HAL
open science

Contribution à l'identification par logique floue d'un échangeur de chaleur à tube concentrique

Jacques Kadima Kazaku, Jimmy Kalenga Kaunde Kasongo, Richard Ngenda Banka, François Ntambwe Kadinda

To cite this version:

Jacques Kadima Kazaku, Jimmy Kalenga Kaunde Kasongo, Richard Ngenda Banka, François Ntambwe Kadinda. Contribution à l'identification par logique floue d'un échangeur de chaleur à tube concentrique. 4ème conférence sur les Applications Pratiques de l'Intelligence Artificielle APIA2018, Jul 2018, Nancy, France. hal-01830863

HAL Id: hal-01830863

https://hal.science/hal-01830863

Submitted on 5 Jul 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.

Contribution à l'identification par logique floue d'un échangeur de chaleur à tube concentrique

Jacques KADIMA KAZAKU[1] Jimmy KALENGA KAUNDE KASONGO [2] Richard NGENDA BANKA[3]
François NTAMBWE KADINDA[4]

[1,2,3,4] Université de Lubumbashi/Polytechnique/Electromécanique

[1]jacqueskazaku@gmail.com
[2,3]{jimmykalenga, rickngenda}@yahoo.fr
[4]fntambwe@gmail.com

Résumé

Dans ce manuscrit nous traitons le problème lié à la modélisation d'un échangeur de chaleur pour des fins de surveillance. Ce système généralement décrit par des équations aux dérivées partielles obtenues à partir des lois de la physique, possède des paramètres mal connus et des paramètres variant conséquences des échanges thermiques dans l'échangeur. Ces observations traduisent la complexité du comportement dynamique de l'échangeur de chaleur. Par conséquent, l'obtention d'un modèle fiable de ce procédé est une tâche ardue. Pour contourner cette difficulté, une alternative est de recourir aux modèles flous de Takagi-Sugeno qui permettent une meilleure approximation des non linéarités. Les algorithmes d'identification par les méthodes des moindres carrés combinés aux techniques de classification des données entrées-sorties obtenus sur l'échangeur, ont fournis une bonne approximation du modèle global.

Mots Clef

Modélisation, identification floue, échangeur de chaleur.

1 Introduction

Cet article s'inscrit dans le domaine de supervision des systèmes. Il traite plus particulièrement de la modélisation d'un échangeur de chaleur en vue de sa surveillance.

Les lois de surveillances sont étroitement liées aux méthodes d'identification qui permettront d'obtenir le modèle de référence, et la conception des algorithmes de surveillance. De ce fait le modèle identifié doit être suffisamment représentatif et moins conservatif pour permettre la détection et le diagnostic des défauts.

Il est connu que le modèle fin d'un échangeur de chaleur thermique est composé d'équations aux dérivées partielles [7,17] qui en général sont difficile à manipuler, obtenues en partant des lois de la physique. Une des méthodes permettant de réduire le modèle sous la forme d'équations différentielles ordinaires consiste à faire un découpage de l'échangeur en des volumes supposés homogènes (la température dans chaque volume est supposée uniforme) et d'appliquer le principe des bilans thermiques en considérant des échanges par conduction et par convection à travers la surface séparant les deux liquides traversant l'échangeur. Les modèles mathématiques obtenus en passant par ces simplifications sont moins satisfaisants pour des besoins de commande, observation, filtrage ou surveillance. Une façon de contourner la difficulté est d'établir un modèle de ce processus et de recourir au formalisme de Takagi-Sugeno (TS) [8]. Disons que ce formalisme est mieux adapté pour la construction de modèles non linéaires (NL). Les modèles TS peuvent être obtenus de plusieurs manières [12, 20,21]. Dans notre cas on se limitera à trouver le modèle mathématique de l'échangeur de chaleur à partir des données entrées-sorties (identification de type boite-noire) en se basant sur des techniques de clustering [18] de Gustafson-Kessel (GK).

Pour modéliser le comportement dynamique de cet échangeur de chaleur en appliquant les techniques de clustering flou, le procédé à identifier peut-être représenter comme un système à plusieurs entrées et plusieurs sorties (MIMO), ce modèle MIMO ou globale peut être obtenu de deux manières [4,13]. Dans le but de réduire la complexité du modèle flou, le système MIMO à identifier sera décomposé en plusieurs sous-systèmes multi-entrée mono-sortie (MISO) de type TS. Ceci aura comme effet une réduction du nombre des fonctions d'appartenances et des règles.

