

Identification d'une unité de conditionnement d'air par l'approche multi-modèle

Jérôme GUILLET¹, Rousseau TAWEGOUM^{2*}, Riad RIADI², Gilles MILLERIOUX³

¹Laboratoire Modélisation, Intelligence, Processus, Système (MIPS)
Université Haute Alsace - ENSISA
12, rue des frères Lumière, 68093 Mulhouse Cedex, France.
jerome.guillet@uha.fr

²Unité de Recherche Environnement Physique de la plante HORTICOLE (EPHOR)
Agrocampus Ouest – Centre d'Angers
2, rue Le Nôtre, 49045 Angers, Cedex 01, France.
rousseau.tawegoum@agrocampus-ouest.fr

³Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN CNRS UMR 7039),
Nancy Université,
ESSTIN, 2, rue Jean Lamour, 54519 Vandoeuvre-Les-Nancy Cedex, France
gilles.millerioux@esstin.uhp-nancy.fr

Résumé— Dans cet article nous définissons un modèle dynamique à temps discret pour une unité de conditionnement d'air passif. L'objectif de cette unité est de produire un microclimat permettant de contrôler la température et l'humidité dans les chambres de culture et les serres horticoles. Le système est constitué d'échangeurs de chaleur, d'humidificateurs et d'un mélangeur, permettant d'éviter l'utilisation des systèmes à compression et à cycles d'absorption frigorifique. En se basant sur le modèle physique du système, 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 la méthode de Levenberg-Marquardt sur des données réelles issues du système. Les résultats de la validation montrent la capacité du modèle à prédire l'évolution de la température avec précision et celle de l'humidité relative.

Mots-clés— modélisation, identification, multi-modèle, système de conditionnement d'air, humidité relative, température.

I. INTRODUCTION

Il est reconnu que le climat des cultures en milieu protégé a une grande influence sur le développement des plantes. Ainsi, le contrôle du climat est un thème central des systèmes de production agricoles modernes, tels que les chambres de cultures ou les serres ou les environnements clos tels que ceux envisagés pour la production alimentaire hors atmosphère (Albright *et al.*, 2001). Le contrôle des conditions environnementales permet d'obtenir le développement morphologique souhaité des plantes et peut garantir une production homogène. (Galopin, 1995) a montré que le développement des plantes de la famille des Hydrangea, peut être modifié par des variations d'humidité relative.

Les unités de conditionnement d'air standard, utilisées pour le contrôle environnemental des chambres de cultures sont couramment composées d'échangeurs de chaleur, de systèmes de réfrigération avec compresseur et évaporateur, (Hansen et Hogg Schmidt, 1996), (Jones *et al.*, 1984). En général, le contrôle de l'humidité est basé sur des systèmes de brumisation ou de pads (papier cellulosique à champs corrugués).

Malgré leur haute technicité, ces systèmes présentent quelques inconvénients parmi lesquels : pannes fréquentes, blocage des buses, consommation significative d'énergie, et forts coûts de maintenance. Ces défauts rendent exorbitants les coûts d'utilisation pour les volumes importants tels que ceux des serres de production. Ceci nous a amenés à rechercher une méthode simple et pratique de conditionnement d'air passif (Tawegoum *et al.*, 2006a) avec pour objectif de l'utiliser pour les serres de production (Chassériaux *et al.*, 1999).

Un modèle de connaissance complet du système a été développé. Il a été montré que le système est intrinsèquement multi-modèle. Ainsi, une première modélisation utilisant une structure dépendant du point de fonctionnement a été proposée (Tawegoum et Lecointre, 2006) et (Riadi *et al.*, 2006). Ce modèle a permis de tester une commande prédictive indirecte adaptative du système (Riadi *et al.*, 2007). Alors que la commande a donné des résultats acceptables pour le contrôle de la température, la modélisation et le contrôle de l'humidité n'ont pas été aussi performants qu'escompté. En général la modélisation de l'humidité relative est délicate d'une part de par les phénomènes de transfert entre l'air et l'eau et d'autre part de par son couplage avec la température. La nouvelle approche envisagée consiste à modéliser le système sous forme d'un multi-modèle de type Takagi-Sugeno (Takagi et Sugeno, 1985). Dans la section 2, une description de l'unité de conditionnement d'air est présentée. La formulation du multi-modèle et les algorithmes d'identification sont donnés dans la section 3. Les résultats de la section 4 illustrent les performances du modèle proposé.

II. CARACTERISTIQUES DU SYSTEME

A Description du fonctionnement

Le groupe de conditionnement d'air (voir Figure.1) est composé de deux voies: une voie dite sèche ou 'non saturée' et une autre voie dite humide ou 'saturée'.

