

JOURNAL INTERNATIONAL DE TECHNOLOGIE, DE L'INNOVATION,  
DE LA PHYSIQUE, DE L'ENERGIE ET DE L'ENVIRONNEMENT

## **Modélisation d'une tour de refroidissement par approche multi-modèle Takagi-Sugeno**

J. Kadima Kazaku, M. Mukepe Kahilu, J.-P. Katond Mbay



**ISSN : 2428-8500**

**DOI : 10.18145/jitipee.v4i1.202**

## **Modélisation d'une tour de refroidissement par approche multi-modèle Takagi-Sugeno**

Jacques KADIMA KAZAKU<sup>(1)</sup>, Moise MUKEPE KAHILU<sup>(1)</sup>, Jean-Paul KATOND MBAY<sup>(1)</sup>

*<sup>(1)</sup>Département Electromécanique, Université de LUBUMBASHI, Route Kassapa/N°1825, Lubumbashi, République Démocratique du Congo*

[jacqueskazaku@polytechunilu.ac.cd](mailto:jacqueskazaku@polytechunilu.ac.cd)

**Résumé** – Dans ce manuscrit nous définissons un modèle dynamique à temps discret pour une tour de refroidissement. En partant du modèle physique du système et sur la base des phénomènes d'accumulation de chaleur le caractérisant, aussi des entrées perturbatrices, une structure de type Takagi-Sugeno a été adoptée pour décrire la dynamique et les non linéarités du système étudié. L'identification des paramètres du modèle se fait par l'algorithme de Gustafson Kessel sur les données réelles issues du système. Les résultats de la validation montrent la capacité du modèle à prédire l'évolution de la température et celle de l'humidité relative avec une bonne précision.

**Mots clés** : Modélisation, identification floue, Tour de refroidissement

**DOI** : 10.18145/jitipee.v4i1.202

## **Introduction**

Tout travail est la source d'une production de chaleur la plupart du temps gênante, et parfois même nuisible. Le refroidissement des installations et matériels doit être assuré en permanence. Pour ce faire les tours de refroidissement sont souvent utilisées afin d'évacuer des grandes quantités de chaleur à des températures souvent modestes. Ceci est réalisé grâce au changement de phase qui se produit lors de l'échange de chaleurs sans parois entre deux fluides en contact (air-eau). L'évacuation vers le milieu extérieur de la chaleur issue de système de refroidissement (climatisation ou procédé industriel) est assurée en pulvérisant de l'eau dans un flux d'air. Cette eau tombe par gravitation à l'intérieur d'un flux d'air frais remontant dans la tour. Cette circulation d'air permet de refroidir l'eau par vaporisation d'une partie de l'eau pulvérisée.

Le but de cet article est de modéliser les phénomènes d'échanges de chaleur et de masse au sein d'une tour atmosphérique à circuit ouvert.

Il est connu que le modèle fin d'un échangeur de chaleur thermique est composé d'équation aux dérivées partielles [7,17] qui en général sont difficiles à manipuler, obtenues en appliquant le principe des bilans thermiques. Une façon de contourner la difficulté d'établir un modèle de ce processus est de recourir au formalisme de Takagi-Sugeno (TS) [8]. Disons que ce formalisme est mieux adapté pour la construction de modèles non linéaires (NL). Ces modèles TS peuvent être obtenus de plusieurs manières [11,12, 20,21]. Dans notre cas on se limitera à trouver le modèle mathématique du tour de refroidissement à partir des données entrées-sorties (identification de type boîte-boîte) en se basant sur des techniques de clustering [18] de Gustafson Kessel (GK).

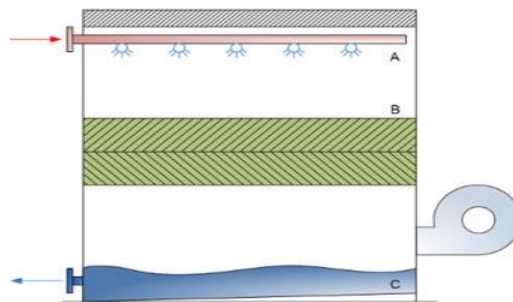
Pour modéliser le comportement dynamique de cette tour de refroidissement en appliquant les techniques de clustering flou, le procédé à identifier peut-être représenter comme un système à plusieurs entrées et plusieurs sorties (MIMO), ce modèle MIMO ou globale peut être obtenu de deux manières [4,13]. 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.