Ce manuscrit est organisé comme suit : la section II donne une description du procédé et présente le problème lié à sa modélisation en utilisant des lois phénoménologiques. Une méthodologie d'identification du modèle flou de l'échangeur de chaleur est présentée à la section III, les résultats obtenus sont présentés à la section IV.

2 Description du procédé et problème lié à sa modélisation

2.1 Description du procédé

L'échangeur dont il est question est à tube concentrique dans une configuration contre-courant, assurant le refroidissement de l'eau chaude par l'eau froide. Une vue d'ensemble du processus est donnée à la figure 1.

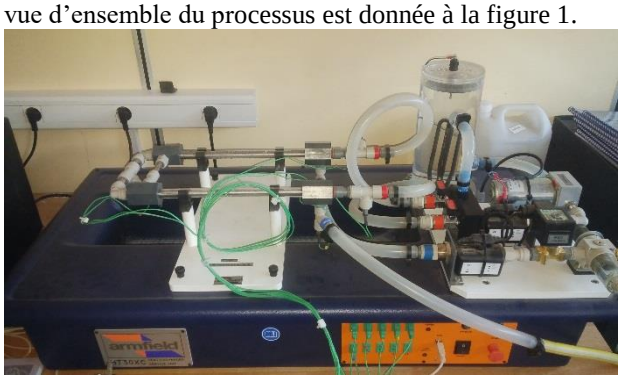

Figure 1 Vue d'ensemble de l'échangeur

Cet échangeur est composé de deux circuits fermés (eau chaude et eau froide) :

1) Circuit d'eau chaude

Ce circuit comporte des éléments chauffants et de l'eau contenue tous dans un vase de 1.5 litres. Les éléments chauffants sont composés de deux résistances de 1KW chacune connectée en parallèle sur une tension de 115V ou en série sur une tension de 230V, commandées en température par un thermostat de 75°C comme seuil de température. Au démarrage l'eau est chauffée à une température T_1. Elle est ensuite aspirée et refoulée vers l'échangeur par une pompe volumétrique entrainée par un moteur à courant continu, Après échange elle est évacuée vers le vase pour un nouveau cycle. Le débit d'eau chaude Q_1 à l'entrée de l'échangeur est commandé par une électrovanne.

2) Circuit d'eau froide

Ce circuit est composé d'un groupe frigorifique assurant le refroidissement de l'eau à une température de consigne. Après refroidissement l'eau est acheminée à l'entrée de l'échangeur via une électrovanne et y arrive à une température T_6. Le débit d'eau Q_2 à l'entrée de l'échangeur dépend essentiellement de la position de l'électrovanne. Après échange, l'eau sort à une température T_5 et est évacuée pour à nouveau être refroidie.

Cet échangeur est équipé des capteurs fournissant des signaux convertis en tension normalisés dans différentes plages, transmis vers le dispositif d'acquisition de données. Les principales grandeurs mesurables ainsi que leurs plages de variation sont :

- Les températures, toutes dans la gamme [-5 5V], ce qui correspond à [0 133°C],
- Le débit d'eau chaude dans la gamme [0 5V] = [0 25l/min],
- Le débit d'eau froide dans la gamme [0 5V] = [0 5l/min].

2.2 Modélisation de l'échangeur

Le modèle mathématique global de dimension infinie du système est décrit par des équations aux dérivées partielles [7,17]. Si les phénomènes de diffusion sont négligés, ce qui est le cas le plus fréquent, alors le modèle de l'échangeur est linéaire de type convection-réaction.

L'écriture du bilan énergétique pour le tube interne et externe de l'échangeur de chaleur conduit respectivement aux équations aux dérivées partielles linéaires suivantes [24] :

$$\rho S_c c_c \frac{\partial T_c(x,t)}{\partial t} = -\rho S_c c_c v_c \frac{\partial T_c(x,t)}{\partial x} + \alpha_c D_c (T_f(t) - T_c(x,t)) \quad (1)$$

$$\rho S_f c_f \frac{\partial T_f(x,t)}{\partial t} = \rho S_f c_f v_f \frac{\partial T_f(x,t)}{\partial x} + \alpha_f D_f (T_c(t) - T_f(x,t)) \quad (2)$$