Dans la voie humide VH, l'air aspiré par une soufflerie est élevé en température, grâce à une résistance chauffante dont la

température dépend de la tension U_{VH} (V). Ensuite, cet air passe dans un humidificateur de type pads pour être saturé en humidité, $HR_{VH}=100\%$, ce qui fait baisser sa température jusqu'à la valeur T_{VH} (°C). Cette technique d'humidification, qui s'opère à enthalpie constante, consiste en un système fermé comprenant une pompe aspirante, un réservoir d'eau et des pads. Quand le régime permanent de la saturation s'établit, les pads se chargent en une masse d'eau constante, à une température donnée T_{eau} .

Dans la voie sèche VS, l'air ambiant, aspiré par une soufflerie est chauffé par une résistance chauffante, dont la température dépend de la tension U_{VS} , jusqu'à la valeur T_{VS} . L'air passe ensuite par des pads secs, prévus uniquement pour équilibrer les pertes de charges entre les deux voies. Ainsi l'humidité absolue dans la voie sèche est égale à l'humidité absolue en entrée du système $H_{VS}=H_e$. Le contrôle de la proportion d'air de chaque voie utilisée dans le mélange est réalisé par un opercule actionné par un moteur à courant continu. Les proportions d'air sont données par les débits volumiques de chaque voie Q_{VVS} et Q_{VVH} (m³/s). Le déplacement de l'opercule est repéré par la position x (mm). En présumant que le mélange des deux airs est bien réalisé, un climat local peut être produit. Le choix de l'air d'admission, entre l'air extérieur et l'air intérieur de la serre, doit minimiser l'apport d'énergie nécessaire à son conditionnement.

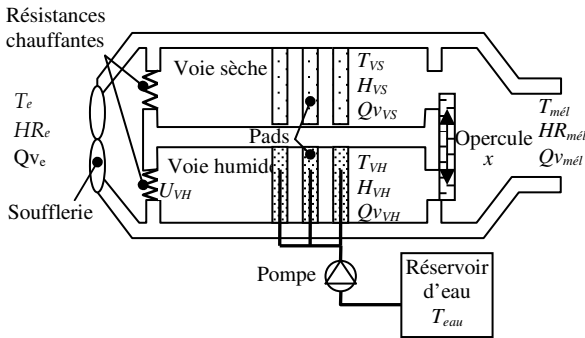


FIG. 1 : Système de conditionnement d'air

B Entrées-Sorties du système

Le groupe de conditionnement d'air est un système MIMO, non linéaire, avec trois variables d'entrées, vues comme des perturbations externes T_{eau} , T_e et H_e qui représentent respectivement la température de l'eau, la température de l'air en entrée et l'humidité relative de l'air en entrée. Les entrées de commande sont U_{VS} , U_{VH} et x , qui représentent respectivement la tension appliquée aux bornes de la résistance chauffante de la voie sèche, la tension appliquée aux bornes de la résistance chauffante de la voie humide et la position de l'opercule.

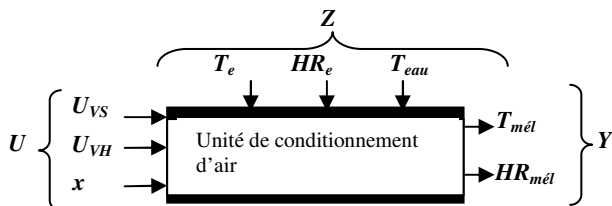


FIG. 2 : Représentation entrées/sorties du système de conditionnement d'air

Les deux sorties sont la température du mélange d'air $T_{mélange}$ et l'humidité relative du mélange d'air $HR_{mélange}$. Une représentation fonctionnelle simple est donnée par la Figure (2).

C Relation débit voie sèche ($Q_{v_{vs}}$) – débit voie humide ($Q_{v_{vh}}$)

Le système est construit de telle sorte que le débit volumique total $Q_{v_{mélange}}$ soit constant. Il est donné par :

$$Q_{v_{mél}} = Q_{v_{VH}} + Q_{v_{VS}} = (\alpha(x)Q_{v_e}) + (1 - \alpha(x))Q_{v_e} \quad (1)$$

Le terme $\alpha(x)$ est le pourcentage du débit volumique d'air en sortie de la voie humide. Il dépend de la position de l'opercule x . Une relation reliant α à x a été établie en simulation et en expérimentation (Arnould, 2005). Cette relation non linéaire présentée à la Figure 3 est interpolée par un polynôme d'ordre 5.