La section I donne une description du procédé et présente le problème lié à sa modélisation en utilisant des lois phénoménologiques. La formulation du multi-modèle et les algorithmes d'identification sont donnés dans la section II, les résultats obtenus sont présentés à la section III.

## **1. Modélisation du système**

La tour de refroidissement (voir Figure. 1) est à circuit ouvert, où l'air et l'eau entrent directement en contact.

### 1.1. Description du procédé



**Figure 1.** Système de refroidissement à circuit ouvert

L'eau pompée entre dans la tour par la partie haute via le répartiteur A qui la distribue sur les surfaces de ruissellement B. Elle est ensuite diffusée en film mince et uniforme sur les corps de ruissellement assurant ainsi une très grande surface de contact entre l'air et l'eau (surface d'échange).

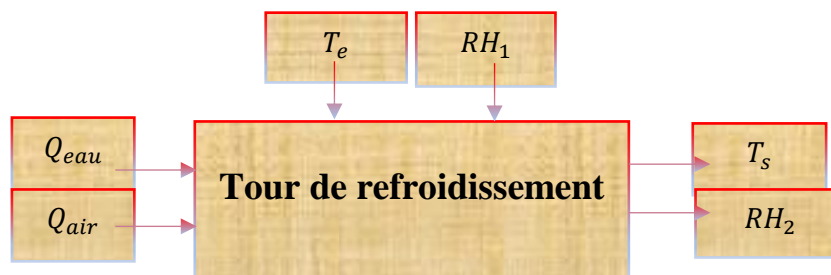
Le ventilateur souffle ou aspire l'air ambiant au travers des surfaces de ruissellement. Cet air refroidit l'eau de deux manières différentes. Une partie de la chaleur est prélevée par convection (le contact entre l'eau chaude et l'air plus froide) mais la plus grosse partie du transfert de chaleur résulte de l'évaporation. L'eau saturé d'humidité sort ensuite par la partie supérieure de la tour, tandis que celle refroidie tombe dans le bassin C situé sous l'appareil et est remise en circulation dans le processus de production.

### 1.2. Entrées-sorties du procédé

La tour de refroidissement est un système MIMO caractérisé par des non linéarités, avec deux variables d'entrées, vues comme des perturbations externes  $T_e$  et  $RH_1$  qui représentent respectivement la température de l'eau et l'humidité relative au haut de la tour.

Les entrées de commande sont  $Q_{eau}$  et  $Q_{air}$ , qui représentent respectivement le débit de l'eau et de l'air.

Les deux sorties sont la température de l'eau  $T_s$  au bas de la tour ainsi que l'humidité relative correspondante  $RH_2$ . Ces deux grandeurs caractérisent le climat dans cet environnement.



**Figure 2.** Représentation entrées/sorties de la tour de refroidissement

### 1.3. Modélisation et simulation de la modélisation de la tour

#### 1.3.1. Modélisation de la tour de refroidissement

Suite aux phénomènes d'échanges par convection caractérisant ce procédé, le modèle mathématique global le définissant peut être décrit par des équations aux dérivées partielles (EDP) [7,17], obtenues à partir du bilan énergétique des échanges :

$$\begin{cases} l_e \rho_e S_e c_e \frac{\partial T_e(x,t)}{\partial t} = -\rho_e S_e c_e v_e \frac{\partial T_e(x,t)}{\partial x} + \alpha_e D_e (T_a(t) - T_e(x,t)) \\ l_a \rho_a S_a c_a \frac{\partial T_a(x,t)}{\partial t} = \rho_a S_a c_a v_a \frac{\partial T_a(x,t)}{\partial x} + \alpha_a D_a (T_e(t) - T_a(x,t)) \end{cases} \quad (1)$$

$l_a$  est un facteur d'échelle.

Où les indices  $a$  et  $e$  symbolisent respectivement l'air et l'eau,

Avec :

- $D$ : Périmètre d'échange thermique ( $m$ )
- $S$ : Aire de section traversée par chacun de flux ( $m^2$ )
- $v$ : Vitesse de flux ( $m/s$ )
- $\rho$ : Densité du flux
- $c$ : Chaleur spécifique ( $Kcal/m^3 \text{ } ^\circ C$ )
- $\alpha$ : Coefficient d'échange ( $Kcal/m^2 \text{ } s^\circ C$ )
- $T$ : Température ( $^\circ C$ )

Pour être complet, le système d'EDP (1) doit être muni des conditions aux limites (de Dirichlet ou de Danckaerts) et des conditions initiales.