Où les indices *f* et *c* symbolise respectivement le froid et la chaleur,

Avec:

- D : périmètre d'échange thermique (m)
- S : aire de section traversée par chacun de flux (m^2)
- v : vitesse du flux (m/s)
- ρ : densité du flux
- c : chaleur spécifique $(Kcal/m^{3o}C)$
- α : coefficient d'échange $(Kcal/m^2 s^o C)$
- T : température $(^o C)$

Les équations (1, 2), obtenues en posant au préalable certaines hypothèses sont difficile à manipuler, et montrent que les échanges thermiques dans les échangeurs constituent des phénomènes à paramètres répartis. Aussi disons que, ces équations comportent des paramètres variant dans le temps (les vitesses d'écoulement et les températures) et des paramètres mal connus (les coefficients d'échange thermique). Toutes ces observations traduisent la complexité d'obtenir un modèle fiable du procédé. Dans le but de trouver un modèle beaucoup plus représentatif de cet échangeur, nous recourons dans la section suivante à la modélisation floue de type TS à partir des données d'entrées-sorties de ce système, qui approxime mieux les systèmes non linéaires.

3 Modélisation floue de l'échangeur de chaleur

Dans ce manuscrit, le modèle flou TS essaie de résoudre un problème complexe lié à la modélisation de cet échangeur en le décomposant en plusieurs sous problèmes simples. Il s'agit d'approximer ce procédé non linéaire par plusieurs modèles linéaires, et ce à partir des données prisent en entrée et en sortie du procédé.
La méthodologie générale pour la construction du modèle flou TS passe par les étapes suivantes :

1. Validation du nombre de clusters
2. Génération des fonctions d'appartenance des antécédents
3. Obtention des paramètres des conséquences
4. Validation numérique du modèle final.

La théorie des ensembles flous offre un excellent outil pour représenter l'incertitude associée à la tache de décomposition, en fournissant des transitions douces entre les sous-modèles linéaires [11,13,8] et afin d'intégrer divers types de connaissance dans un même cadre. A ce propos plusieurs algorithmes de classification existent [18,14,16], et admettent tous comme paramètre d'entrée le nombre de classe. Dans notre cas nous allons considérer la méthode de coalescence (clustering) floue de GUSTAFSON-KESSEL (GK) [18] basée sur la minimisation itérative d'une fonction objective, afin de générer automatiquement la décomposition à partir des données entrée-sortie du système. L'avantage de cet algorithme par rapport aux autres est sa capacité à détecter des classes possédant des formes et des orientations différentes dans un seul ensemble donné.
Disons que les méthodes de clustering nécessitent la sélection a priori du nombre de classes. La figure 2 montre la répartition de l'ensemble de donnés obtenue en appliquant l'algorithme de GK pour deux groupes (*c=2*) et dont le paramètre flou *m* est pris égal à 2.
En se référant à la description du procédé et dans le but de trouver son modèle flou, ce système peut être représenté comme un système multi-entrée multi-sortie (MIMO) non linéaire autorégressif avec entrée exogène (NARX) à quatre entrées $(Q_1(k), Q_2(k), T_1(k), T_6(k))$ et deux sorties $(T_3(k), T_5(k))$.
Ce modèle peut être représenté de deux manières : soit la fonction non linéaire est une fonction vectorielle, soit le système MIMO est décomposé en plusieurs systèmes MISO [13] de type TS mais qui n'ont pas le même type de structure au niveau de leurs règles. C'est cette dernière représentation qui va nous intéresser dans la suite de ce manuscrit car, cette approche réduit le nombre de fonctions d'appartenances et de règles [4].

