

Identification du modèle non linéaire NARX d'un groupe de conditionnement d'air passif

Riad RIADI*, Rousseau TAWEGOUM*, Ahmed RACHID**, Gérard CHASSERIAUX*

* Unité de Sciences Agronomiques appliquées à l'Horticulture SAGAH A_462, INH-INRA-UA, Institut National d'Horticulture, 2, rue Le Nôtre 49045 Angers, France

** Université de Picardie Jules Verne. IUP GEII. 33 rue Saint LEU 80000 Amiens, France

riad.riadi@inh.fr

Résumé—*Les variations de la température et l'humidité relative conditionnent énormément la croissance et le développement des cultures et par conséquent le rendement et la qualité en terme de production. Nous étudions le comportement dynamique d'un système de conditionnement d'air destiné à produire un microclimat variable: température et humidité relative contrôlées, pour les salles de cultures et sous serres agricoles. L'objectif de cet article est l'identification de ce groupe de conditionnement d'air passif: sans système de compression, ni cycle frigorifique à absorption. La structure non linéaire, le degré de non linéarité du modèle de température et d'humidité relative ont été estimés, ainsi que la sélection des termes de régression, en utilisant l'algorithme d'estimation récursif à regressors orthogonaux. Les résultats de validation montrent la capacité du modèle dynamique discret et non linéaire NARX (Non-linear Auto Regressive model with eXogenous inputs) à prédire la température et l'humidité relative en sortie du groupe de conditionnement d'air.*

Mots-clés— *conditionnement d'air, modèle NARX, identification des systèmes non linéaires, regressors orthogonaux, température, humidité relative.*

I. INTRODUCTION

Les récentes techniques de cultures ont montré l'influence des conditions climatiques sur la croissance des végétaux. Ainsi, la maîtrise et la connaissance des facteurs de l'environnement sont indispensables d'une part, pour orienter la morphogenèse de la plante, et d'autre part pour garantir une production végétale homogène [1]. De nombreuses analyses à l'échelle de la plante sont cependant nécessaires pour appréhender les mécanismes physiques et biologiques mis en jeu dans l'interaction entre les modifications successives de l'humidité relative, et la réponse morphologique des plantes (arrêt de croissance, transformation florales, retard de floraison, dormance ...). Cette analyse, nécessite la réalisation d'un environnement variable dans des chambres de cultures afin de créer des conditions climatiques, soit spécifiques à une serre de production horticole, soit spécifiques à une région géographique, ou des conditions culturelles particulières.

Les groupes de conditionnements d'air utilisés généralement pour la climatisation des enceintes de cultures, sont souvent composés principalement d'éléments de chauffage et de systèmes de refroidissement avec cycle de compression [10], [11]. Quelques inconvénients de ces systèmes sont le coût énergétique élevé, les frais de maintenance, et les rejets polluants dus aux gaz frigorigènes utilisés. Le prototype de l'unité de conditionnement d'air que nous avons réalisé, utilise un principe simple et passif, sans cycle à compression, sans cycle à absorption- réfrigération, ni gaz polluants [7], [19]. La spécificité de ce système est de produire un microclimat variable avec des consignes de température et d'humidité variables.

Les travaux précédents nous ont permis de développer un modèle MLPDPF (Modèle Linéaire à Paramètres Dépendant de point de Fonctionnement) n'intégrant que partiellement les non linéarités du système [20]. La complexité du modèle de connaissance élaboré [17] rend difficile son identifiabilité structurelle. C'est pour cette raison que nous avons fait appel aux méthodes d'identification des systèmes complexes et non linéaires.

Il existe essentiellement trois approches de base pour l'identification paramétrique des systèmes non linéaires. Parmi ces approches on distingue celles basées sur les séries fonctionnelles, les structures à non linéarités séparées et les modèles sous forme d'équations différentielles ou équations aux différences. Cette dernière nécessite moins de paramètres, et permet de récrire à partir d'un modèle non linéaire une forme d'équations aux différences polynomiales [9], [18], [12]. C'est la raison majeure qui nous a conduit à choisir la forme générale du modèle non linéaire sous forme d'équations aux différences, modèle du type NARMAX [2], [14], [8].

Cet article procède de la façon suivante : Après avoir décrit le groupe de conditionnement d'air, nous présentons les grandes lignes de l'algorithme d'identification, puis un exemple de simulation. L'algorithme implémenté est ensuite utilisé pour identifier les modèles de température et d'humidité relative du mélange d'air en sortie du groupe de conditionnement.

II. DESCRIPTION DU SYSTEME

La figure (1) représente les différents éléments constitutifs de l'unité de conditionnement d'air proposé. Ses caractéristiques principales sont : climat humide, absence de système frigorifique, équilibre des pertes des charges, minimisation de la consommation d'énergie en utilisant les techniques de cooling pads et la stratégie de mélange d'airs. Le choix de l'air d'admission doit minimiser l'apport d'énergie nécessaire à son conditionnement.