Ce qui donne à  $x=0$  pour l'eau et  $x=L$  pour l'air ( $L$  est longueur de la tour de refroidissement), les conditions aux limites de Dirichlet :

$$\begin{cases} T_e(0,t) = T_{e0}(t) \\ T_a(0,t) = T_{a0}(t) \end{cases} \quad (2)$$

Les conditions initiales représentent les profils de température des fluides chaud et froid en régime stationnaire.

Ils sont obtenus en résolvant le système suivant :

$$\begin{cases} 0 = -\rho_e S_e c_e v_e \frac{\partial T_e(x,t)}{\partial x} + \alpha_e D_e (T_a(t) - T_e(x,t)) \\ 0 = \rho_a S_a c_a v_a \frac{\partial T_a(x,t)}{\partial x} + \alpha_a D_a (T_e(t) - T_a(x,t)) \end{cases} \quad (3)$$

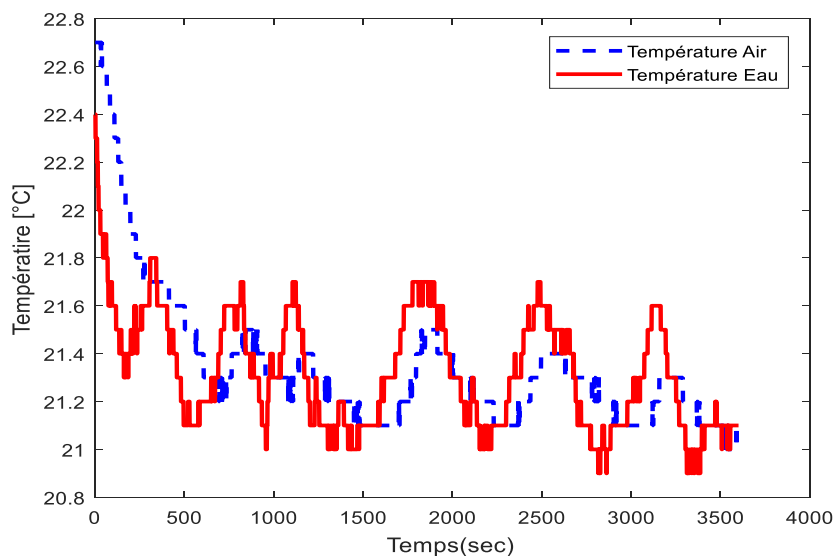
Le système (3) est obtenu en annulant les dérivées temporelles dans le modèle de la tour de refroidissement (1).

### 1.3.2. Simulation du système d'équation

Il est important de remarqué que le système (3) est à deux limites. Sa résolution doit être envisagée numériquement moyennant des techniques d'approximation (différence finie par exemple).

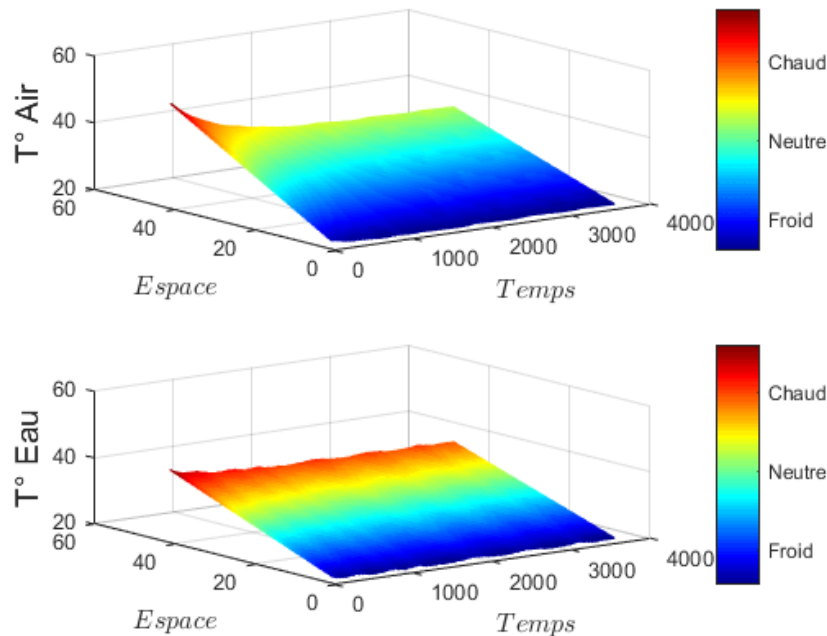
La méthode des lignes conduit aux profils initiaux de chaque fluide, représentés à la Figure 3. Les équations du système (1), ont été intégrées en considérant une approximation par différences finies avant de chaque opérateur différentiel spatial  $\frac{\partial}{\partial x}$ , pour un pas de discrétisation de

$$\Delta x = 10^{-4} : \frac{\partial T(x,t)}{\partial x} \approx \frac{T(x_{j+1},t) - T(x_j,t)}{\Delta x} \quad (4)$$



