



HAL
open science

Les réseaux de neurones pour la modélisation et le contrôle du procédé d'évaporation : expérimentations et applications industrielles en sucrerie de canne

Michel Benne

► **To cite this version:**

Michel Benne. Les réseaux de neurones pour la modélisation et le contrôle du procédé d'évaporation : expérimentations et applications industrielles en sucrerie de canne. Génie des procédés. Université de la Réunion, 1999. Français. NNT : . tel-00452018

HAL Id: tel-00452018

<https://theses.hal.science/tel-00452018>

Submitted on 1 Feb 2010

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.

Numéro d'ordre :

UNIVERSITE DE LA REUNION
FACULTE DES SCIENCES ET TECHNOLOGIES

Thèse présentée par

Michel Benne

pour obtenir le titre de Docteur de l'Université de La Réunion

Discipline : Génie des Procédés

**Les réseaux de neurones pour la modélisation et le
contrôle du procédé d'évaporation : expérimentations
et applications industrielles en sucrerie de cannes**

Soutenue : le samedi 10 juillet 1999

Composition du jury :

Mme A. Cheruy, Professeur	Présidente
M. G. Defaye, Professeur	Rapporteur
Mme M.-V. Le Lann, Professeur	Rapporteur
M. P. Hervé, Professeur	Directeur de Thèse
Mme B. Grondin-Perez, Maître de Conférences	Examineur
M. J.-D. Lan-Sun-Luk, Maître de Conférences	Examineur
M J.-C. Pony, Directeur de la Sucrerie de Bois Rouge	Invité
M. R. Lionnet, Ingénieur de Recherche au SMRI	Invité

Avant propos

Ces travaux ont été réalisés au sein de l'équipe énergétique et conduite des procédés du Laboratoire de Génie Industriel de l'Université de La Réunion dans le cadre d'une convention de recherche-développement réunissant le L.G.I. et la Sucrierie de Bois Rouge du Groupe Bourbon.

Avant tout, je tiens à dire aux membres de ma **Tribu** combien leur présence a compté pour moi pendant cette tranche de vie qui restera associée à ma thèse. J'ai une pensée particulière pour deux d'entre eux qui ne sont pas arrivés au terme du voyage.

Je ne peux citer ici tous ceux qui ont œuvré à l'aboutissement de mon travail.

Je remercie vivement :

Monsieur le Professeur Patrick Hervé, Directeur du L.G.I. et Monsieur Jean-Pierre Chabriat, Responsable de l'équipe E.C.P., qui m'ont fait l'honneur de diriger mes travaux de recherche,

Monsieur le Professeur Guy Defaye et Madame le Professeur Marie-Véronique Le Lann pour avoir accepté d'examiner mes travaux et pour leur aide précieuse dans la mise en forme définitive de ce manuscrit,

Madame le Professeur Arlette Chérury qui nous a fait l'honneur de présider le Jury,

Madame Brigitte Grondin-Perez, à l'origine de mon « apprentissage » des réseaux de neurones, qui m'a initié à leur implémentation et à leur application au génie des procédés,

Monsieur Jean-Daniel Lan-Sun-Luk, pour l'encadrement du Projet I-MEDIA et l'appui scientifique qu'il m'a apporté sur les méthodes d'optimisation,

Monsieur Jean-Claude Pony, Directeur de la Sucrierie de Bois Rouge, pour avoir accepté de participer au Jury et surtout pour la confiance qu'il nous témoigne dans la conduite des projets de recherche industrielle que nous entreprenons à Bois Rouge,

Monsieur Raoul Lionnet, Ingénieur de Recherche au Sugar Milling Research Institute d'Afrique du Sud, pour ses critiques constructives sur l'analyse des procédés sucriers,

Monsieur Jean-Paul Dijoux, Ingénieur de Recherche au C.E.R.F.¹, avec lequel j'ai eu beaucoup de plaisir à collaborer en informatique industrielle sur le site de Bois Rouge,

Monsieur Charles Bernard, Responsable de la régulation à la Sucrierie de Bois Rouge, pour sa coopération efficace et ses interventions rapides, ainsi qu'à l'ensemble du personnel de la sucrierie.

J'adresse un clin d'œil amical à l'ensemble des membres des équipes Instrumentation et Traitement du Signal et Energétique et Conduite des Procédés, ainsi qu'à Alain Shum-Sheong-Sing du L.C.S.N.S.A.² et à Yannis Hoarau du Département de Physique, avec lesquels j'ai eu beaucoup de plaisir à échanger des réflexions théoriques aux questionnements métaphysiques durant les pauses café et autres *tea time*.