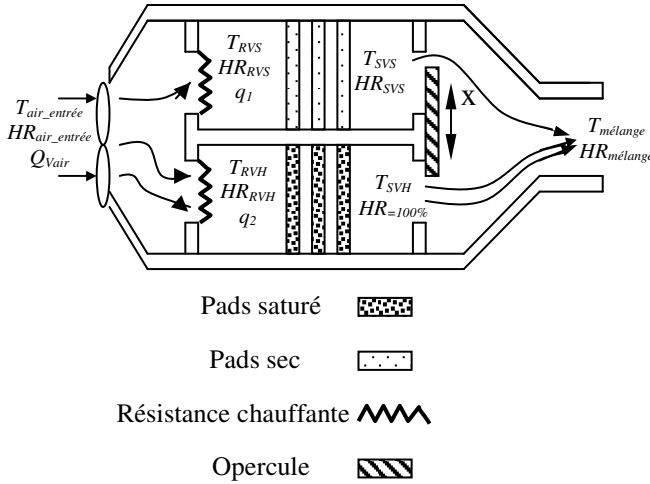


Fig. 1. Système de conditionnement d'air

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

Dans la voie humide (ou saturée), l'air ambiant, aspiré par une soufflerie, est élevé en température, par le passage dans un échangeur à résistance chauffante. Ensuite cet air, saturé en humidité après le passage dans un humidificateur de type cooling pads, voit sa température baisser. 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 matelas cellulosiques (pads). La pompe aspirante transfère l'eau, du réservoir à la partie supérieure 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.

Dans la voie sèche (ou non saturée), l'air ambiant, aspiré par une soufflerie est uniquement chauffé par une autre résistance chauffante, puis passe par des pads secs, prévus juste pour équilibrer les pertes de charges.

Le contrôle du mélange des deux débits d'air prétraités en amont (voie sèche et voie humide), dans des proportions déterminées, est réalisé par un opercule (voir figure (1)) actionné par un moteur à courant continu. En présumant que le mélange des deux airs est bien réalisé, un climat local peut être produit dans les chambres de cultures. Le mélange est régi par les deux équations suivantes [7], [19]:

$$HA_{mélange} = \frac{q_1 HA_{SVS} + q_2 HA_{SVH}}{q_1 + q_2} \quad (1)$$

$$T_{mélange} = \frac{q_1 (\lambda + \beta HA_{SVS}) T_{SVS} + q_2 (\lambda + \beta HA_{SVH}) T_{SVH}}{q_1 (\lambda + \beta HA_{SVS}) + q_2 (\lambda + \beta HA_{SVH})} \quad (2)$$

Avec $\lambda = 0.24$, $\beta = 0.46$, et q_1 , q_2 respectivement le débit volumique (m^3/s) de la voie sèche et la voie humide dépendant de position de l'opercule x , $HA_{mélange}$, HA_{SVS} , HA_{SVH} sont l'humidité absolue du mélange d'air, l'humidité absolue à la sortie de la voie sèche et l'humidité absolue à la sortie de la voie humide ($kg\ eau/kg\ air\ sec$), $T_{mélange}$, T_{SVS} et T_{SVH} la température du mélange d'air, la température à la sortie de la voie sèche et la température à la sortie de la voie humide ($^{\circ}C$). Le débit volumique totale Q_{Vair} est donné par :

$$Q_{Vair} = q_1 + q_2 = (\alpha(x) Q_{Vair}) + (1 - \alpha(x)) Q_{Vair} \quad (3)$$

La température et l'humidité relative sont les propriétés de l'air mesuré. les valeurs de l'humidité absolue, s'obtiennent par le biais des relations thermodynamiques non linéaire suivantes:

$$HA = \frac{0.622 PS(T) HR}{PA - PS(T) HR} \quad (4)$$

avec $PS(T)$ la pression de vapeur de saturation (N/m^2), dépendant de la température donnée par :

$$PS(T) = 10^5 \frac{101325}{760} 10^{(0.66+0.031 T - 1.285 \cdot 10^{-4} T^2 + 2.939 \cdot 10^{-7} T^3)} \quad (5)$$

La complexité des modèles et spécialement celui de l'humidité absolue, rend difficile leur exploitation pour l'identification et le contrôle. Ces considérations nous ont amené à élaborer des modèles paramétriques entrées-sorties pour la température et pour l'humidité relative. Une représentation fonctionnelle simple est donnée par la figure (2).