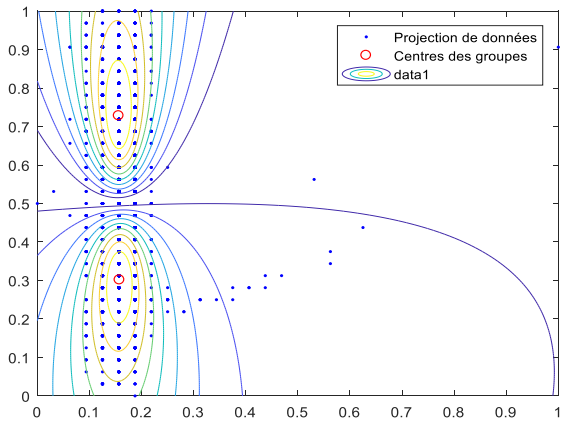

Figure 2 Résultat de l'algorithme de GK de regroupement de données

A partir de la connaissance préalable du procédé, nous avons choisi une dynamique pour les modèles flous TS telle que chaque sortie à l'instant $k+1$ dépende des variables de sortie et d'entrée à l'instant k. Ce choix est dû d'une part, en supposant que le système est couplé et d'autre part, afin de maintenir un compromis entre une complexité réduite du modèle et une bonne capacité d'approximation.
Dans ces conditions, l'ordre du système, lié aux constantes n_y (ordre de la sortie), n_u (ordre de l'entrée) et n_d (retard pur), est exprimé alors par les structures suivantes :

$n_y = 1$, $n_u = [1\ 1\ 1\ 1]$, $n_d = [1\ 1\ 1\ 1]$

Où les facteurs '1' indique la présence d'une dépendance fonctionnelle entres les variables [3,1,4].
La forme des règles pour la sortie $T_3(k)$ est donnée par l'équation suivante :

Si $Q_1(k)$ est A_{11} et $Q_2(k)$ est A_{12} et $T_1(k)$ est A_{13} et $T_6(k)$ est A_{14} et $T_3(k)$ est A_{15},
Alors

$$T_3(k+1) = a_{11}Q_1(k) + a_{12}Q_2(k) + a_{13}T_1(k) + a_{14}T_6(k) + a_{15}T_3(k) + b_1$$

Celle en rapport avec la sortie $T_5(k)$ est :

Si $Q_1(k)$ est A_{11} et $Q_2(k)$ est A_{12} et $T_1(k)$ est A_{13} et $T_6(k)$ est A_{14} et $T_5(k)$ est A_{15},
Alors

$$T_5(k+1) = a_{11}Q_1(k) + a_{12}Q_2(k) + a_{13}T_1(k) + a_{14}T_6(k) + a_{15}T_5(k) + b_1$$

Le modèle ainsi obtenu est linéaire.
Après obtention des sous-ensembles flous pour les antécédents, il faut estimer les fonctions affines pour chaque conclusion des règles. Les paramètres a_1 et b_1 d'une conséquence des règles peuvent être déterminées à

partir de la structure géométrique des clusters ou par des techniques d'estimation. Deux approches existent [13] :

a) Critère global (GLS)

$$J_G = \sum_{i=1}^{N} (y(k) - y_{est}(k))^2$$

$y(k)$ et $y_{est}(k)$ sont respectivement les sorties du processus réel et du processus identifié. Les paramètres des conséquences a_i et b_i appartenant à la règle correspondant au i^{eme} cluster sont concaténés dans un seul vecteur de paramètres θ_i donnée par :

$$\theta = \left[a_1^T, b_1, a_2^T, b_2, ..., a_k^T, b_k\right]^T$$

b) Critère local (c-WLS)

$$J_i = \sum_{k=1}^{N} \mu_{ik} (\hat{y}_{ik} - y_k)$$

En utilisant comme facteur de pondération des données, les degrés d'appartenance de la matrice de partition floue issus du processus de clustering. Cette approche conduit à une formulation de "*c*" problème indépendants de types moindres carrés pondéré.
Les paramètres sont donnés respectivement par :

$$a_i = \lfloor \theta_1, \theta_2, ..., \theta_p \rfloor, \ b_i = \theta_{p+1}.$$

4 Présentation des résultats

Pour identifier le modèle flou de l'échangeur, nous lançons une séquence d'acquisition des données de 3400 échantillons sur chacune des variables manipulées, sur un temps d'échantillonnage d'une seconde. 2000 sont les données d'apprentissage pour la classification et l'identification des paramètres du modèle, et le reste pour tester la validité du modèle. Nous avons fait varier les deux variables de commande Q_1, Q_2 sur toute leurs plage de fonctionnement de manière à exciter toute la dynamique du système, et ceci pendant tout l'essai.
Pour estimer les paramètres des deux sorties T_3 et T_5 nous utilisons le critère d'optimisation local afin de privilégier la performance et l'interprétation locale des modèles.
Après identification, le modèle local de température du fluide chaud est :

$$T_3(k+1) = 0.4966T_3(k) + 0.772Q_1(k) + 0.0088Q_2(k)$$
$$-0.0198T_1(k) + 0.1821T_6(k) + 0.0309$$