J'exprime enfin mon amitié à mes compagnons de voyage, Laurent, Richard, Christelle et Pierre avec lesquels j'ai partagé au quotidien les doutes et les espoirs des papillons en devenir, les séances de travail nocturne et quelques instants de détente sportive. Que l'aventure continue !

Et je n'oublierai pas Catherine Cassabois qui a toujours répondu avec gentillesse et promptitude à mes caprices de dernière minute (les courriers et les fax urgents, c'est toujours pour hier).

¹ Syndicat des sucriers de La Réunion

² Laboratoire de Chimie des Substances Naturelles et des Sciences des Aliments

Table des matières

Résumé — Abstract	7
Nomenclature et abréviations	9
Introduction	15
1. Le procédé d'évaporation - Description du procédé et de l'environnement expérimental à Bois Rouge	19
1.1 Une étape dans la fabrication du sucre	19
1.1.1 La préparation	20
1.1.2 L'extraction	21
1.1.3 L'épuration	22
1.1.4 L'évaporation	23
1.1.5 La cristallisation	23
1.1.6 Le séchage	24
1.2 Le procédé d'évaporation	24
1.2.1 Description physique	24
1.2.2 Description phénoménologique : synthèse des équations d'un modèle de connaissance	28
1.3 Le procédé d'évaporation à Bois Rouge	34
1.3.1 Un procédé en 5 effets	35
1.3.2 L'instrumentation	37
1.3.3 Les fonctions de surveillance et de collecte des informations	42
2. Les réseaux de neurones pour la modélisation des procédés industriels.	
Formalisme et méthodes d'identification	47
2.1 Classification des modèles	47
2.1.1 Généralités	48
2.1.2 Modélisation d'un procédé industriel	49

2.2	La modélisation systémique. Résultats de l'approche linéaire	49
2.2.1	Définition du système	50
2.2.2	Conditionnement des informations	50
2.2.3	Structure du modèle	53
2.3	Les réseaux de neurones	55
2.3.1	Généralités	55
2.3.2	L'élément de base	56
2.3.3	L'association en réseau	56
2.3.4	Les fonctions d'activation	57
2.3.5	Topologie et structure	57
2.3.6	Identifiabilité, discernabilité et hiérarchisation des informations	59
2.4	L'estimation des paramètres d'un réseau de neurones	61
2.4.1	Le critère d'erreur et les conditions d'arrêt	61
2.4.2	Les méthodes d'erreur d'estimation	62
2.4.3	Les algorithmes évolutifs	66
2.5	La validation d'un modèle neuronal	66
3.	<i>Modèles à réseau de neurones du procédé d'évaporation à Bois Rouge - Identification et résultats</i>	69
3.1	La description du procédé. Hypothèses	69
3.1.1	Description physique	70
3.1.2	Hypothèses	70
3.1.3	Description systémique	71
3.2	Les données expérimentales	73
3.2.1	Collecte et archivage des données expérimentales	73
3.2.2	Conditionnement des informations	74
3.2.3	Echantillonnage	75
3.3	L'environnement de développement et les choix de modélisation	77
3.3.1	Organigramme de la procédure d'identification	77
3.3.2	Perspectives d'implantation en site industriel	77
3.3.3	Choix de modélisation	79
3.3.4	Algorithmes d'optimisation	80

3.4	Les modèles série-parallèles	81
3.4.1	Modèles série-parallèles d'un effet	81
3.4.2	Estimateur de \mathbf{Bx}_j^s en sortie du multiple-effets	91
3.4.3	Modèle bouclé du cinquième effet	93
3.4.4	Modèle bouclé du multiple-effets	95
3.5	L'évaluation et les perspectives d'application	98
4.	<i>Contrôle du procédé d'évaporation en multiple-effets - Problématique de l'automatisation</i>	99
4.1	Problématique de l'automatisation du procédé d'évaporation	99
4.1.1	Objectifs et critères de performance d'une commande	100
4.1.2	Contraintes et exigences du procédé en multiple-effets	100
4.1.3	Synthèse d'une commande automatique	101
4.2	Contrôle-commande de l'évaporation. Etat de l'art	102
4.2.1	Régulation P.I.D.	102
4.2.2	Commandes avancées	104
4.2.3	Approche systémique	105
4.3	La commande prédictive par modèle interne (Richalet 1993)	106
4.3.1	Principes de la C.P.M.I.	106
4.3.2	Ajustements de l'algorithme	108
4.3.3	Commande prédictive non-linéaire à modèle neuronal	108
4.4	Les paramètres de la commande	111
5.	<i>Automatisation du procédé d'évaporation de la sucrerie de Bois Rouge - Mise en œuvre et simulation d'une commande prédictive à modèle neuronal</i>	113
5.1	Le contrôle du procédé d'évaporation en multiple-effets	113
5.1.1	Stratégie de contrôle-commande à Bois Rouge	114
5.1.2	Limites des réglages de la régulation à Bois Rouge	117
5.1.3	Proposition d'un schéma de commande avancée	119
5.2	La commande prédictive du procédé d'évaporation de Bois Rouge	119
5.2.1	Modèle prédictant	120
5.2.2	Variables manipulables et variables manipulées	120
5.2.3	Détermination d'une variable de commande pertinente	120
5.2.4	Calcul de la commande	122
5.2.5	Application de la commande	122