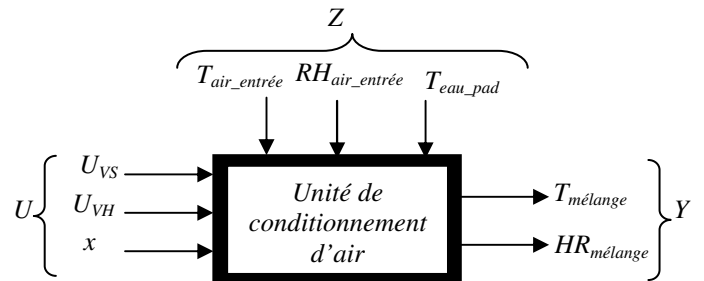


Fig. 2. Représentation entrées/sorties du système de conditionnement d'air

Le groupe de conditionnement d'air est un système MIMO, non linéaire, avec trois variables d'entrées incontrôlables, vues comme perturbations externes

T_{air_pad} , $HR_{air_entrée}$, $T_{eau_entrée}$. Les autres entrées de commande sont U_{VS} , U_{VH} et x , qui représentent respectivement la tension appliquée au borne de résistance chauffante de la voie sèche, la tension appliquée aux bornes de la résistance de chauffage de la voie humide et la position de l'opercule. Les deux sorties mesurées et à estimer sont la température du mélange d'air $T_{mélange}$ et l'humidité relative du mélange d'air $HR_{mélange}$.

III. ALGORITHME D'ESTIMATION ORTHOGONAL

Le modèle NARX décrivant une relation entrée-sortie d'un système non linéaire mono-entrée mono-sortie peut être écrit comme suite [16]:

$$y(k) = F^l [y(k-1), \dots, y(k-n_y), u(k-d), \dots, u(k-n_u)] + e(k) \quad (6)$$

Avec u est l'entrée exogène, y est la sortie, e l'erreur de prédiction, tenant compte des bruits de mesures et des erreurs de modélisation. n_y et n_u sont respectivement les décalage de la sortie et des entrées exogènes. d représente le retard pur du système. F^l est une fonction polynomiale de degré de non linéarité l qui représente toutes les combinaisons possibles de $y(k)$ et $u(k)$ élevées jusqu'au degré l .

L'algorithme d'identification du modèle NARX estime simultanément la structure ainsi que les paramètres inconnus du système non linéaire.

A. L'estimateur récursif orthogonal

Détecter les termes les plus significatifs qui doivent être inclus dans le modèle est très important. Il existe différents algorithmes de détection de structure et d'estimation de paramètres proposés pour la méthodologie de NARMAX [14], [15].

L'estimateur orthogonal [13], [5] va être utilisé ici pour estimer la structure et les paramètres du système. Un problème d'estimation de dimensions m peut être réduit à m problèmes à une dimension avec l'algorithme d'estimation orthogonal, parce qu'il permet d'estimer chaque paramètre indépendamment des autres termes, et il fournit aussi une indication sur la contribution que chaque terme apporte à la sortie du système.

Supposons qu'il y ait n_θ termes dans le modèle de l'équation (6). Le modèle NARX peut être représenté comme suit :

$$y(k) = \sum_{i=1}^{n_\theta} \theta_i p_i(k) + e(k) \quad (7)$$

Où $p_i(k)$ décrit la variable du terme de coefficient θ_i dans le modèle d'équation (6). Plutôt qu'estimer directement θ_i , l'algorithme d'estimation orthogonal opère sur un modèle auxiliaire équivalent, décrit comme suit :

$$y(k) = \sum_{i=1}^{n_\theta} g_i w_i(k) + e(k) \quad (8)$$

Où les $w_i(k)$ sont construits pour être orthogonaux avec les données enregistrées. En raison de cette orthogonalité le vecteur des paramètres peut être estimé en calculant une estimation d'un paramètre à la fois. Les paramètres g_i sont estimés en appliquant l'estimateur orthogonal [6].

Les erreurs de prédiction doivent être estimées de l'équation (8) [13]

$$\hat{e}(k) = y(k) - \sum_{i=1}^{n_\theta} g_i w_i(k) \quad (9)$$

et une estimation de $\sigma^2 = E[e^2(k)] - (E[e(t)])^2$, c'est-à-dire, la prédiction mathématique de l'erreur d'estimation, peut être obtenue par :

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{N-n_\theta} \left\{ \sum_{k=1}^N e^2(k) - \frac{1}{N-n_\theta} \left(\sum_{k=1}^N e(t) \right)^2 \right\}} \quad (10)$$

Où N représente la taille du vecteur de mesures.