Celui du fluide froid est :

$$T_5(k+1) = -0.2586T_5(k) + 0.6181Q_1(k) - 0.0253Q_2(k)$$
$$+0.0052T_1(k) + 0.0372T_6(k) + 0.356$$

On remarque que les modèles locaux obtenus pour chaque sortie sont du premier ordre. Les entrées sont un incrément de commande sur le débit eau chaude, le débit eau froide, la température eau chaude et la température eau froide. Ces modèles possèdent chacun un biais.

4.1 Validation graphique du modèle

La validation graphique consiste en un jugement visuel d'un ajustement graphique des données simulées sur les données observées.
Ainsi les figures 3 et 4 illustres le comportement des deux modèles flous obtenus lors de l'apprentissage. On peut y observer que les dynamiques des sorties de l'échangeur de chaleur sont reproduites beaucoup mieux.

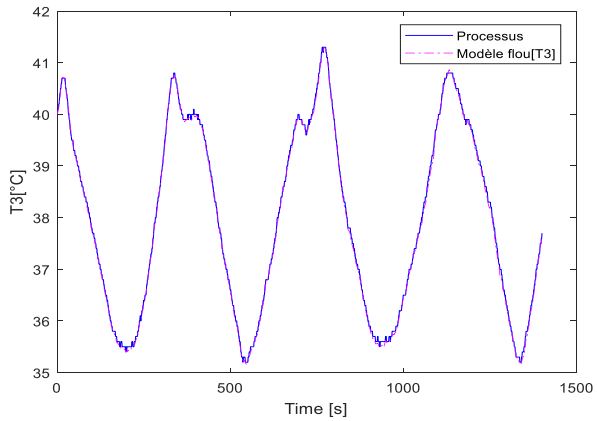

Figure 3 Validation hors ligne du modèle flou de T_3

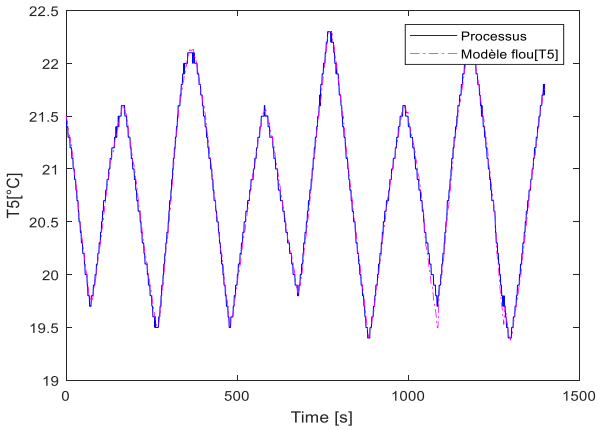

Figure 4 Validation hors ligne du modèle flou de T_5

Nous pouvons également faire un autre test de validation, mais cette fois en ligne, qui consiste à utiliser un autre jeu de données de signaux d'excitation différents que ceux employés pour l'identification.

Les figures 5 et 6 illustrent les évolutions des températures de sortie de l'échangeur de chaleur et du modèle flou obtenu.