5.3	Simulation de la commande prédictive à partir des données expérimentales du quintuple-effets de la sucrerie de Bois Rouge	123
5.3.1	Structure du modèle et paramètres de la commande	123
5.3.2	Résultats de simulation	124
5.4	L'évaluation et les perspectives d'implantation in situ	129
	<i>Conclusion</i>	<i>131</i>
	<i>Bibliographie</i>	<i>133</i>
	<i>Annexes 1. Compléments de technologie sucrière</i>	<i>139</i>
	<i>Annexes 2. Compléments mathématiques</i>	<i>149</i>
	<i>Annexes 3. Quelques enregistrements des campagnes 1997 et 1998</i>	<i>157</i>

Même poursuivi
le papillon
ne semble jamais pressé

Garaku, Paroles du Japon
Albin Michel

Aux papillons je propose
d'être mes compagnons
de voyage

Shiki, Paroles du Japon
Albin Michel

*Les réseaux de neurones pour la
modélisation et le contrôle du procédé
d'évaporation : expérimentations et
applications industrielles
en sucrerie de cannes*

*Neural networks for
modelling and predictive control of an
evaporation process : tests and
industrial applications
in cane sugar mill*

Discipline : Génie des Procédés

Discipline : Process Engineering

Mots clés : Procédé d'évaporation, sucrerie de cannes, modèles mathématiques, réseaux de neurones, contrôle de procédés industriels, commande prédictive

Keywords : Process of evaporation, sugar cane factory, mathematical model, neural networks, process control, predictive control

Résumé

Abstract

Ce travail de recherche, consacré à la synthèse d'une commande prédictive à modèle neuronal du procédé d'évaporation en multiple-effets, s'inscrit dans la continuité des travaux menés au L.G.I. depuis plusieurs années.

Le mémoire de thèse s'articule en cinq chapitres : le premier présente l'atelier d'évaporation dans la chaîne de fabrication du sucre et les développements théoriques et expérimentaux nécessaires à l'identification d'un modèle dynamique du procédé. Le chapitre 2 pose les bases théoriques du transfert technologique que constitue l'application des réseaux de neurones pour la modélisation et le contrôle des procédés industriels. La première partie de ce transfert technologique, décrite dans le chapitre 3, concerne l'identification de modèles du procédé d'évaporation à partir de données expérimentales issues des campagnes de mesure — menées à la sucrerie de Bois Rouge, La Réunion en 1997 et 1998 — et la simulation des modèles identifiés. Dans le chapitre 4, la problématique de l'automatisation du procédé, confrontée aux limites rencontrées par les schémas de régulation traditionnels, justifie la mise en œuvre d'une stratégie de commande avancée. Cette démarche, qui constitue la deuxième partie du transfert technologique que nous avons entrepris, aboutit à la mise en œuvre d'un schéma de commande prédictive mono variable basée sur un modèle à réseau de neurones, testé en simulation dans le chapitre 5. L'ensemble des résultats de simulation sont prometteurs, ce qui permet d'envisager l'implantation d'une stratégie similaire in situ dans les meilleurs délais.

This research work, devoted to the synthesis of a neural network model based predictive command of a multiple-effect evaporation process, is in keeping with the continuation of the research works undertaken for several years within the Industrial Engineering Laboratory.