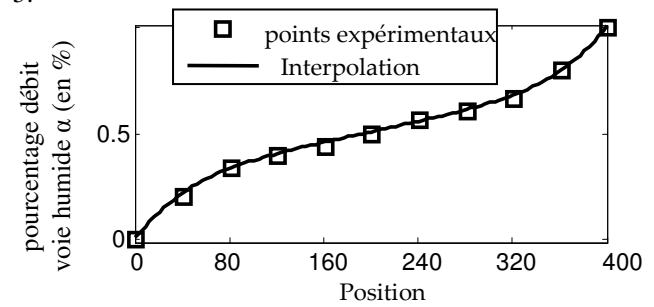


Fig. 3: relation pourcentage débit - pourcentage ouverture d'opercule

En pratique, l'exploitation de ces équations physiques statiques ne permet pas de modéliser le système, car elles ne prennent pas en compte les dynamiques imposées par les variations sur les entrées. Pour la modélisation, nous utilisons donc un modèle n'ayant pas de sens physique (modèle "boîte noire") (Walter et Pronzato 1997), mais dépendant du temps. A cause de la variation non linéaire du terme $\alpha(x)$ nous nous intéressons aux modèles non-linéaires.

III. IDENTIFICATION DU MULTI-MODELE

Il existe plusieurs représentations des modèles non-linéaires. Un des modèles les plus anciens est un modèle combinant une non-linéarité statique et un système dynamique linéaire (modèle de Hammerstein et de Wiener). Une autre représentation est un modèle associant plusieurs couches de blocs structurés linéaires, dont les sorties de la couche i sont les entrées de la couche $i+1$. Il a aussi été proposé une extension du modèle paramétrique linéaire ARMAX en modèle non-linéaire NARMAX. Plus récemment, les structures de modèle non linéaires développées sont les modèles flous (Modèle linguistique de Mamdani en 1997, modèle à relations floues proposé par Pedrycz en 1984 et modèle de Takagi-Sugeno en 1985), les systèmes LPV (Linéaire à Paramètres Variant), les réseaux de neurones, les réseaux de fonction à base radiale et les modèles multi-experts.

Les multi-modèles de type Takagi-Sugeno permettent de modéliser les processus dont le comportement est non linéaire et non stationnaire. Leur qualité d'approximation des systèmes complexes fait qu'ils sont utilisés pour décrire des

phénomènes environnementaux, tels que la concentration d'ozone dans l'atmosphère (Boukhris *et al.* 1996) ou la relation pluie-débit dans un bassin versant (Elayan *et al.*, 2006). Concernant le conditionnement d'air (Angelov et Filev, 2004) ont présenté une identification "on line" d'un modèle de Takagi-Sugeno pour la partie ventilation d'une unité de conditionnement d'air. Au vu de ses capacités, nous nous intéressons donc aux multi-modèles de type Takagi-Sugeno.

Un multi-modèle de Takagi-Sugeno modélise un système par un ensemble de modèles locaux. La sortie globale du multi-modèle est calculée par une pondération de chacune des sorties des modèles locaux (fuzzification). La pondération est donnée par des fonctions d'appartenance définies sur certaines entrées du système (variables de prémisses). Le choix du nombre de modèles locaux est donné par des connaissances "a priori" ou par des algorithmes de réduction de complexité (Boukhris *et al.*, 2000). La recherche des paramètres se fait par des algorithmes d'optimisation. Les algorithmes doivent trouver un compromis entre la précision globale du modèle et la signification physique des modèles locaux (Yen *et al.*, 1998).

A Formulation du multi-modèle Takagi-sugeno

Les modèles de Takagi-Sugeno décrivent le système par un ensemble de règles de type :

$$\text{SI } x \text{ est } A_i \text{ ALORS } y_i = a_{i1}u_1 + \dots + a_{in}u_n + a_{i0} \quad (2)$$

où x est une variable de prémisses, A_i est un ensemble flou décrit par des fonctions d'appartenance, y_i est la sortie d'un modèle local, u_i est une des n entrées de $u(t)$ et a_i les paramètres des modèles locaux. La structure d'un multi-modèle est donnée par la figure 4.

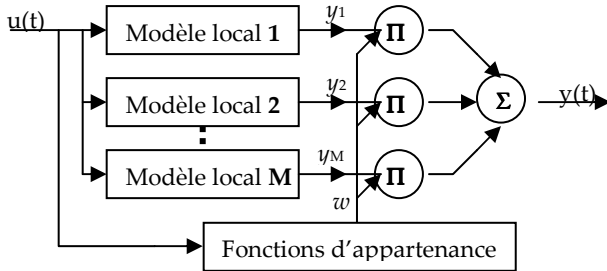


Fig.4 Structure d'un multi-modèle

On peut écrire les modèles locaux sous la forme :

$$y_i = \varphi \times \theta_i^T \quad (3)$$

avec : $\varphi = [u_1^T, u_2^T, \dots, u_n^T, \bar{1}^T]$ où $\bar{1}$ un vecteur unité.

