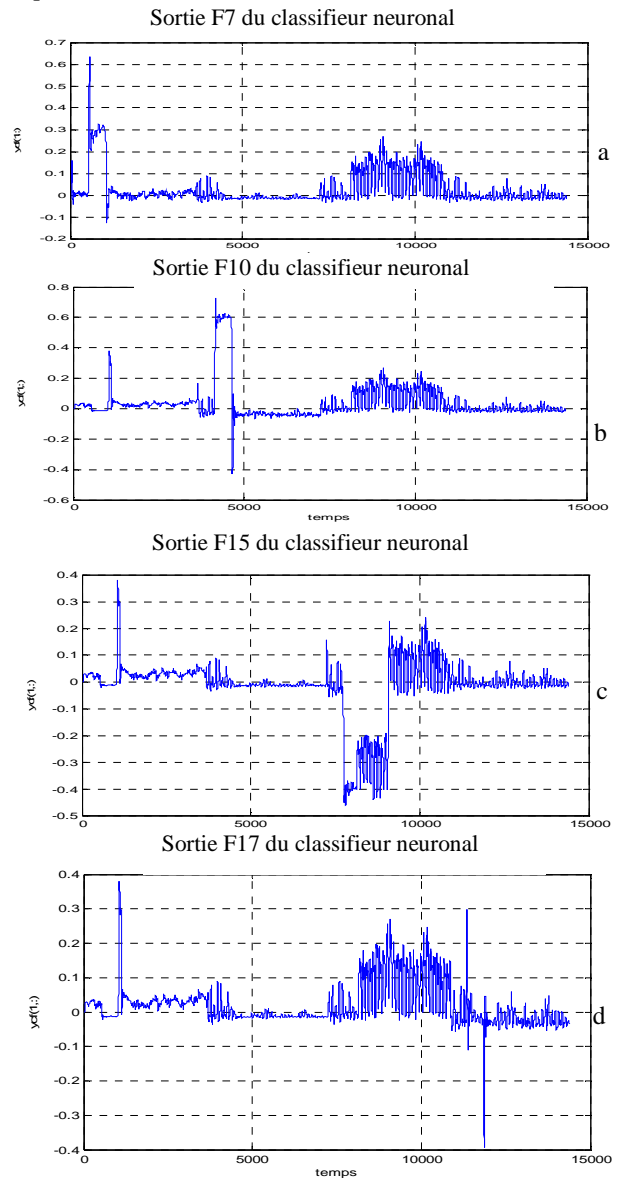


Fig. 10 : Sélection des sorties du classifieur neuronal pour différents défauts testés a) défaut F7 ; b) défaut F10 ; c) défaut F15 ; d) défaut F17 ;

III.2 Classification neuro-floue

Le classifieur neuro-flou (figure 11), possède une architecture hybride entre réseaux de neurones et logique floue. Ce classifieur se compose de 4 réseaux neuro-flous ANFIS de type de Takagi-Sugeno. Chaque réseau comporte deux entrées et une sortie. Les variables d'entrée sont les deux résidus rF et rX , et la variable de sortie est l'une des fautes F7, F10, F15, ou F17 (selon le réseau). Les entrées sont caractérisées par leurs fonctions d'appartenance sur 5 ensembles : grand négatif (GN), petit négatif (PN), zéro (Z), petit positif (PP), grand positif (GP). De la même manière les sorties sont décrites à partir de 5 ensembles : très faible (TF), faible (F), moyenne (M), grande (G), très grande (TG).

Chaque réseau neuro flou est caractérisé par un ensemble de règles d'inférence. A titre d'exemple, la matrice d'inférence pour le défaut F7 est représentée sur le tableau 3 :

Tableau 3 : Table d'inférence défaut F7

		rx				
rF		GN	PN	Z	PP	GP
GN		TF	TF	TF	G	G
PN		TF	TF	TF	TG	G
Z		TF	TF	TF	TF	TF
PP		TF	TF	TF	TF	TF
GP		TF	TF	TF	TF	TF

L'apprentissage est réalisé selon le même principe que le classifieur neuronal.

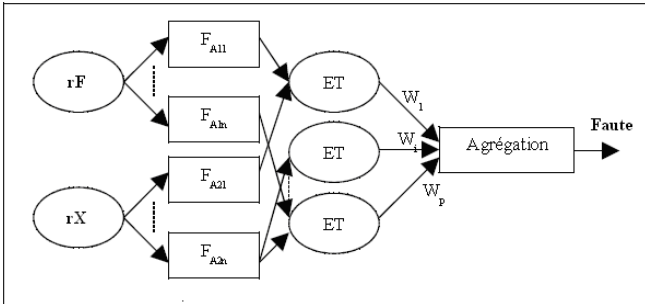


Fig. 11 : Architecture du classifieur Neuro-Flou.