B. La méthode de sélection des termes significatifs

Bien que l'algorithme d'estimation orthogonal présenté précédemment puisse estimer tous les coefficients inconnus dans les modèles d'équation (6), l'exclusion de quelques termes peut être utile pour simplifier le modèle. Ceci peut être réalisé en calculant le rapport de réduction d'erreur [13] pour chaque terme par :

$$[eRR]_i = \frac{\hat{g}_i^2 \sum_{k=1}^N w_i^2(k)}{\sum_{k=1}^N y^2(k)} \cdot 100\% \quad (11)$$

Où \hat{g}_i est l'estimation de g_i dans l'équation (8). Puisque $[eRR]_i$ représente la réduction relative de l'erreur quadratique moyenne, qui est le résultat de l'inclusion du i ème terme $g_i w_i(k)$ dans l'équation (8) (c'est-à-dire $\theta_i p_i(k)$ dans le modèle NARX de l'équation (7)), il est

testé par rapport à un seuil, et le i ème terme est inclus dans le modèle seulement si $[eRR]_i$ excède le seuil.

Si on considère tous les $p_i(k)$ ($i=1,2,\dots,n_\theta$) possibles comme candidats pour $w_1(k)$, en déterminant:

$$[eRR]_1^i = \max\{[eRR]_1^i, 1 \leq i \leq n_\theta\} \quad (12)$$

$$\text{Avec } [eRR]_1^i = \frac{\left(\hat{g}_1^i\right)^2 \sum_{k=1}^N \left(w_1^i(k)\right)^2}{\sum_{k=1}^N y(k)^2}; \hat{g}_1^i = \frac{\sum_{k=1}^N w_1^i(k)y(k)}{\sum_{k=1}^N \left(w_1^i(k)\right)^2}$$

$$; w_1^i(k) = y(k) \quad (13)$$

le premier terme sélectionné et inclus dans le modèle est

$w_1(k) = w_1^j(k)$, $\hat{g}_1(k) = \hat{g}_1^j(k)$ et $[eRR]_1^j$ est associé à $p_j(k)$. Ainsi pour $i=1,2,\dots,n_\theta, i \neq j$, on calcule

$$[eRR]_2^i = \frac{\left(\hat{g}_2^i\right)^2 \sum_{k=1}^N \left(w_2^i(k)\right)^2}{\sum_{k=1}^N y(k)^2}; \hat{g}_2^i = \frac{\sum_{k=1}^N w_2^i(k)y(k)}{\sum_{k=1}^N \left(w_2^i(k)\right)^2};$$

$$w_2^i(k) = p_i(k) - \alpha_{12}^i w_1(k) \quad (14)$$

$$\text{avec } \alpha_{12}^i = \frac{\sum_{k=1}^N w_1(k)p_i(k)}{\sum_{k=1}^N w_1^2(k)} \quad (15)$$

$$[eRR]_2^i = \max\{[eRR]_2^i, 1 \leq i \leq n_\theta, i \neq j\} \quad (16)$$

Quand ce deuxième rapport de réduction de l'erreur est obtenu, le second terme sélectionné comme suite

$$w_2(k) = w_2^l(k) = p_l(k) - \alpha_{12}^l w_1(k), \alpha_{12}^l = \alpha_{12}^l, \hat{g}_2 = \hat{g}_2^l(k)$$

et $[eRR]_2 = [eRR]_2^j$ associé à $p_l(k)$. Supposons que C_d soit le seuil des termes du processus. La procédure précédente se termine soit à n'importe quelle étape, soit quand $[eRR]_q < C_d$ soit quand l'ensemble des paramètres a été exploré. Une fois la sélection des termes accomplie, le coefficient de chaque terme sélectionné peut être calculé avec l'algorithme récursif suivant :

$$\theta_{ns} = g_{ns}, \theta_i = g_i - \sum_{j=i+1}^{ns} \alpha_{ij} \theta_j \quad (ns-1 \geq i \geq 1) \quad (17)$$

Où ns est le nombre de tous les termes sélectionnés du modèle NARX.

L'algorithme suivant résume l'approche récursive de l'estimateur orthogonal :

- Sélectionner n_u, n_y et d en définissant les termes initiaux du processus.
- Calculer les variables utilisant équation (13) et sélectionner le premier terme du processus avec l'équation (12).
- Si $[eRR] < C_d$, aller à l'étape (e), si non aller à l'étape (d).
- Calculer les variables utilisant l'équation (14) et l'équation (15), et sélectionner les termes du processus avec équation (16).
- Si tous les termes du processus sont explorés, aller à l'étape (f), si non retourner à l'étape (c).
- Calculer les coefficients du modèle estimé utilisant l'équation (17).

IV. EXEMPLE DE SIMULATION (CAS MISO)

Soit le système dynamique non linéaire à 3 entrées et une sortie, donnée comme suite:

$$y(k) = -1.5y(k-1)y(k-2) - 0.5y(k-2) + 1.3y(k-3)u_1(k-1) + 3u_2(k-1) + 0.8u_1(k-1)u_3(k-1) \quad (18)$$

Les entrées sont des SBPA avec une composante pseudo sinusoïdal, et la perturbation de mesure sur la sortie de type bruit blanc gaussien de moyenne nulle et variance 0.001.