**Figure 3.** Profils initiaux

Le système d'équation différentielle ordinaire (EDO) obtenu en appliquant la méthode des lignes (semi-discrétisation) est résolu à l'aide de la sous-routine *ode45* de MATLAB, et conduit à la représentation spatio-temporelle de la Figure 4.



**Figure 4.** Profils spatio-temporels de la tour de refroidissement

Cette approche de modélisation a conduit à un modèle à paramètres repartis, ayant une distribution dans le temps et dans l'espace et comportant des paramètres variants tels que les températures, les vitesses d'écoulements, etc. Il est aussi important de remarquer que comme tout modèle obtenu par utilisation des lois phénoménologiques, le modèle ci-haut néglige les phénomènes de diffusion de chaleur. A ceci s'ajoute le fait que l'espace d'état d'un tel système est à dimension infinie (comme on peut le voir à la Figure 4.) alors que celle des observations est à dimension finie.

Ces observations montrent la complexité ou la difficulté d'obtenir un modèle représentatif de ce procédé.

Pour contourner cette difficulté, nous recourons à la modélisation par multi-modèles TS à partir des données entrées sorties, qui sur base d'un ensemble des règles « *Si et Alors* » donnent une meilleure approximation des systèmes non linéaires [8]. Il s'agit donc d'une approche d'identification « *boîte noire* » de système.

## 2. Modélisation floue de la tour de refroidissement

Dans ce manuscrit, Nous faisons recourt au multi-modèle TS pour résoudre le problème lié à la modélisation de la tour de refroidissement. Ce multi-modèle a la facilité de modéliser les processus non linéaire et non stationnaire [23]. Dans cette section nous présentons une identification du modèle TS d'une tour de refroidissement. Il s'agit d'approximer ce procédé par plusieurs modèles linéaires, et ce à partir des données entrée /sortie présent sur procédé.

La méthodologie générale pour la construction du modèle flou TS passe par les étapes suivantes :

- La validation du nombre de clusters
- La génération des fonctions d'appartenance des antécédents
- L'obtention des paramètres des conséquents
- La validation numérique du modèle final.

La théorie des ensembles flous offre un excellent outil pour représenter l'incertitude associée à la tâche 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 de 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.

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 ( $Q_a(k)$ ,  $Q_e(k)$ ,  $T_e(k)$ ,  $RH_1(k)$ ) et deux sorties ( $T_s(k)$ ,  $RH_2(k)$ ). 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.

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 d'entrée à l'instant  $k$ . Ce choix est dû d'un côté, en considérant le couplage entre les humidités relatives et les températures, 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 :

- Pour l'approche MISO :  $n_y = 1$ ,  $n_u = [1 \ 1 \ 1 \ 1]$ ,  $n_d = [1 \ 1 \ 1 \ 1]$
- Pour l'approche MIMO :  $n_y = [1 \ 1]$ ,  $n_u = [1 \ 1 \ 1 \ 1 ; 1 \ 1 \ 1 \ 1]$ ,  $n_d = [1 \ 1 \ 1 \ 1 ; 1 \ 1 \ 1 \ 1]$

Où les facteurs '1' indique la présence d'une dépendance fonctionnelle entre les variables [3,1,4].

Maintenant, nous allons présenter les règles obtenues par chacune des deux sorties des modèles.