The thesis consists in five chapters. The first one presents the evaporation stage in the production line, as well as both the theoretical and experimental developments required in order to identify a dynamic model of the plant. Chapter two lays the theoretical foundation of the technological transfer made up of the implementation of neural networks for the modelling and control of industrial processes. The first part of this technological transfer, described in chapter three, deals with the identification of evaporation process, as well as the simulation of identified models. These one has been identified using experimental data collected during measurement campaigns at the sugar factory of Bois-Rouge, Reunion Island, in 1997 and 1998. In chapter four, the problematic of the process control, confronted with the limits encountered by the traditional regulation schemes, warrant the implementation of a advanced control strategy. This approach, which makes up the second part of the technological transfer undertaken, leads us to the implementation of a mono variable predictive command scheme of the plant, based on a neural network model, which is tested through simulations in chapter five. The comprehensive results of the simulations are promising, which allows us to consider the implementation of a similar strategy in situ very soon.

Laboratoire de Génie Industriel, Faculté des Sciences et Technologies, Université de La Réunion

Nomenclature

Norme typographique

Par souci de cohérence entre les légendes des représentations graphiques et le texte, nous avons décidé d'écrire les nombres décimaux avec des points, conformément à la norme typographique anglo-saxonne adoptée par les logiciels scientifiques.

Indices et exposants (fluides caloportés)

C, c	condensat
E, e	fluide entrant
J, j	jus
JAE	jus avant évaporation
S, s	fluide sortant
VC, vc	vapeur de chauffe
vj, v,j	vapeur émise par le jus en ébullition

Variables thermodynamiques et mesures expérimentales

Bx	Brix du jus (Brix réfractométrique)	Bx
C_{pj}	capacité calorifique spécifique du jus	$J.kg^{-1}.K^{-1}$
D_j^e	débit massique de jus à l'entrée de l'évaporateur	$kg.s^{-1}$
D_j^s	débit massique de jus à la sortie de l'évaporateur	$kg.s^{-1}$
D_{vj}^s	débit massique de vapeur d'eau émise par le jus	$kg.s^{-1}$
D_{vc}^e	débit massique de vapeur de chauffage à l'entrée de l'évaporateur	$kg.s^{-1}$
D_c^s	débit massique d'eau condensée à la sortie de l'évaporateur	$kg.s^{-1}$
D_{vj}^p	débit massique de vapeur émise par le jus et prélevée pour d'autres procédés	$kg.s^{-1}$
D_{vc}^+	débit massique de vapeur émise par le jus, prélevée par l'effet suivant	$kg.s^{-1}$

H_j	enthalpie globale du jus au sein de l'évaporateur	J
h_j	enthalpie spécifique du jus au sein de l'évaporateur	J.kg ⁻¹
H_{vj}	enthalpie globale de la vapeur d'eau émise par le jus au sein de l'évaporateur	J
h_{vj}	enthalpie spécifique de la vapeur émise par le jus au sein de l'évaporateur	J.kg ⁻¹
H_{vc}	enthalpie globale de la vapeur d'eau de chauffage au sein de l'évaporateur	J
h_{vc}	enthalpie spécifique de la vapeur d'eau de chauffage au sein de l'évaporateur	J.kg ⁻¹
H_c	enthalpie globale de l'eau condensée de chauffage au sein de l'évaporateur	J
h_c	enthalpie spécifique de l'eau condensée de chauffage au sein de l'évaporateur	J.kg ⁻¹
h_j^e	enthalpie spécifique du jus à l'entrée de l'évaporateur	J.kg ⁻¹
h_j^s	enthalpie spécifique du jus à la sortie de l'évaporateur	J.kg ⁻¹
h_{vj}^s	enthalpie spécifique de la vapeur d'eau émise par le jus à la sortie de l'évaporateur	J.kg ⁻¹
h_{vc}^e	enthalpie spécifique de la vapeur d'eau de chauffage à l'entrée de l'évaporateur	J.kg ⁻¹
h_c^s	enthalpie spécifique de l'eau condensée de chauffage à la sortie de l'évaporateur	J.kg ⁻¹
k_{ech}	coefficient de transfert thermique global de l'évaporateur	W.°C ⁻¹ .m ⁻²
M_j	masse de jus dans l'évaporateur	kg
M_{vj}	masse de vapeur d'eau émise par le jus dans l'évaporateur	kg
M_{vc}	masse de vapeur de chauffage dans l'évaporateur	kg
M_c	masse d'eau condensée dans le réseau de chauffage de l'évaporateur	kg
M_e, M_{H_2O}	masse molaire de l'eau	kg.mol ⁻¹
M_s	masse molaire du saccharose	kg.mol ⁻¹
P_{vj}	pression de la vapeur d'eau émise par le jus au sein de l'évaporateur	bar
P_{vc}	pression de la vapeur d'eau de chauffage au sein de l'évaporateur	bar
$P_{vj}^s (P_{VP})$	pression de la vapeur d'eau émise par le jus à la sortie de l'évaporateur (pression de vapeur prélevée)	bar
P_{vc}^e	pression de la vapeur d'eau de chauffage à l'entrée de l'évaporateur	bar
T_j^e	température du jus à l'entrée de l'évaporateur	°C