La structure du modèle ci-dessus est déterminée en utilisant l'algorithme d'estimation orthogonal et en choisissant d'une part un domaine de recherche des termes de regression limité par les décalages maximums des différentes entrées sorties égal à 3, et d'autre part le degré maximum de non linéarité égal à 2, et aucun retard pour toutes les entrées. Les résultats du choix des regresseurs significatifs, ainsi leurs paramètres correspondants sont classés selon leur contribution à minimiser le rapport de réduction d'erreur (voir Tableau. 1).

Une comparaison du modèle estimé avec le modèle original, montre l'exactitude de l'estimation des termes de régression sélectionnés par l'algorithme.

termes sélectionnés	θ_i estimé par l'algorithme orthogonal	Rapport de réduction d'erreur (%)	Valeur exacte de θ_i
$u_2(k-1)$	2.9988	78.2138	3
$y(k-1).y(k-2)$	-1.4992	11.9369	-1.5
$y(k-2)$	-0.4991	8.3116	-0.5
$y(k-3).u_1(k-1)$	1.3025	1.4105	1.3
$u_1(k-1).u_3(k-1)$	0.7625	0.1253	0.8

Tableau.1. Les paramètres estimés du modèle NARX (MISO)

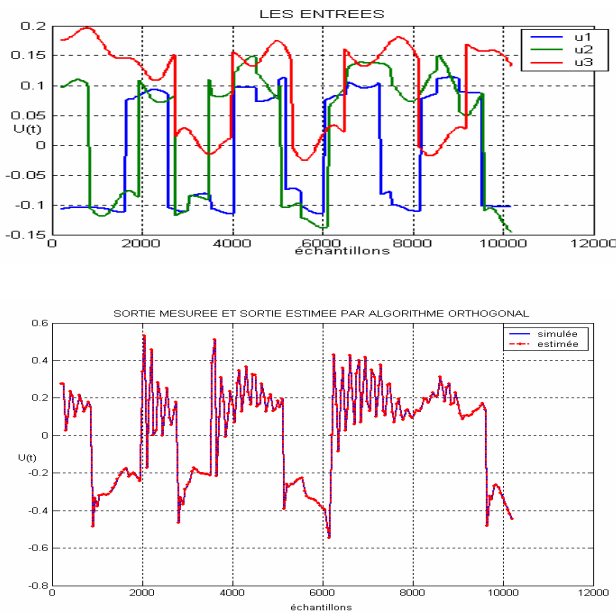


Fig.3. Signaux d'entrée et de sortie de validation du modèle MISO simulé

V. APPLICATION A L'UNITE DE CONDITIONNEMENT D'AIR

Le modèle MLPDPF de l'unité de conditionnement d'air, mentionné à l'introduction, intégrait uniquement la non linéarité liée aux points de fonctionnement, caractérisée par la position de l'opercule.

L'utilisation de l'estimateur à regressseurs orthogonaux devra permettre, grâce aux différentes combinaisons effectuées à partir des données expérimentales, de pouvoir prendre en considération les termes des dynamiques négligées, dues aux hypothèses et les simplifications réalisées durant la modélisation physique du système (les pertes à travers les parois, variations des caractéristiques thermo fluidique en fonction l'espace).

Les différentes températures sont mesurées par des capteurs Pt100, les humidités relatives par des sondes capacitatives, et la position de l'opercule par un codeur incrémental. Les mesures sont prises toutes les minutes ($T_e=1\text{min}$).

A. Identification du modèle de la température du mélange

Le modèle de température du mélange est une fonction des combinaisons linéaires et non linéaires des différentes entrées est sorties décalées du système :

$$T_{\text{mélange}}(k) = f_1^{l_1}(T_{\text{mélange}}(k-na_1), U_{VS}(k-nb_1+d_1), T_{\text{air_entrée}}(k-nb_4+d_4), T_{\text{eau_entrée}}(k-nb_5+d_5)) \quad (19)$$

Le domaine de recherche des termes significatifs a été fixé en choisissant des valeurs suffisantes pour les caractéristiques des fonctions f_1 et aussi les regressseurs candidats à la procédure de sélection, comme mentionnés ci-dessous:

Degré de non linéarité maximum $l_1 = 3$

Décalage maximum de la sortie température $T_{\text{mélange}}$:

$na_1 = 3$

Décalage maximum de l'entrée U_{VS} : $nb_1 = 1$

Décalage maximum de l'entrée U_{VH} : $nb_2 = 1$

Décalage maximum de l'entrée x : $nb_3 = 1$

Décalage maximum de l'entrée $T_{\text{air_entrée}}$: $nb_4 = 1$

Décalage maximum de l'entrée $T_{\text{eau_entrée}}$: $nb_5 = 1$

Retard pur maximum de tous les entrées :

$d_1 = d_2 = d_3 = d_4 = d_5 = 1$

Dans le but de balayer toute la plage des points de fonctionnement du système, des séquences indépendantes SMPA (Signal Multi niveau Pseudo Aléatoire) ont été choisies pour l'excitation des entrées contrôlables U_{VS} , U_{VH} , x (figure.4).