Les sorties non nulles de ce classifieur sont rassemblées dans la figure 12.

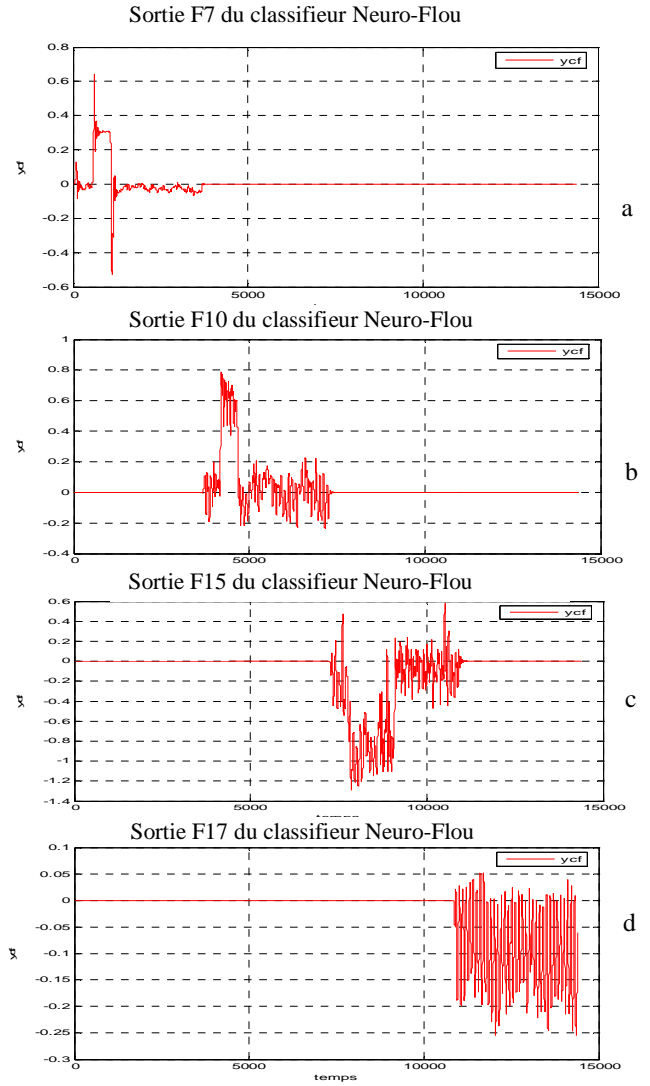


Fig. 12 : Sélection des sorties du classifieur neuro-flou pour différents défauts testés a) défaut F7 ; b) défaut F10 ; c) défaut F15 ; d) défaut F17 ;

IV Conclusion

Ce travail nous a permis d'appliquer des méthodes de diagnostic utilisant l'intelligence artificielle sur un actionneur électropneumatique. Après avoir obtenu un modèle neuronal pour la génération des résidus nous avons identifié les défauts par deux types de classifieurs, le premier à base de réseaux de neurones, le second à base de réseaux ANFIS. Nous avons montré que les outils mis en œuvre permettaient :

- (1) de détecter un défaut à partir de la comparaison entre la sortie du système réel et son estimation.
- (2) de localiser et d'identifier le défaut.

Ce travail constitue une première étape dans la mise en œuvre d'une procédure de diagnostic en temps réel basée sur les mêmes principes. Plusieurs améliorations seront étudiées. (1) Les réseaux de modélisation peuvent être affinés par le choix d'une architecture optimale en fonction des entrées, ainsi que

de celui du nombre de couches et du nombre de neurones dans chaque couche. (2) Les performances de la détection et du diagnostic seront quantifiées par une évaluation des taux de fausses alarmes, non détections et mauvaise identifications. (3) Enfin, la méthode devra être étendue à l'ensemble des défauts qui peuvent perturber l'actionneur.