$$\theta_i = [a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{in}, a_{i0}]$$

φ est le vecteur de régression et θ_i le vecteur des paramètres du modèle local i . On obtient alors la sortie du modèle par fuzzification des sorties des modèles locaux grâce à la formule :

$$Y = \frac{\sum_{i=1}^M w_i y_i}{\sum_{j=1}^M w_j} = \sum_{i=1}^M \bar{w}_i y_i \quad (4)$$

où w_i est le poids de chaque règle i , Y est la sortie du modèle et M est le nombre de règles. Au final, notre modèle est :

$$Y = \sum_{i=1}^M \bar{w}_i \varphi \theta_i^T \quad (5)$$

Le poids de chaque règle est obtenu par des fonctions d'appartenance, généralement triangulaires, trapézoïdales, sigmoïdales ou gaussiennes. Dans cet article, nous considérons des fonctions d'appartenance définies sur une seule variable de prémisses x .

Pour notre application, nous utilisons de fonctions d'appartenance polynomiales pour expliciter la non-linéarité (voir Figure 3). En effet, nous recherchons deux multi-modèles (humidité et température) chacun composé d'un sous-ensemble de sous-modèles représentant la voie sèche et la voie humide. La fuzzification entre les sous-modèles représente le débit volumique sélectionné entre chaque voie d'air par la position de l'opercule. Les fonctions d'appartenance polynomiales ont pour équations :

$$w_i = X \beta_i^T \quad (6)$$

avec $X = [x^p \ x^{p-1} \ \dots \ x^0]$ où x est la variable de prémisses, $\beta_i = [b_p \ \dots \ b_1 \ b_0]$ où b_p sont les paramètres des fonctions d'appartenance polynomiale d'ordre p . Les fonctions d'appartenance envisagées sont représentées à la Figure 5.

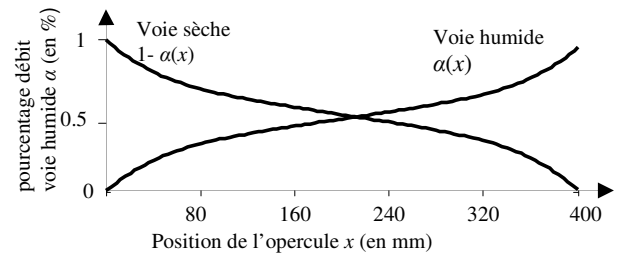


FIG. 5: Allure et répartition des fonctions d'appartenance sur la position de l'opercule

Pour un multi-modèle de type Takagi-Sugeno, les paramètres à identifier sont les paramètres θ des modèles locaux et les paramètres β des fonctions d'appartenance.

B Identification des paramètres θ et β du multi-modèle

Les modèles locaux ont dans leurs régresseurs les sorties décalées du modèle. Nous avons donc une méthode d'optimisation basée sur un critère à erreur de sortie (Gasso, 2000). L'algorithme de Levenberg-Marquardt et les moindres carrés sont utilisés pour l'identification.

B1 Algorithme de Levenberg-Marquardt

Le but est de trouver les paramètres θ et β , regroupés dans le vecteur Φ , qui minimisent le critère quadratique suivant :

$$J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (y_{estimé}(i) - y_{réel}(i))^2 \quad (7)$$

où $y_{estimé}$ est la sortie du modèle et $y_{réel}$ est la sortie du système et N le nombre de données. Le critère est minimal

pour $\frac{\partial J}{\partial \Phi} = 0$.

La méthode du gradient estime les paramètres Φ par une suite d'itérations : $\hat{\Phi}^{i+1} = \hat{\Phi}^i - \eta D$ où η est le pas de relaxation, D est la direction et le pas de recherche. L'algorithme de Levenberg-Marquardt propose la formulation suivante : $D = (H + \lambda I)^{-1} G$ où H est le Hessien de J , G est le gradient de J et λ est le coefficient de relaxation. Le gradient et le Hessien sont définies par :

$$G = \frac{\partial J}{\partial \Phi} \text{ et } H = \frac{\partial^2 J}{\partial \Phi \partial \Phi^T} \quad (8)$$

B2 Méthode des moindres carrés

Il est possible d'estimer la valeur des paramètres des modèles locaux θ avec la méthode des moindres carrés. Pour les paramètres des fonctions d'appartenance β , l'utilisation de fonctions polynomiales permet, sous certaines conditions, d'utiliser aussi cette méthode.