T_j^s	température du jus à la sortie de l'évaporateur	°C
T_{vj}^s	température de la vapeur d'eau émise par le jus à la sortie de l'évaporateur	°C
T_{vc}^e	température de la vapeur d'eau de chauffage à l'entrée de l'évaporateur	°C
T_c^s	température d'eau condensée de chauffage à la sortie de l'évaporateur	°C
T_{vj}	température de la vapeur d'eau émise par le jus au sein de l'évaporateur	°C
T_{vc}	température de la vapeur d'eau de chauffage au sein de l'évaporateur	°C
T_j	température du jus au sein de l'évaporateur	°C
T_{vj}	température de la vapeur d'eau émise par le jus au sein de l'évaporateur	°C
T_c	température de l'eau condensée de chauffage au sein de l'évaporateur	°C
T_{vc}	température de la vapeur d'eau de chauffage au sein de l'évaporateur	°C
T_{ebj}	température d'ébullition du jus au sein de l'évaporateur	°C
V_{vj}	volume de vapeur d'eau émise par le jus au sein de l'évaporateur	m ³
V_j	volume de jus au sein de l'évaporateur	m ³
V_{vc}	volume de vapeur d'eau de chauffage au sein de l'évaporateur	m ³
V_c	volume d'eau condensée de chauffage au sein de l'évaporateur	m ³
x_s	fraction massique de saccharose dans le jus au sein de l'évaporateur	
x_s^e	fraction massique de saccharose dans le jus à l'entrée de l'évaporateur	
x_s^s	fraction massique de saccharose dans le jus à la sortie de l'évaporateur	
x_e	fraction massique d'eau dans le jus au sein de l'évaporateur	
x_e^e	fraction massique d'eau dans le jus à l'entrée de l'évaporateur	
x_e^s	fraction massique d'eau dans le jus à la sortie de l'évaporateur	
a_0	constante de l'expression $X_{mole} = f(T_{ebj}, P_{vj})$	
b_0	constante de l'expression $X_{mole} = f(T_{ebj}, P_{vj})$	

c_0	constante de l'expression $X_{mole} = f(T_{ebj}, P_{vj})$	
a	constante de l'expression $P_v = f(T_v)$	
b	constante de l'expression $P_v = f(T_v)$	
c	constante de l'expression $P_v = f(T_v)$	
	puissance thermique échangée entre vapeur de chauffe et jus	W
v_j	masse volumique de la vapeur d'eau émise par le jus au sein de l'évaporateur	$kg.m^{-3}$
c	masse volumique de l'eau condensée de chauffage au sein de l'évaporateur	$kg.m^{-3}$
j	masse volumique du jus au sein de l'évaporateur	$kg.m^{-3}$
vc	masse volumique de la vapeur d'eau de chauffage au sein de l'évaporateur	$kg.m^{-3}$

Formalisme mathématique

<i>C.P.M.I.</i>	commande prédictive à modèle interne
$e()$	erreur d'estimation
<i>EQM</i>	écart quadratique moyen
$g()$	gradient de l'erreur d'estimation
I	matrice identité
$J()$	matrice jacobienne de l'erreur d'estimation
k	indice d'itérations (espace temps discrétisé)
$H()$	matrice hessienne de l'erreur d'estimation
H_c, H_p	horizons de commande et de prédiction de l'algorithme de <i>C.P.M.I.</i>
<i>L.M.</i>	algorithme de Levenberg-Marquardt
$M, M()$	modèle, modèle paramétré par
<i>M.C.R. (TRA)</i>	algorithme des moindres carrés récurrents à trace constante
<i>M.C.R. (FPE)</i>	algorithme des moindres carrés récurrents avec facteur de pondération exponentiel
<i>M.I.S.O.</i>	multi entrées mono sortie
<i>M.I.M.O.</i>	multi entrées multi sorties
n_a	ordre de régression sur les sorties bouclées (Y ou \hat{Y})
n_b	ordre de régression sur les entrées (X)
n_k	vecteur des retards purs entre sorties et entrées d'un R.N.
R.N.	réseau de neurones
S, S	système modélisé par $M()$
<i>S.I.S.O.</i>	mono entrée mono sortie
t	variable temps
T_{me}	période des acquisitions