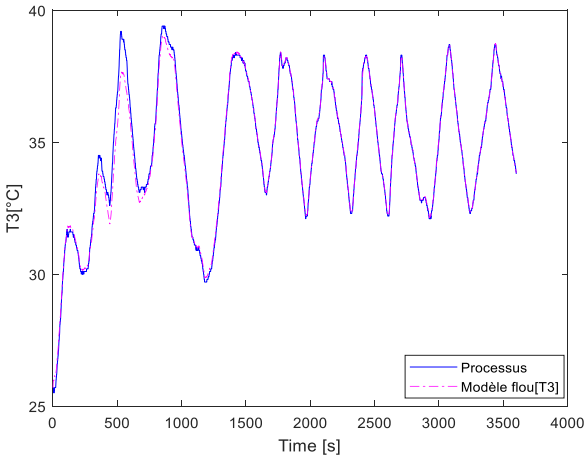

Figure 5 Validation en ligne du modèle flou T_3

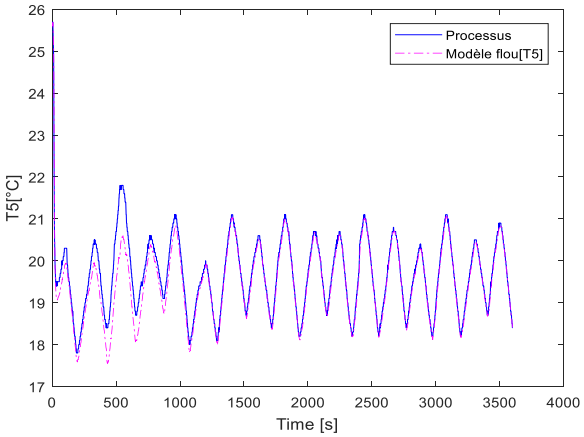

Figure 6 Validation en ligne du modèle flou T_5

On remarque sur ces deux dernières figures une divergence des grandeurs simulées en tout début, qui s'améliore avec au fur et à mesure que le système évolue. Ceci traduit la capacité d'adaptation en ligne de l'algorithme de GK.

4.2 Validation numérique du modèle floue

Pour évaluer la qualité de l'approximation obtenue par les modèles flous TS, nous utilisons l'erreur quadratique moyenne (RMSE) qui est une mesure globale sur le nombre total de points de l'écart par rapport à la valeur attendue définie par l'expression [13,4] :

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}(y_k - \hat{y})^2}$$

Et la mesure VAF (Variance Accounted For) décrite par l'équation :

$$VAF = 100\%\left[1 - \frac{Var(y-\hat{y})}{Var(y)}\right]$$

Où $1 \le k \le N$ est le nombre de point considérés pour la modélisation, y est la sortie mesurée et $\hat{y}$ est la sortie du modèle. Les valeurs idéales pour ces deux critères sont respectivement 0% et 100%.
Le tableau 1 compare les performances numériques de deux approximations. On remarque que les résultats obtenus en phase de validation hors ligne sont meilleurs par rapport à ceux obtenus en ligne.

Approximation	Validation hors ligne	Validation en ligne
$RMSE(T_3)$	0.0956	0,3055
$RMSE(T_5)$	0.0632	0,3165
$VAF(T_3)$	99,9428%	98,7928%
$VAF(T_5)$	99,3052%	91,6111%

Tableau 1 : Performance du modèle globale

Les différents tests de validation montrent l'aptitude du modèle flou global obtenu à reproduire les dynamiques des sorties de l'échangeur de chaleur, et ce malgré les bruits de mesures.

5 Conclusion

Dans ce manuscrit, une stratégie d'identification floue de type Takagi-Sugeno d'un échangeur de chaleur tubulaire a été présentée. Un modèle flou dynamique pour l'échangeur est développé sur des données entrée-sortie issues du procédé en appliquant les techniques de clustering flou, dans le but de contourner la complexité de modélisé le procédé par des lois phénoménologiques. En particulier, nous avons utilisés l'algorithme de Gustafson-Kessel qui nous a semblé le plus représentatif et le mieux adapté pour la tâche de modélisation. Le choix du multi modèle TS est fait dans le but d'obtenir un modèle mathématique fiable du processus. Le système étant MIMO avec quatre entrées (débit d'eau froide, débit eau chaude, température d'eau froide et la température d'eau chaude à l'entrée de l'échangeur et la) et deux variables de sorties (températures d'eau chaude et d'eau froide à la sortie de l'échangeur) a été décomposé en deux sous-systèmes MISO, représentés chacun par un modèle flou TS. Les tests de validation des modèles flous obtenus ont été faits dans l'espace de données d'apprentissage et de validation. Les performances numériques du modèle global obtenu selon les critères VAF et RMSE sont encourageant.

Remerciements

L'auteur remercie le responsable du laboratoire de régulation de la faculté polytechnique de l'université de Lubumbashi et son assistant, pour lui avoir permis

d'accéder au laboratoire pour l'analyse et différents essais sur l'échangeur de chaleur.

Bibliographie

[1] J.A.Roubos, S.Mollov, R.Babuska, H.B.Verbruggen. "Fuzzy model-based predictive control using Takagi-Sugeno models". *Elsevier, International Journal of Approximate Reasoning* 22, pp. 3-30, (1999)

[2] M.Setnes, R.Babuska, H.B.Verbruggen. "Rule-based modeling: precision and transparency". *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, C*, vol. 28, NO. 1, Feb. 1998.