B21 Estimation des paramètres θ

On peut reformuler l'équation (5) :

$$Y = \Phi_g \Theta^T \quad (9)$$

avec : $\Phi_g = [W_1 \varphi \quad W_2 \varphi \quad \dots \quad W_M \varphi]$

$$\Theta^T = [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \dots \quad \theta_i]^T, \quad W_i = \text{diag}(\bar{w}_i)$$

Grâce à cette formulation, nous pouvons appliquer la formule des moindres carrés :

$$\hat{\Theta} = (\Phi_g^T \Phi_g)^{-1} \Phi_g^T y \quad (10)$$

où $\hat{\Theta}$ est une estimation de Θ .

B22 Estimation des paramètres β

Dans le cas particulier où nous utilisons des fonctions d'appartenance polynomiales sur une unique variable de prémisses, le modèle devient alors linéaire en les paramètres β . En effet, on peut reformuler l'équation (5) :

$$Y = \sum_{i=1}^M X \beta_i^T y_i = \sum_{i=1}^M X y_i \beta_i^T = X_g B^T \quad (11)$$

avec : $X_g = [X y_1 \quad X y_2 \quad \dots \quad X y_M]$ et $B = [\beta_1 \quad \dots \quad \beta_p]$.

On retrouve ainsi la même forme que celle de l'équation (9) en remplaçant Φ_g par X_g et Θ par B . On peut donc appliquer la formule des moindres carrés donnée en (10).

C mise en œuvre

En se basant sur les équations précédentes, nous avons implémenté des algorithmes d'identification des paramètres d'un multi-modèle. Ces algorithmes utilisent les moindres carrés pour initialiser le modèle puis l'algorithme de Levenberg-Marquardt pour s'affranchir du biais de la méthode des moindres carrés.

Selon qu'au sein d'une même itération on optimise simultanément les paramètres β et θ , ou que l'on optimise alternativement les paramètres, nous obtenons deux structures.

C1 Algorithme 1

Après avoir initialisé le modèle, on diminue le critère J grâce à une seule itération de la procédure de Levenberg-Marquardt alternativement sur β et θ . Ce qui donne la structure suivante :

- Initialisation : Pour β fixé, estimation des paramètres θ par la méthode des moindres carrés. Pour θ fixé, estimation des paramètres β par la méthode des moindres carrés.
- Etape 1 : Pour β fixé, on optimise sur une itération θ , calcul de J . Si J n'a pas diminué retour à l'étape 1 en diminuant le pas de relaxation.
- Etape 2 : Pour θ fixé, on optimise sur une itération β , calcul de J . Si J n'a pas diminué retour à l'étape 2 en diminuant le pas de relaxation.
- Etape 3 : Si J a diminué, garder θ et β et retourner à l'étape 1 en augmentant le pas de relaxation.
- Etape 4 : Fin si $J(k-1) - J(K) < \epsilon$.

C2 Algorithme 2

A la différence de l'algorithme précédent, cet algorithme optimise en même temps θ et β par la méthode de Levenberg-Marquardt. Nous obtenons la structure suivante :

- Initialisation : Pour β fixé, estimation des paramètres θ par la méthode des moindres carrés. Pour θ fixé, estimation des paramètres β par la méthode des moindres carrés.
- Etape 1 : On optimise β et θ , calcul de J . Si J n'a pas diminué on recommence en diminuant le pas de relaxation, sinon on l'augmente.
- Etape 2 : Fin si $J(k-1) - J(K) < \epsilon$.

Le pas de relaxation η est calculé grâce à une interpolation quadratique à chaque itération et est pondéré par l'heuristique suivante : SI le critère diminue, ALORS on augmente le pas de relaxation, SINON on le diminue.

Le choix entre les deux structures d'optimisation est difficile à faire "a priori". En découplant les deux espaces paramétriques l'algorithme 1 permet de réduire la taille de l'espace paramétrique de recherche durant une itération. Mais la stratégie d'optimisation alternée entre les deux espaces paramétriques a tendance à n'optimiser que dans un espace proche des paramètres initiaux. L'Algorithme 2 est un algorithme d'optimisation global qui permet d'optimiser simultanément l'ensemble des paramètres du modèle ce qui le rend moins sensible aux paramètres initiaux. La stratégie ainsi employée est de rechercher un modèle initial grâce à l'algorithme 2 puis d'améliorer l'optimisation grâce à l'algorithme 1.

IV RESULTATS EXPERIMENTAUX

Nous avons testé plusieurs partitions (de 2 à 11 modèles locaux) et différentes allures de fonction d'appartenance (polynomiale, sigmoïde et gaussienne). Au final, les meilleurs modèles au sens du critère RMSE (racine carrée de l'erreur quadratique moyenne) sont ceux présentés dans ce

paragraphe. Nous identifions notre modèle sur deux jeux de mesures de 3000 échantillons. Ce jeu de données constitué de la concaténation de créneaux d'amplitudes et de durées aléatoires, sur les entrées de commandes (U_{VH} , U_{VS} , x) est présenté à la figure 6, sur laquelle Pos représente le pourcentage d'ouverture de l'opercule suite à la commande x .