La forme des règles pour la sortie  $T_s(k)$  est donnée par les équations suivantes :

**Règle 1.** Si  $Q_a(k)$  est  $A_{11}$  et  $Q_e(k)$  est  $A_{12}$  et  $T_e(k)$  est  $A_{13}$  et  $RH_1(k)$  est  $A_{14}$  et  $T_s(k)$  est  $A_{15}$ ,

$$\text{Alors } T_s(k+1) = b_1 + a_{11}Q_a(k) + a_{12}Q_e(k) + a_{13}T_e(k) + a_{14}RH_1(k) + a_{15}T_s(k).$$

**Règle 2.** Si  $Q_a(k)$  est  $A_{21}$  et  $Q_e(k)$  est  $A_{22}$  et  $T_e(k)$  est  $A_{23}$  et  $RH_1(k)$  est  $A_{24}$  et  $T_s(k)$  est  $A_{25}$ ,

$$\text{Alors } T_s(k+1) = b_2 + a_{21}Q_a(k) + a_{22}Q_e(k) + a_{23}T_e(k) + a_{24}RH_1(k) + a_{25}T_s(k).$$

Similairement on peut déduire les règles de  $RH_2(k)$ , et étendre le raisonnement au cas global.

Après obtention des sous-ensembles flous pour les antécédents il faut estimer les fonctions affines pour chaque conclusion des règles. Les paramètres  $a_i$  et  $b_i$  d'une conséquence des règles, peuvent être déterminé à partir de la structure géométrique des clusters ou par des techniques d'estimation. Deux approches existent [13] :

### 2.1. 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 et du modèle 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  $\theta_i$  donnée par :

$$\theta = [a_1^T, b_1, a_2^T, b_2, \dots, a_k^T, b_k]^T$$

### 2.2. 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 :  $a_i = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p]$ ,  $b_i = \theta_{p+1}$ .

### 3. Présentation des résultats

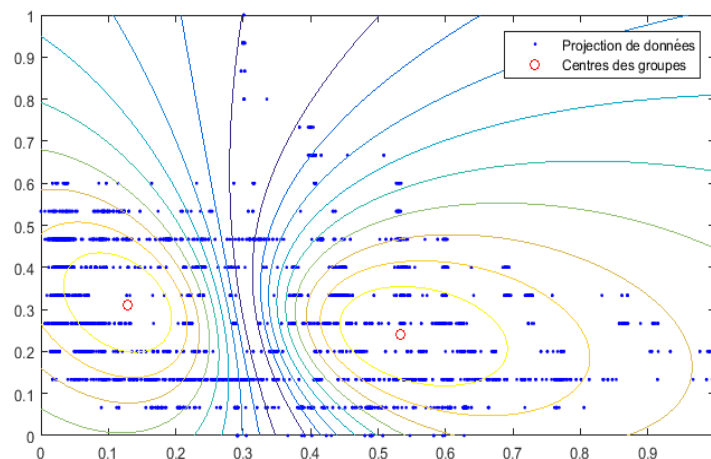
Cette tour est équipée des capteurs fournissant des signaux convertit en tension normalisé Les principales grandeurs mesurés ainsi que leurs plages de variation sont :

- Les températures, toutes dans la gamme  $[-5 \text{ V}] = [0 \text{ } 133^{\circ}\text{C}]$ ,
- Les débit d'air et d'eau, tous dans la gamme  $[0 \text{ V}] = [0 \text{ } 25\text{l/min}]$ ,

Les températures sont mesurées à l'entrée et à la sortie, tandis que les débits uniquement à l'entrée de la tour de refroidissement. D'autres grandeurs sont obtenues sur base de celle qui sont mesurées. C'est le cas des humidités relatives, des enthalpies, des coefficients d'échange thermiques, etc.

Pour identifier les modèles flous de la tour de refroidissement, nous lançons une campagne d'acquisition de 3600 échantillons sur chacune des variables manipulées. Ce jeu de données est constitué de la concaténation de créneaux d'amplitudes et de durées aléatoires. 2000 données serviront à la classification et l'identification des paramètres du modèle, et le reste pour tester la validité du modèle. Durant cet essai nous avons varié les entrées commande ( $Q_a, Q_e$ ) sur toute leur plage de fonctionnement de manière à exciter les dynamiques du système.

Après plusieurs essais nous retenons deux groupes ( $c=2$ ) comme étant le nombre convenable pour l'ensemble des données et qui optimise la mesure, et le paramètre flou de la partition  $m$  est pris égal à 2.6. La Figure 5. montre la répartition de l'ensemble de données obtenue en appliquant l'algorithme de GK.