\mathcal{H}	matrice des variables thermodynamiques
U, u	vecteur des variables manipulées
$\mathbf{V}(\)$	critère d'erreur (fonction de coût) des méthodes d'erreur d'estimation
\mathcal{V}	vecteur des variables thermodynamiques
X	vecteur des variables d'observation
Y	vecteur des sorties du procédé
$\hat{Y}, \hat{\mathbf{y}}$	vecteur des sorties du modèle
\mathbf{y}_C	profil de consigne
\mathbf{y}_R	trajectoire de référence
et	coefficients de pondération de l'algorithme de <i>C.P.M.I.</i>
	paramètre de relaxation de l'algorithme de Levenberg-Marquardt
	vecteur des coefficients de pondérations d'un R.N.

A bréviations

<i>A.C.P.</i>	Afrique Caraïbe Pacifique
<i>A.P.I.</i>	Automate Programmable Industriel
<i>B.O.Z.</i>	Bloqueur d'Ordre Zéro
<i>C.E.R.F.</i>	Centre d'Essai, de Recherche et de Formation (Syndicat des sucriers de La Réunion)
<i>CTBR</i>	Centrale Thermique de Bois Rouge
<i>D.D.E.</i>	Dynamic Data Exchange
<i>D.O.M.</i>	Département d'Outre-Mer
<i>G.B.</i>	Groupe Bourbon
<i>I-MEDI.</i>	Interface under Multitask Environment for Digital Industrial Applications
<i>I.R.I.S.</i>	Institut de Recherche de l'Industrie Sucrière
<i>L.C.S.N.S.A.</i>	Laboratoire de Chimie des Substances Naturelles et des Sciences des Aliments
<i>L.G.I.</i>	Laboratoire de Génie Industriel
<i>P.I.B.</i>	Produit Intérieur Brut
<i>P.I.D.</i>	régulateur à fonctions Proportionnelle, Intégrale et Dérivée
<i>S.B.R.</i>	Sucrerie de Bois Rouge
<i>S.C.S.</i>	Station de Conduite et de Supervision
<i>S.M.R.I.</i>	Sugar Milling Research Institute (Durban, Afrique du Sud)
<i>TCH</i>	Tonne de Cannes par Heure
<i>T.M.C.</i>	Transferts de Masse et de Chaleur
<i>T.V.F.M.</i>	évaporateur à Tube Vertical à Flot Montant
<i>U.R.</i>	Université de La Réunion

I ntroduction

1. Le contexte mondial

Avec une production mondiale de 100 millions de tonnes par an, le sucre reste l'une des denrées alimentaires majeures sur le plan mondial. Après une période de croissance proportionnelle à celle de la démographie jusqu'en 1979, la consommation mondiale a subi une légère régression vers le milieu des années 80. Aujourd'hui elle se stabilise entre 18 et 20 kg par an et par habitant. Néanmoins cette moyenne dissimule l'évolution des comportements alimentaires qui a fortement influencé le marché du sucre mondial au cours des 30 dernières années. La consommation de sucre de bouche (consommation directe), qui représentait 70 % de la consommation totale dans les années 60, a diminué en faveur de la consommation industrielle. Cette dernière absorbe maintenant 45 à 50 % de la production. Actuellement les pays en voie de développement (auxquels sont rattachés les pays de l'Est et la C.E.I.), où les habitudes alimentaires sont encore largement dictées par les influences culturelles, représentent plus de la moitié de la consommation mondiale, ce qui assure le maintien de la consommation directe à environ 55 %. En revanche la consommation industrielle est corrélée aux revenus. Dans les pays à faible P.I.B. (Inde, Pakistan, Indonésie, Thaïlande), une production en constante progression de sucre de basse qualité¹ a permis un développement de la consommation industrielle 10 fois supérieur à celui des pays industrialisés. Pourtant la consommation de ces pays à fort P.I.B. (Europe de l'Ouest, Amérique du Nord), dopée par la fabrication de produits sucrés essentiellement destinés à l'exportation, continue de croître (2.85 % par an). Mais cette croissance profite davantage aux édulcorants de synthèse, moins coûteux, qu'au sucre de qualité jusqu'alors majoritaire en occident.