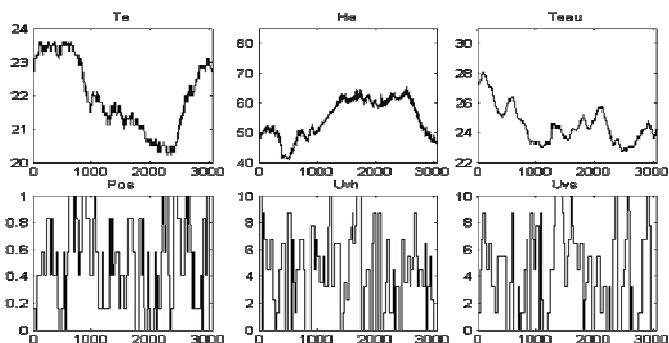


Fig.6 : Entrées commandes et perturbations en identification

A Modèle de la température

Le multi-modèle est défini par des fonctions d'appartenance polynomiale représentées à la Figure 7.

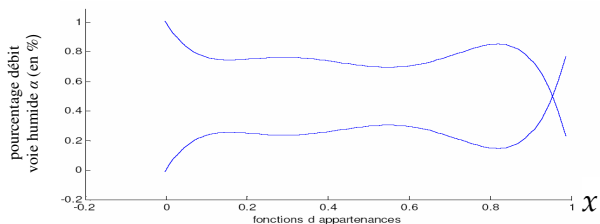


Fig. 7 : fonctions d'appartenance du modèle de température

Après identification, la structure des modèles locaux est :

$$T_{mél} = 1.797T_{VS}(k-1) - 0.8T_{VS}(k-2) + 0.056U_{VS}(k-1) + 0.013U_{VS}(k-2) + 0.008U_{Vh}(k-1) - 0.007U_{Vh}(k-2) + 0.01T_e(k-1) + 0.0002HR_e(k-1) + 0.0007T_{eau}(k-1) \quad (12)$$

Nous obtenons un modèle à 2 règles avec 18 paramètres. Les sorties réelles et estimées en identification et en validation sont données respectivement aux Figures 8 et 9. Les critères RMSE des jeux de données d'identification et de validation sont respectivement de 0.26 et de 1.85.

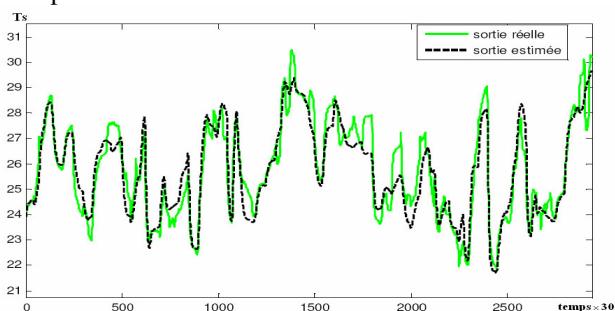


Fig.8 : Sorties réelle et estimée en identification du modèle de température $T_{mél}$

Le modèle de température a une bonne qualité d'approximation du système comme le montrent les résultats en identification. La généralisation du modèle sur un jeu de données de validation donne une erreur maximale et un écart-type de l'erreur acceptable.

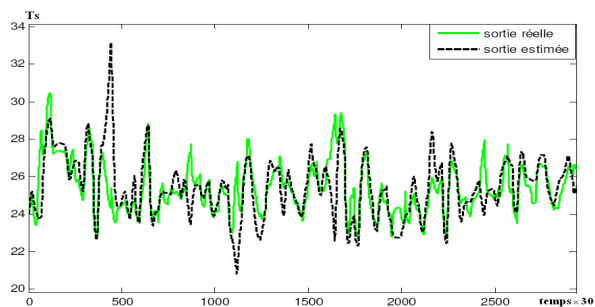


Fig. 9 : Sorties réelle et estimée en validation du modèle de température $T_{mél}$

B Modèle de l'humidité relative

Nous identifions notre modèle sur le même jeu de données que celui utilisé pour le modèle de température. Le multi-modèle est défini des fonctions d'appartenance polynomiales de degré 6 représentées à la Figure 10.