**Figure 5.** Résultat de l'algorithme de GK de regroupement des données

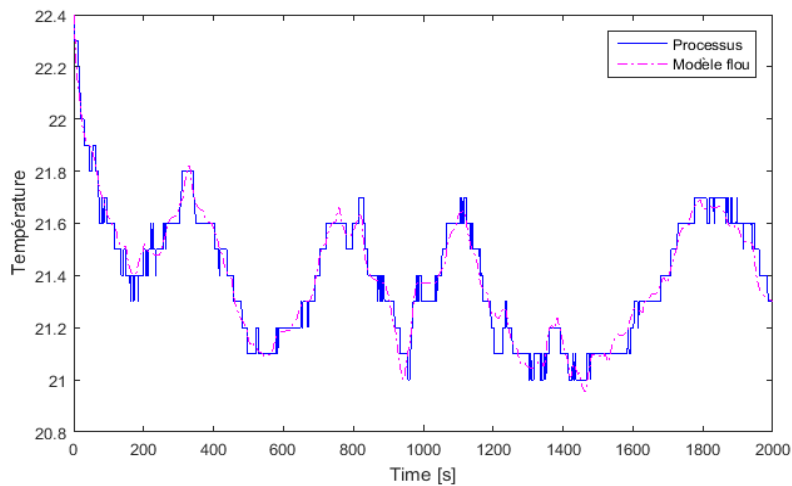
Le critère d'optimisation local est utilisé Pour estimer les paramètres des deux sorties  $T_3$  et  $T_5$  afin de privilégier la performance et l'interprétation locale des modèles.

### 3.1. Modèle de la température

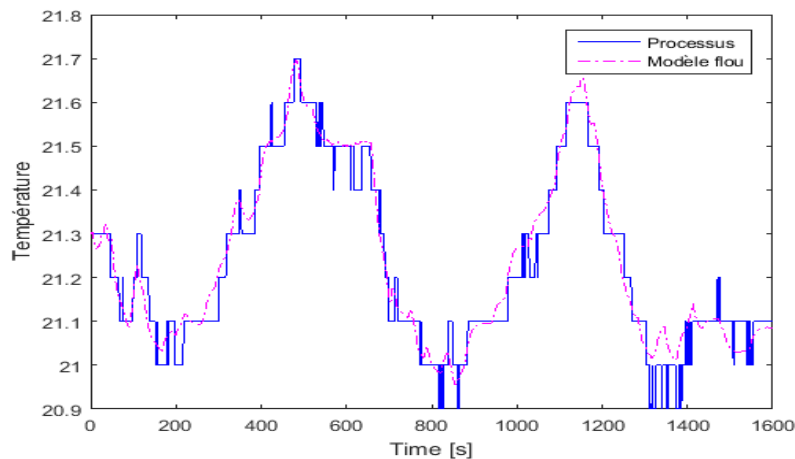
Après identification nous obtenons un modèle à deux règles et 12 paramètres. Les modèles locaux sont :

- $T_s(k+1) = -0,0007Q_a(k) + 0,0052Q_e(k) + 0,0743T_e(k) - 0,0003RH_1(k) + 0,9051T_s(k) + 0,4543,$
- $T_s(k+1) = -0,0009Q_a(k) + 0,0048Q_e(k) + 0,0831T_e(k) - 0,0005RH_1(k) + 0,8954T_s(k) + 0,5008.$

Les Figures 6 et 7 montrent respectivement les sorties réelles et estimées en identification et en validation.



**Figure 6.** Sorties réelle et estimée en identification du modèle de Température



**Figure 7.** Sorties réelle et estimée du modèle de Température en validation

Les critères RMSE (Root Mean Square error) et la mesures VAF (Variance Accounted For) en pourcentage [13,14] des jeux de données d'identification et de validation sont respectivement 0,0521, 95,3754% et de 0,0483, 94,2013%

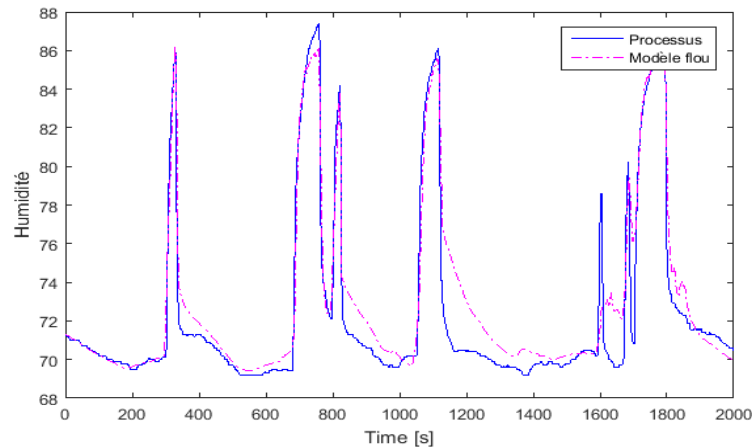
Le modèle de température a une meilleure qualité d'approximation du système en identification qu'en validation. Mais néanmoins la validation a une erreur maximale acceptable.