Les résultats du choix des regressseurs significatifs, et leurs paramètres correspondant sont classés selon leur contribution à réduire le rapport de réduction d'erreur (voir Tableau.2).

termes sélectionnés	θ_i estimé par l'algorithme orthogonal	rapport de réduction d'erreur (%)
$T_{\text{mélange}}(k-1)$	1.3284	99.9703
$T_{\text{mélange}}(k-2)$	-0.2923	0.0067
$T_{\text{mélange}}^3(k-1)$	-0.0001	0.0010
$U_{VH}^2(k-1)U_{VS}(k-1)$	0.0003	0.0020
$x^2(k-1)T_{\text{mélange}}(k-2)$	-0.0002	0.0010
$T_{\text{eau_entrée}}^2(k-1)U_{VH}(k-1)$	0.0001	0.0012
$T_{\text{eau_entrée}}(k-1).x(k-1)U_{VS}(k-1)$	0.0002	0.0016
$x^2(k-1)$	0.0034	0.0003

Tableau .2. Les paramètres estimés du modèle NARX de la température du mélange

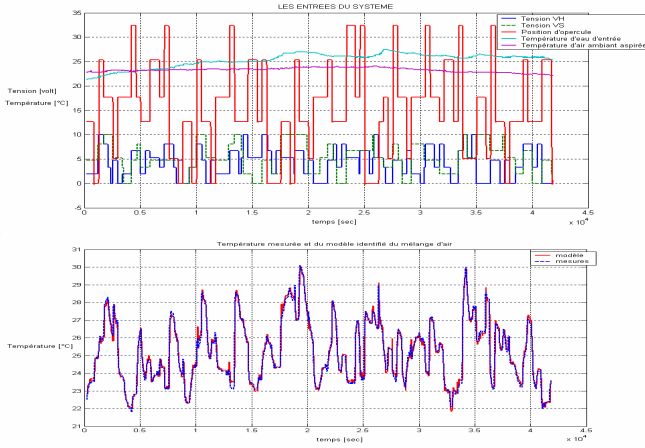


Fig.4. Signaux de mesures entrées/sorties de l'identification du modèle de température

B. Identification du modèle de l'humidité relative du mélange :

Le modèle d'humidité relative du mélange est aussi une fonction de combinaisons linéaires et non linéaires des différentes entrées et sorties décalées du système:

$$HR_{mélange}(k) = f_2^{l_2} \left(HR_{mélange}(k - na_1), U_{VS}(k - nb_1 + d_1), U_{VH}(k - nb_2 + d_2), x(k - nb_3 + d_3), HR_{air_entrée}(k - nb_4 + d_4), T_{eau_entrée}(k - nb_5 + d_5) \right) \quad (20)$$

L'espace de recherche des termes significatifs a été fixé en choisissant des valeurs largement suffisantes pour les caractéristiques des fonctions f_2 et en choisissant les régresseurs candidats à la procédure de sélection, comme mentionné ci-dessous:

Degré de non linéarité maximum : $l_2 = 3$

Décalage maximum de la sortie température $T_{mélange}$:

$$na_1 = 3$$

Décalage maximum de l'entrée U_{VS} : $nb_1 = 1$

Décalage maximum de l'entrée U_{VH} : $nb_2 = 1$

Décalage maximum de l'entrée x : $nb_3 = 1$

Décalage maximum de l'entrée $T_{air_entrée}$: $nb_4 = 1$

Décalage maximum de l'entrée $T_{eau_entrée}$: $nb_5 = 1$

Retard pur maximum de toutes les entrées :

$$d_1 = d_2 = d_3 = d_4 = d_5 = 1$$

Les résultats du choix des régresseurs significatifs et leurs paramètres sont classés selon leurs contributions à réduire le rapport de réduction d'erreur (voir Tableau.3).

termes sélectionnés	θ_i estimé par l'algorithme orthogona	rapport de réduction d'erreur (%)
$HR_{mélange}(k-1)$	0.8511	99.7328
$HR_{mélange}(k-3), HR_{mélange}(k-2)$	0.0028	0.0254
$x(k-1)U_{VH}^2(k-1)$	-0.0015	0.0046
$x^3(k-1)$	0.0019	0.0051
$HR(k-3), HR^2(k-2)$	-0.0001	0.0061
$HR_{air_entrée}(k-1)T_{eau_entrée}(k-1)HR_{mélange}(k-2)$	2.5349e-005	0.0029
$x^2(k-1)HR_{mélange}(k-1)$	-0.0010	0.0019
$x(k-1)HR^2(k-1)$	0.0002	0.0042