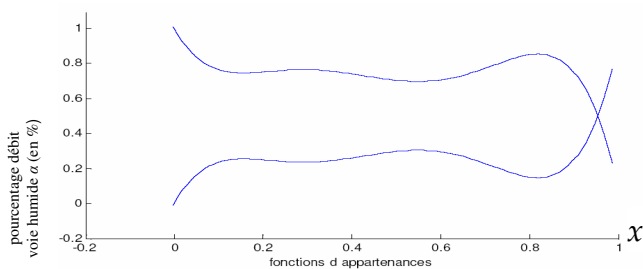


Fig. 10. Fonctions d'appartenance du modèle d'humidité

Le principe de fonctionnement du système implique que la voie humide pulse de l'air à un taux d'humidité proche de la saturation. Ainsi le modèle local voie humide est :

$$HR_{mél}=100 \quad (13)$$

Le modèle local voie sèche est du premier ordre. Les entrées sont un incrément de commande sur la tension de chauffage ΔU_{VS} , la tension de chauffage U_{VS} , la température de l'air en entrée $T_{entrée}$ et l'humidité de l'air en entrée $HR_{entrée}$. Le modèle nécessite une constante. Ainsi l'équation des modèles locaux est :

$$H_{mél}(k) = 0.0004H_{VS}(k-1) + 0.19x(k-1) - 0.19\Delta x(k-1) + 0.023U_{VS}(k-1) + 0.077\Delta U_{VS}(k-1) + 0.018U_{Vh}(k-1) + 0.033\Delta U_{Vh}(k-1) + 0.16T_e(k-1) + 0.03HR_e(k-1) + 0.0127T_{eau}(k-1) - 0.004T_{mél}(k-1) + 0.4 \times 100 \quad (14)$$

Nous obtenons un modèle à 2 règles avec 22 paramètres. Les sorties réelles et estimées en identification et en validation sont données respectivement aux Figures 11 et 12.

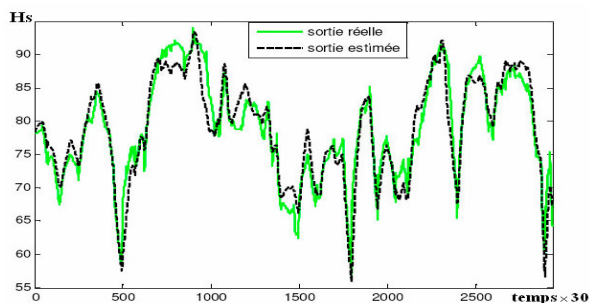


Fig.11 : Sorties réelle et estimée en identification du modèle d'humidité $HR_{mél}$

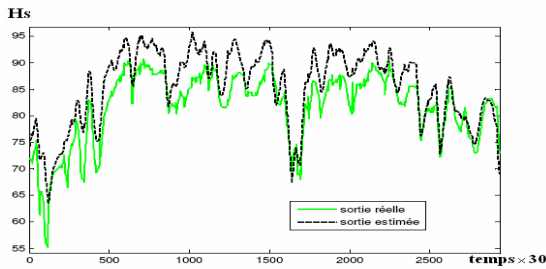


Fig. 12 : Sorties réelle et estimée en validation du modèle d'humidité $HR_{mél}$

Le modèle d'humidité a une dynamique proche du système en identification. En revanche, en validation l'erreur semble importante même si globalement la dynamique est respectée. En validation, la sortie estimée présente de quelques "pics". Ces pics sont dus à la présence dans le régresseur des incréments de commande de la tension de chauffage. Cet incrément est une entrée significative du modèle dans certains modes de fonctionnement du système. Par contre, comme le montre la Figure 12, cette entrée peut induire des erreurs.

V CONCLUSION

Nous avons modélisé et identifié une unité de conditionnement d'air par un multi-modèle en utilisant certaines connaissances expertes du système. Pour cela, nous avons utilisé des fonctions d'appartenance de type polynomiale. L'usage de telles fonctions a permis d'obtenir des modèles à nombre de règles réduit, pour un objectif de commande. A titre illustratif, pour avoir un critère RMSE équivalent à celui trouvé par le modèle d'humidité obtenue, un modèle avec des fonctions d'allure gaussienne demande 6 règles. Le multi-modèle de type Takagi-Sugeno a montré sa capacité à modéliser notre système, même si les modèles obtenus ne sont pas totalement satisfaisants. Les difficultés rencontrées proviennent principalement de la diversité des dynamiques du système et des phénomènes d'accumulation de chaleur. De plus, le système et les entrées de perturbation sont à variation lente. Il est donc difficile d'acquérir des jeux de données représentant la totalité des dynamiques du système, et balayant une large gamme des valeurs des entrées de perturbations.

Le modèle de température donne de bons résultats en identification, et en validation. Le modèle d'humidité a une dynamique assez proche du système, mais l'erreur en validation reste significative malgré les incertitudes de mesures dans la plage d'humidité étudiée. La présence d'un biais dans l'erreur en validation des modèles montre que le système est instationnaire. Pour pallier ce défaut, on peut envisager une identification "on line" du système (Angelov et Filev 2004) ou bien mettre en place une approche multi-objectifs (Johansen et Babuska, 2003).