### 3.2. Modèle de l'humidité relative

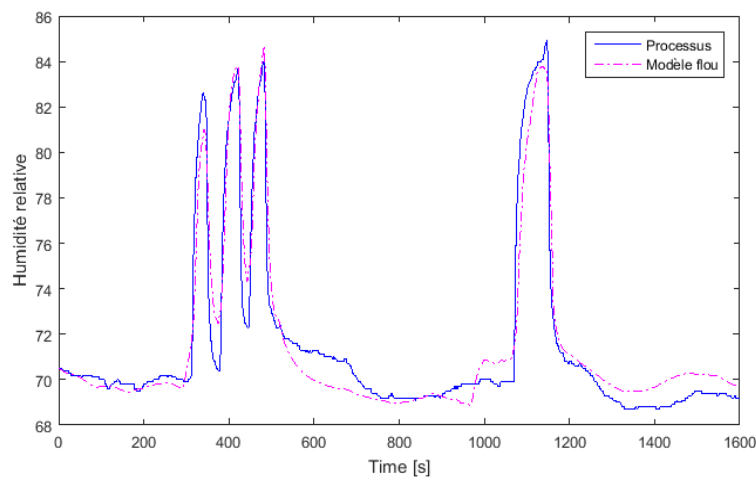
Le jeu de données utilisé pour le modèle de température sert aussi à l'identification du modèle de l'humidité relative. Ainsi les modèles locaux sont donnés par :

- $RH_2(k+1) = -0,0008Q_a(k) + 0,0057Q_e(k) - 0,0085T_e(k) - 0,0018RH_1(k) + 0,9912RH_2(k) + 0,9684.$
- $RH_2(k+1) = -0,1472Q_a(k) + 0,2557Q_e(k) + 0,7076T_e(k) - 0,0660RH_1(k) + 0,8801RH_2(k) + 0,6531.$

Comme pour la température nous obtenons un modèle à deux règles et 12 paramètres. Les sorties réelles et estimées en identification et en validation sont respectivement données sur les Figures 8 et 9.



**Figure 8.** Sorties réelle et estimée en identification du modèle d'humidité



**Figure 9.** Sorties réelle et estimée du modèle d'humidité en validation

Similairement les critères RMSE et les mesures VAF des jeux de données sont respectivement 1,4534, 92,4383% et de 1,2657, 90,4095%

Les résultats d'identification montrent une bonne qualité d'approximation du système. En validation l'erreur semble importante même si globalement la dynamique du système est reproduite.

Les biais observés sur les Figures 4-7 sont en grande partie dus à la présence des grandeurs perturbatrices ( $T_e, RH_1$ ) qui agissent sur le système. La présence des pics sur ces figures sont dus à la présence dans le régresseur des incréments de commande de débit. Ces incréments sont des entrées significatives du modèle dans certains modes de fonctionnement du système. Par contre comme le montre ces figures elles peuvent induire des erreurs.

## Conclusion

Dans ce manuscrit nous avons modélisé et identifié une tour de refroidissement à circuit ouvert. La diversité des dynamiques du système et des phénomènes d'accumulation de chaleur ainsi que les variations lentes des entrées de perturbations, rendent complexe la modélisation d'un tel procédé. Face à cette difficulté un modèle TS a été choisi pour approximer le système à partir des données entrée-sortie issue de ce dernier. Le procédé étant MIMO il a été divisé en deux sorties MISO relatif à chaque sortie du système.

Les tests de validation des modèles flous obtenus ont été effectué sur les données d'apprentissage et de validation, et numériquement sur base des critères VAF et RMSE. Les résultats obtenus sont encourageants.

## Remerciements

Les auteurs remercient le responsable du laboratoire de régulation de la faculté polytechnique de l'université de Lubumbashi ainsi que son assistant, pour lui avoir permis d'accéder au laboratoire pour l'analyse et les différents essais sur la tour de refroidissement.