Tableau .3. Les paramètres estimés du modèle NARX de l'humidité relative du mélange

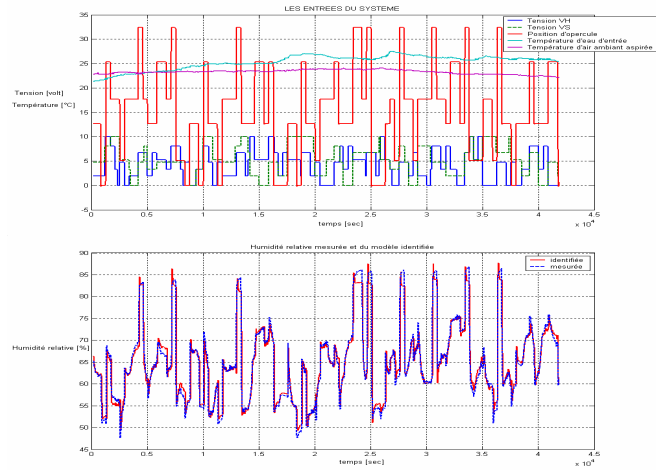


Fig.5. Signaux de mesures entrées/sorties de l'identification du modèle d'humidité relative

C. Validation des modèles NARX de température et d'humidité relative du mélange :

On remarque que les estimations des valeurs de température par le modèle NARX suivent les mesures avec une erreur de prédiction acceptable (voir figure.7), mais pour l'humidité relative on remarque que l'erreur de prédiction est plus au moins importante (voir figure.8).

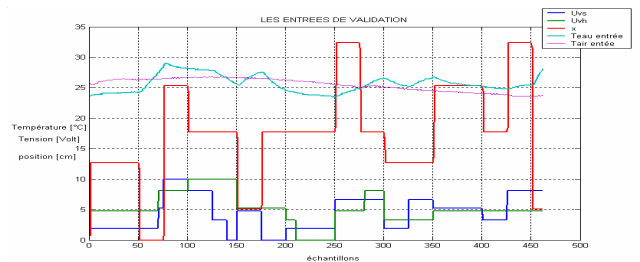


Fig.6. Signaux de validation du modèle de température

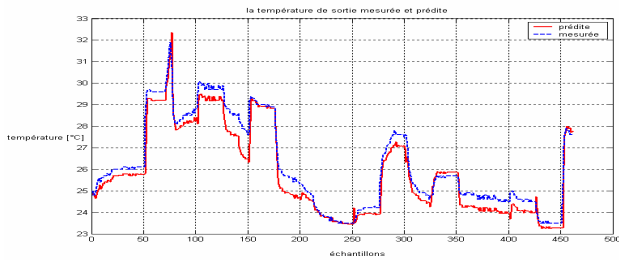


Fig.7. Signaux de validation du modèle de température

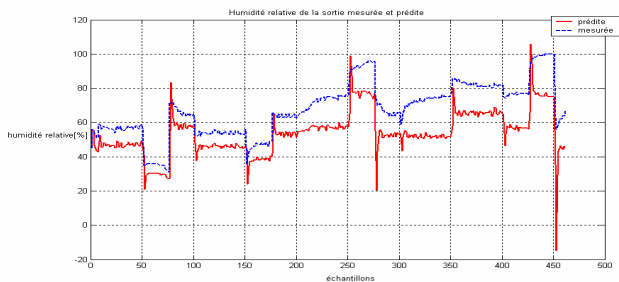


Fig.8. Signaux de validation du modèle d'humidité relative

Une des plus importantes raisons qui peut influencer la qualité d'estimation (voir figure.7 et figure.8) est la période d'échantillonnage choisie ($T_e=1$ min). La dynamique du système est très lente, l'estimateur orthogonal sélectionne le vecteur de régression le plus contribuant, c'est-à-dire, celui qui a un spectre qui ressemble au mieux le spectre de la sortie du système, qui sera logiquement dans notre cas le vecteur de régression $Y(k-1)$ (voir Tableau.2 et Tableau .3), sachant que la sélection se base principalement sur la distance minimale entre le vecteur de sortie à estimé et les vecteurs de régression candidats.

VI. CONCLUSION

Dans ce papier, la modélisation et l'identification expérimental entrée-sortie des systèmes non linéaires a été présentée. Dans un objectif de décrire aux mieux la dynamique la température et l'humidité relative produites par l'unité de conditionnement passif étudiée, deux modèles NARX ont été élaborés afin prédire le comportement non linéaire du système dans toute la plage de point de fonctionnement due à la position de l'opercule. La méthode d'estimation par l'algorithme orthogonal a montré la capacité à identifier une structure d'un modèle paramétrique d'un système complexe, permettant la prédiction du microclimat produit par l'unité de conditionnement d'air.