REFERENCES

- Albright, L.D., Gates, R.S., Aravantis K.G. et Drysdale A.E., (2001). "Environment control for plants on earth and space". IEEE Control Systems Magazine, octobre, pg 28-47.
- Angelov, P.P et Filev, D.P., (2004). "An approach to Online Identification Takagi-Sugeno Fuzzy Models". IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Part B : Cybernetics, vol. 34, n°1.
- Arnould, J., (2005). "Simulation numérique d'un groupe de conditionnement d'air asymétrique". Rapport de stage ingénieur, ENSAM Angers.
- Boukhris, R., Mourot G., Giuliani, S., et Ragot, J., (1996). "Utilisation des concepts flous pour la modélisation pluie-débit". Rencontre Francophones sur la Logique Floue et ses Applications (LFA'96), pg 95-100.
- Boukhris, R., Mourot, G. et Ragot, J., (2000). "System identification using a multi-model approach: model complexity reduction". 12th IFAC Symposium on System Identification, SYSID'2000, Santa-Barbara, California.
- Chassériaux, G., Tawegoum, R. et Lelièvre, M., (1999). "Thermal simulation of an air conditioning unit based on a heating system and humid corrugated pad". 20th International Congress of Refrigeration", Sidney (Australia), Paper code 720.
- Elayan, E., Giri, F. et Pigeon, E., (2006). "Ozone concentration modeling using a fuzzy model over the basse normandie". 14th IFAC, Symposium on System Identification, Newcastle, Australia
- Galopin, G., (1995). "Biologie du developpement d'Hydrangea macrophylla, Caractérisation du potentiel morphogénétique et maîtrise de ses expressions par les conditions de culture". Thèse de Doctorat, Université Blaise-Pascal, Clermont-Ferrand.
- Gasso, K., (2000). "Identification des systèmes dynamiques non-linéaires : approches multi-modèle". Thèse de doctorat, Centre de recherche en automatique de Nancy, Institut National Polytechnique de Lorraine.
- Hanan, J.J., (1998). "Greenhouse : advanced technology for protected horticulture". Chapitre 4, pg 236-260.
- Hansen, J.M. et Hogh Schmidt, K., (1996). "A computer controlled chamber system design for greenhouse microclimatic modelling and control". Proceedind International Symposium on Plant Production in Closed Ecosystems. Acta Horticulturae, n°440, ISHS, pg 105-110.
- Johansen T.A., Babuska, R., (2003). "Multi-objectif identification of Takagi-Sugeno fuzzy model". IEEE transaction of fuzzy system, volume 11, n°6, decembre 2003, pg 847-860.
- Jones, P., Jones, J.W., Allen, L.H. et Mishve, J.W., (1984). "Dynamic computer control of closed environmental plant growth chambers, Design and verification". Transaction of ASAE (American Society of Agricultural Engineers), pg879-888.
- Riadi, R.,Tawegoum., R., Rachid, A. et Chassériaux, G., (2006). "Modeling and identification of a passive air conditioning unit using the operating dependant parameters-structure". Presented CESA-2006 : Computational Engineering in Systems Application, Beijing, Chine. Oct 2006, pg 1485-1491.
- Riadi, R.,Tawegoum, R., et Chassériaux, G., (2007). "GPC based on operating point dependent parameters linear model for thermal process". ICINCO-2007 : International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, Angers, May 09-12 2007, pg 302-307.
- Takagi, T. et Sugeno, M., (1985) "Fuzzy identification of systems an its application to modelling and control". IEEE transaction on Systems Man and Cybrnetics, Vol. 15, pg 64-73.
- Tawegoum, R., Teixeira, R. et Chassériaux, G., (2000). "Simulation de la commande d'un groupe de conditionnement d'air constitué d'échangeur de chaleur et de pads corrugués". CIFFA 2000, 08-10 juillet 2000, Lille, France, pg 669-674.
- Tawegoum, R., Teixeira, R. et Chassériaux, G., (2006a). "Simulation of humidity control and temperature tracking in a growth chamber using a passive airconditionning unit". Control Engineering Practice Journal, 14/8, pg 853-861.
- Tawegoum, R., Lecointre, B., (2006b). "A linear parametric model of an air-conditionning unit with operating point dependent paramters under nearly steady weather conditions". 5th Vienna Symposium on Mathematical Modelling, Vienna-Austria, Mech, 3.1-3.8, February 8-10 2006.
- Walter, E., et Pronzato, L., (1997). "Identification de modèles paramétriques à partir des données expérimentales", Dunod.
- Yen, J., Wang, L. et Gillespie L.W., (1998). "Improving the interpretability of TSK fuzzy models by combining global learning and local learning". IEEE Transactions on fuzzy systems, vol. 6, n°4