## Références

- [1] J.A.Roubos, S.Mollov, R.Babuska, H.B.Verbruggen (1999) "Fuzzy model-based predictive control using Takagi-Sugeno models". *Elsevier, International Journal of Approximate Reasoning* 22 pp. 3-30. Doi : 10.1016/S0888-613X(99)00020-1
- [2] M.Setnes, R.Babuska, H.B.Verbruggen (1998) "Rule-based modeling: precision and transparency". *IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, C*, vol. 28, NO. 1, Feb. Doi : 10.1109/5326.661100
- [3] H. Ouakka (2009) "Contribution à l'Identification et la Commande Floue d'une Classe de Système Non Linéaires". Phd, *Université SIDI MOHAMED BEN ABDELLAH*. Juin.
- [4] R.Babuska, J.A.Roulos, H.B.Verbruggen (1998) "Identification of MIMO systems by input-output TS fuzzy". *IEEE International Conference on Fuzzy systems*, Anchorage, USA, vol. 1, pp. 657-662 Doi : 10.1109/FUZZY.1998.687566

- [5] T.A.Johansen and R.Babuska. (2003) "Multi-objective identification of Takagi-Sugeno fuzzy models". *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 11(6):847-860  
 Doi : 10.1109/TFUZZ.2003.819824
- [6] S.Mollov, R.Babuska, J.Abonyi and H.B. Verbruggen. (2004) "Effective Optimization for Fuzzy Model Predictive Control." *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 12(5):661-675  
 Doi : 10.1109/TFUZZ.2004.834812
- [7] H. Hacene. (2007) "Identification et surveillance de processus dynamiques complexes par logique floue, Application à un échangeur de chaleur". Phd, *UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA DE BOUMERDES*. Juillet.
- [8] T.Takagi and M.Sugeno. (1985) "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 Doi : 10.1109/TSMC.1985.6313399.
- [9] S.Mollov, T.J.Van den Boom, F. Cuesta, A. Ollero and R.Babuska. (2002) "Robust stability constraints for fuzzy model predictive control". *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 10(1):50-64 Doi : 10.1109/91.298450.
- [10] R.Sindelar and R. Babuska. (2004) "Input Selection for Nonlinear Regression Models". *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 12(5):688-696 Doi : 10.1109/TFUZZ.2004.834810.
- [11] R.Babuska. (2002) "Neuro-fuzzy methods for modeling and identification". In A. Abraham, L.C. Jain, and J. Kacprzyk, editors, *Recent Advances in Intelligent Paradigms and Applications*, pp 161-186. Springer-Verlag, Heidelberg.
- [12] M. Jelali and A. Kroll. (2003) "Advances in Industrial Control". *Springer-Verlag*, London.
- [13] R.Babuska. (1998) "Fuzzy Modeling for Control". *Kluwer Academic Publishers*, Boston.
- [14] D.Karaboga, B. Basturk, (2007) "A powerful and efficient algorithm for numerical function optimisation: artificial (ABC) algorithm", *Journal of Global optimization*, 39, pp 459 - 471. Doi : 10.1007/s10898-007-9149-x
- [15] H.B.Verbruggen, H.J. Zimmermann, R.Babuska. (1999) "Fuzzy Algorithms for Control". *Kluwer Academic Publishers*, Boston, USA.
- [16] D.Karaboga, B. Gorkemli, C. Ozturk, N. Karaboga. (2014), "A comprehensive survey: artificial bee colony (ABC) algorithm and applications", *Artificial Intelligence Review*, 42 21 - 57 Doi : 10.1007/s10462-012-9328-0
- [17] S.E. Chouaba. (2012) "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.
- [18] D.E. Gustafson, W.C. Kessel. (1979) "Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix". *In Proceedings of the 18<sup>th</sup> IEEE Conference on Decision and Control*, pp 761-766, San Diego, CA, USA.
- [19] S.E.Chouaba, A. Chamroo, R. Ouvrard, T.Poinot. (2012) "A counter flow water to oil heat exchanger: MISO quasi linear parameter varying modeling and identification", *Simulation Modeling Practice and Theory*, 23 87-98. DOI 10.1016/j.simpat.2011.12.007
- [20] J.H.Lilly. (2010) "Fuzzy control and identification". *John Wiley and Sons*.
- [21] H.Hellendoorn, D. Driankov. (1997) "Fuzzy model identification". Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg.

- [22] J.Espinosa, J.Vandewalle and V. Wertz. (2005) "Fuzzy logic, identification and predictive control". *Springer-Verlag* London Limited.
- [23] T.A. Jahansen. R. Babuska. (2003) "Multi-objectif identification of Takagi Sugeno fuzzy model". *IEEE Transaction of fuzzy system*, volume 11, n06. December, pp 847-860.  
Doi : 10.1109/TFUZZ.2003.819824