Un exemple de simulation montre l'efficacité de l'algorithme orthogonal à estimer un modèle non linéaire. Mais l'application de cette méthode a montrée l'influence d'autres paramètres comme la période d'échantillonnage et le type des excitations choisies sur la qualité d'estimation. Cette étude permet d'envisager une amélioration de l'algorithme d'estimation orthogonal. Les modèles, non linéaires aux différences, synthétisés donnent la possibilité

d'appliquer les stratégies de commande non linéaire à l'unité de conditionnement d'air.

RÉFÉRENCE

- [1] L. D. Albright, R.S Gates, K.G Aravantis and A.E. Drysdale, 2001. "Environment Control for Plants on Earth and Space," IEEE Control Systems Magazine, pp. 28-47, October 2001.
- [2] S.A. Billings. Identification of a non linear systems- a survey. Proceedings of the IEE, part D, 127, 272-285, 1980
- [3] S.A Billings –M.B. Fadzil. The practical identification of non-linear systems. IFAC Symp. Ident. & Syst. 155-160, Purt. Est. York, 1985
- [4] S.A. Billings – M.B. Fadzil, J.L. Sulley, P.M. Johnson. Identification of a non linear difference equation model of an industriel Diesel generator. Mecanical Systems and Processings 2, 59-76, 1989
- [5] Billings SA, Korenberg MJ, Chen S. Identification of nonlinear output-affine systems using an orthogonal least squares algorithm. Int J Syst Sci, 19:1339–568, 1988.
- [6] Billings SA, Tsang KM. Spectral analysis of nonlinear systems— Part I. Parametric nonlinear spectral analysis. J Mech Syst Signal Process, 3(4):319–39. 1989.
- [7] G. Chassériaux, R. Tawegoum, and M. Lelièvre "Thermal simulation of an air conditioning unit based on a heating system and humid corrugated pad. 20th International Congress of Refrigeration" – Sidney (Australia)– sept. Paper code 720, 1990.
- [8] S. Chen – S.A. Billings, Prediction error estimation algorithm for non-linear output Int. –system J. Control, 47, 309-332, [1989].
- [9] H. Diaz- A.A. Deroschers. Modelling of non linear discret-time systems from input-output data. IFAC 10th Triennial world Congress, 221-226, Munich, FRG, [1987].
- [10] J.M. Hansen, and K. Hogh Schmidt. "A computer controlled chamber system design for greenhouse microclimatic modelling and control. " Proc. Int. Sym.on Plant Production in closed Ecosystems. Acta Horticulturæ, n°440, ISHS, pp. 105-110., 1996.
- [11] P. Jones, J.W. Jones, L.H. Allen, and J.W. Mishve "Dynamic computer control of closed environmental plant growth chambers, " Design and Verification. Transaction of ASAE. (American Society of Agricultural Engineers), pp. 879-888, 1984.
- [12] M. Kortmann -H. Unbehauen. Identification methods for non linear MISO systems. IFAC 10th Triennial World Congress, 233-238, Munich, FRG, 1987.
- [13] Korenberg MJ, Billings SA, Liu YP. An orthogonal parameter estimation algorithm for nonlinear stochastic systems. Int J Control 1988;48:193–210.
- [14] I.J. Leontaritis – S.A. Billings. Input-Output parametric models for non linear systems. Part 1: Deterministic non-linear systems; Part 2: Stochastic non linear systems. Int. J. Control, 41, 303-344, 1985.
- [15] I.J. Leontaritis – S.A. Billings. Experiment design and identifiability for non linear systems. International Journal of System Sciences. 18, 189-202, 1989.
- [16] K.Z. Mao, S.A. Billings. Algorithms for model structure detection in non linear dynamic system identification. International Journal Control, Vol. 68, No.2, 311-330, 1997.
- [17] R.Riadi, R.Tawegoum. A.Rachid, G.Chassériaux "Modeling and Identification of a Passive Air-Conditioning Unit using the Operating Dependent Parameters-Structure". Accepted in Multiconférence CESA-2006: Computational Engineering in Systems Application, Beijing, Chine-4-6 Octobre 2006.
- [18] E.D Sontag. Realisation theory of discrete-time non linear systems: part I, the bounded case. IEEE trans. On circuits and systems, vol 26, 342-356, 1979.
- [19] R. Tawegoum, R. Teixeira and G. Chassériaux. "Simulation of humidity control and temperature tracking in a growth chamber using a passive air conditioning unit," Contol Engineering Practice Journal, 14/8, 853-861, 2006.
- [20] R. Tawegoum, B. Lecointre, G. Chassériaux. "A linear parametric model of an air conditioning unit with operating point dependent parameters under nearly steady weather conditions," 5 th Vienna Symposium on Mathematical Modelling, Vienna-Austria, February 2006, Mech, 3.1-3.8, February 2006.