Dans l'avenir la concurrence de ces produits de synthèse, qui assurent l'autosuffisance des pays occidentaux et la pénétration des sucres de basse qualité, font redouter une certaine détérioration de la qualité de la production industrielle, mais surtout un ralentissement de

¹ En 1995, la production de sucre de basse qualité, absorbée à hauteur de 70 % par la consommation de bouche, représentait environ 50 % de la production en Afrique. En Inde et dans le Sud-Est asiatique, elle représente presque totalité de la production.

l'expansion du marché du sucre de plantation (seulement 1.6 % par an). Dans ce cadre, la fabrication de sucres de qualité avec des coûts de production concurrentiels constitue un enjeu de taille, en particulier pour les pays producteurs de sucre de cannes dont la part de sucre de haute qualité est sérieusement déficitaire (Du Genestoux et al. 1995).

2. La situation régionale

Si le maintien des quotas et des subventions européens assure l'avenir de la production des *D.O.M.*, les sucres préférentiels spéciaux en provenance des pays *A.C.P.* sont plus compétitifs. A La Réunion la production annuelle de 200 000 tonnes de sucre environ (2 millions de tonnes de cannes) est partagée entre deux sucreries : la Sucrerie de Bois Rouge (*S.B.R.*) et la Sucrerie du Gol. Plus que jamais, l'avenir des deux dernières sucreries repose sur l'amélioration de la productivité et la baisse des coûts de production, afin de profiter d'un contexte mondial plutôt favorable encouragé par la demande croissante en sucres roux de nouveaux états raffineurs (Roumanie, Bulgarie). Pour profiter de cette dynamique et mettre l'accent sur la production de sucres de qualité, les producteurs locaux ont engagé ces dernières années des restructurations lourdes avec des temps importants de retours sur investissements. Mais ces efforts doivent être accompagnés par la politique d'aménagement du territoire, avec la poursuite de la restructuration des terres agricoles mises en danger par une urbanisation galopante à l'image de la démographie de l'île (Siegmond 1997). En somme, les actions prioritaires concernent autant les sucriers que les collectivités, d'autant que les rejets engendrés par la production du sucre de cannes représentent une source d'énergie renouvelable essentielle, particulièrement dans notre contexte insulaire. Sur un plan strictement industriel, ces actions prioritaires reposent sur l'optimisation des procédés et de la consommation énergétique, réalisables au prix d'efforts de recherche et d'évolution technologique.

3. Notre problématique de recherche

L'Université de La Réunion participe aux efforts de recherche-développement en collaboration avec le milieu industriel². Au *L.G.I.*, l'étude des procédés de fabrication du sucre a déjà fait l'objet de plusieurs travaux de recherche menés à la sucrerie de Beaufonds, fermée depuis 1995. Ces travaux concernent l'analyse énergétique de l'ensemble des procédés de fabrication (Chabriat 1993) et le développement d'une commande du procédé d'évaporation basée sur un modèle de connaissance (Cadet 1997).

² Collaboration entre la *S.B.R.*, le *L.G.I.* et le *L.C.S.N.S.A.*

Cette étude, consacrée à la synthèse d'un *modèle dynamique* et d'une *commande prédictive du procédé d'évaporation en multiple-effets*, s'inscrit dans la continuité de ces travaux.

Comme nous allons le voir dans le *chapitre 1*, la conception et la mise en pratique d'un modèle de connaissance détaillé du procédé d'évaporation s'avèrent fastidieuses et longues, particulièrement en milieu industriel. La complexité des phénomènes physico-chimiques mis en jeu et l'interdépendance d'opérations unitaires couplées par des transferts de masse et d'énergie illustrent la difficulté d'une approche phénoménologique. Basée sur une modélisation plus globale, l'approche systémique permet de limiter le nombre de fonctions à identifier (et les temps de calculs) et conduit à la conception de modèles de type "boîte noire", identifiés à partir des informations expérimentales qui caractérisent le comportement du procédé. A cet effet nous présentons le dispositif de communication en ligne que nous avons développé pour l'acquisition des données expérimentales nécessaires à l'identification.

Le *chapitre 2* pose les bases théoriques du transfert technologique que constitue l'application des modèles systémiques en milieu industriel. L'approche comportementale y est introduite sous l'angle des modèles linéaires décrits dans un espace paramétrique, pour faciliter la présentation des réseaux de neurones (*R.N.*) qui en sont un développement dans un espace de fonctions non-linéaires. La première partie de ce transfert technologique, décrite dans le *chapitre 3*, concerne l'identification de modèles du procédé d'évaporation à partir de données expérimentales issues des campagnes de mesure menées à la *S.B.R.* en 1997 et 1998, ainsi que la simulation des modèles identifiés.