REFERENCES

- [1] Adjallah K.H., *Contribution au diagnostic de systèmes par observateurs d'état*, Thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, France, 1993.
- [2] Borne P., Dauphin-Tanguy G., Richard J.P., Rotella F., Zambettakis I., *Automatique : commande et optimisation des processus*, Editions Technip, Méthodes et Techniques de l'Ingénieur, 1990.
- [3] Chow E.Y., *Failure detection system design methodology*, Thesis, Lab. Information and Decision system, M.I.T, Cambridge, 1980.
- [5] Ding X., Frank P.M., Frequency domain approach and threshold selector for robust model-base fault detection and isolation, Proc. Of IFAC Symp. SAFEPROCESS'9, Baden-Baden, Germany, vol. 1, pp. 307-312, 1991.
- [6] Emami-Naeini A. E. A., Effect of model uncertainty of failure detection: the threshold selector, *IEEE Transaction on Automatic Control*, AC-33, pp. 1106-1115, 1988.
- [7] Farreny H., *Les systèmes experts - Principes et exemples*, Cépadués, 1989.
- [8] Frank P.M., Wünnenberg J., *Robust diagnosis using unknown input observer schemes, for Fault diagnosis in dynamic systems : theory and application*, Patton R.J., Frank P.M., Clark R.N., Prentice Hall, Englewood, Cliffs, pp. 47-98, 1989.
- [9] Gertler J.J., Analytical redundancy methods in fault detection and isolation – survey and synthesis, Proc. of the IFAC Symposium, SAFEPROCESS'91, Baden-Baden, Germany, pp. 9-21, 1991.
- [10] Juditsky A., Hjalmarsson H., Benveniste A., Delyon B., Ljung L., Sjöberg J., Zhang Q., Nonlinear black-box modelling in system identification: mathematical foundations. *Automatica, Special issue on trends in systems identification*, vol. 31, pp. 1725-1750, 1995.
- [11] Massoumnia M.A., A geometric approach to the synthesis of failure detection filters, *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. 31, n° 9, 1986.
- [12] Nauck D Kruse R , Nefclass – A neuro-fuzzy approach for the classification of data- article, Symposium on Applied Computing – ACM Computing Week, Nashville, 1995.
- [13] Nauck D., Fuzzy neuro systems: An overview in Fuzzy system in Computer science, Artificial Intelligence, Vieweg, Wiesbaden, 1994.
- [14] Patton R.J., Frank P.M., Clark R.N., *Fault diagnosis in dynamic systems - Theory and applications*, Prentice Hall, 1989.
- [15] Walker B.K., Gai E., Fault detection threshold determination techniques using Markov theory, Int. J. Guidance, *Control and Dynamics*, vol. 2, n°4, pp. 313-319, 1979.
- [16] Weiss J.L., Threshold computations for detection of failures in SISO systems with transfer function errors, Proc. of the American Control Conf., pp. 2213-2218, 1988.
- [17] Willsky A.S., A survey of design methods for failure detection in dynamic systems, *Automatica* 12, pp. 601-611, 1976.
- [18] Willsky A.S., Jones H.L., A generalized likelihood ratio approaches to the detection and estimation of jumps in linear systems, *IEEE Trans. on Automatic Control*, pp. 108-112, 1976.
- [19] Zhang Q., Benveniste A., Wavelet networks, *IEEE Trans. Neural Networks*, NN-3, pp. 889-898, 1992.
- [20] Salah. H et Adel. F. *Diagnostic d'un système dynamique par logique floue*, mémoire d'ingénieur, université El-hadj Lakhdar - Batna - 2007.
- [21] Zwingelstein G., *Diagnostic des Défaillances Théorie et Pratique pour les Systèmes Industriels*, Editions Hermès-1995.
- [22] Bebiolles A., *Diagnostic de systèmes complexes à base de modèle interne, reconnaissance des formes et fusion d'informations*, thèse de doctorat ; Université de Technologie de Compiègne, 2007.
- [23] Bartys M.Z., Specification Of Actuators Intended To Use For Benchmark Definition, Manuscript V. 1.02, April 11, 2002.
- [24] Rattfealt L., *A comparative study of two structural methods for fault isolability analysis*, Master's thesis performed in Vehicular Systems, Reg nr: LiTH-ISY-EX-3462-2004.
- [25] Kourd Y. Guersi N. Lefebvre D. A two stages diagnosis method with neuronal networks, Proceeding ICEETD 2008 Hammamet Tunisie.
- [26] <http://www.eng.hull.ac.uk/research/control/damadics1.htm>
- [27] DAMADICS (2004): Website of DAMADICS: Development and Application of Methods for Actuator Diagnosis in Industrial Control Systems. <http://diag.mchtr.pw.edu.pl/damadics/>.