[3] H. Ouakka. "Contribution à l'Identification et la Commande Floue d'une Classe de Système Non Linéaires". Phd, *Université SIDI MOHAMED BEN ABDELLAH*. Juin 2009.

[4] R.Babuska, J.A.Roulos, H.B.Verbruggen. "Identification of MIMO systems by input-output TS fuzzy". *IEEE Internationla Confernece on Fuzzy systems*, Anchorage, USA, vol. 1, pp. 657-662, 1998.

[5] T.A.Johansen and R.Babuska. "Multi-objective identification of Takagi-Sugeno fuzzy models". *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 11(6):847-860, 2003.

[6] S.Mollov, R.Babuska, J.Abonyi and H.B. Verbruggen. "Effective Optimization for Fuzzy Model Predictive Control. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 12(5) :661-675, 2004.

[7] H. Hacene. "Identification et surveillance de processus dynamiques complexes par logique floue, Application à un échangeur de chaleur". Phd, *UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA DE BOUMERDES. Juillet 2007*.

[8] T.Takagi and M.Sugeno. "Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control". *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 15, NO. 1, pp. 116-132, 1985.

[9] S.Mollov, T.J.Van den Boom, F. Cuesta, A. Ollero and R.Babuska. *"Robust stability constraintes for fuzzy model predictive control*". IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 10(1):50-64, 2002.

[10] R.Sindelar and R. Babuska. "Input Selection for Nonlinear Regression Models". *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 12(5):688-696, 2004.

[11] R.Babuska. "Neuro-fuzzy methods for modeling and identification". In A. Abraham, L.C. Jain, and J. Kacprzyk, editors, *Recent Advances in Intelligent Paradigms ans Applications*, pages 161-186. Springer-Verlag, Heidelberg, 2002.

[12] M. Jelali and A. Kroll. "Advances in Industrial Control". *Springer-Verlag*, London 2003.

[13] R.Babuska. "Fuzzy Modeling for Control". *Kluwer Academic Publishers*, Boston, 1998.

[14] D.Karaboga, B. Basturk, "A powerful and efficient algorithm for numerical function optimisation: artificial (ABC) algorithm", *Journal of Global optimization*, 39 (2007), 459-471.

[15] H.B.Verbruggen, H.J. Zimmermann, R.Babuska. "Fuzzy Algorithms for Control". *Kluwer Academic Publishers*, Boston, USA, 1999.

[16] D.Karaboga, B. Gorkemli, C. Ozturk, N. Karaboga. "A comprehensive survey: artificial bee colony (ABC) algorithm and applications", *Artificial Intelligence Review*, 42 (2014), 21-57.

[17] S.E. Chouaba. "Contribution à l'estimation des modèles linéaires à paramètres variants à temps continu : Application à la modélisation des échangeurs de chaleur". Phd. *ECOLE NATIONALE DES INGENIEURS DE POITIERS*, Septembre 2012.

[18] D.E. Gustafson, W.C. Kessel. "Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix". *In Proceedings of the 18th IEEE Conference on Decision and Control*, pages 761-766, San Diego, CA, USA, 1979.

[19] S.E.Chouaba, A. Chamroo, R. Ouvrard, T.Poinot. "A counter flow water to oil heat exchanger: MISO quasi linear parameter varying modeling and identification", *Simulation Modeling Pratice and Theory*, 23, 87-98, (2012).

[20] J.H.Lilly. "Fuzzy control and identification". *John Wiley and Sons*, 2010.

[21] J.A.Roubos, S.Mollov, R.Babuska, H.B.Verbruggen. "Fuzzy model-based predictive control using Takagi-Sugeno models". *Elsevier, International Journal of Approximate Reasoning* 22, pp. 3-30, (1999).

[22] H.Hellendoorn, D. Driankov. "Fuzzy model identification". *Springer-Verlag*, Berlin, Heidelberg 1997.

[23] J.Espinosa, J.Vandewalle and V. Wertz. "Fuzzy logic, identification and predictive control". *Springer-Verlag*, London, 2005.

[24] A. Maidi. "Commande des systèmes décrits par des équations aux dérivées partielles hyperboliques". Phd, *UNIVERSITE MOULOUD MAMMERI*. 2008.