Dans le *chapitre 4*, la problématique de l'automatisation du procédé, confrontée aux limites rencontrées par les schémas de régulation traditionnels, justifie la mise en œuvre d'une stratégie de commande avancée. Cette démarche, qui constitue la deuxième partie du transfert technologique que nous avons entrepris, aboutit à la mise en œuvre d'un schéma de commande prédictive mono variable basé sur un modèle à réseau de neurones, testé en simulation dans le *chapitre 5*.

1. Le procédé d'évaporation - Description du procédé et de l'environnement expérimental à Bois Rouge

Après une présentation générale de la sucrerie de cannes et du procédé d'évaporation, nous présentons les principales évolutions technologiques motivées par les gains de productivité, et les développements industriels qui en ont résulté. Cette présentation nous amène à préciser les contraintes opératoires auxquelles est soumis le procédé en multiple-effets et souligne la nécessité de modéliser son comportement dynamique en vue de la synthèse d'une commande avancée.

Dans cette perspective, nous commençons par une analyse macroscopique des transferts de masse et de chaleur mis en jeu, pour aboutir à une description phénoménologique succincte. Mais le caractère non-linéaire de cette description basée sur un système d'équations de bilan, de même que la nécessité d'identifier un certain nombre de paramètres semi-empiriques complémentaires, illustrent les difficultés d'implantation de cette approche et pénalisent son intégration dans un schéma de commande avancée. Face à ce constat, nous sommes amenés à jeter les bases d'une approche comportementale à partir des variables expérimentales représentatives du fonctionnement du procédé. Ensuite, la confrontation des contraintes expérimentales à nos exigences de modélisation nous permet de justifier nos choix en matière d'instrumentation. Enfin, avant d'aborder la modélisation du procédé, nous terminons la description de l'environnement expérimental par une présentation du dispositif d'acquisition et de traitement des données. Cette interface homme-procédé, développée pour des tâches d'acquisition, de supervision et de contrôle décentralisés, est un point d'ancrage de notre laboratoire dans la sucrerie.

1.1 Une étape dans la fabrication du sucre

La sucrerie de cannes est une unité de transformation d'une matière première, la canne à sucre, en un produit semi-fini, le sucre cristal.

Elle comporte 6 étapes principales (figure 1.1) :

- la préparation de la canne ;
- l'extraction du jus ;
- son épuration ;
- sa concentration par évaporation ;
- la cristallisation du sirop ;
- et le séchage du sucre cristal.

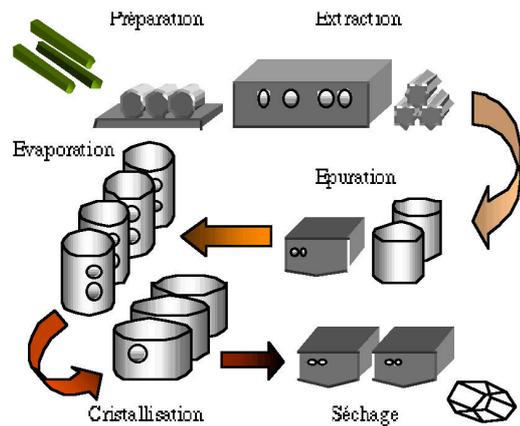


figure 1.1 : étapes de fabrication du sucre

Chacune de ces étapes dont nous ferons une description succincte (Hugot 1987, Chabriat 1993) a pour fonction de séparer le saccharose dissous des éléments qui entrent dans la composition de la canne (figure 1.2). La forte proportion d'eau à éliminer illustre l'importance de la séparation liquide-liquide réalisée par concentration au niveau de la quatrième étape : l'évaporation, qui fait l'objet d'une description plus détaillée au paragraphe 2.

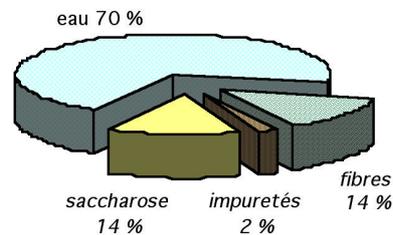


figure 1.2 : composition moyenne de la canne

1.1.1 La préparation

Les objectifs de la préparation sont multiples. A sa fonction première de préparation de la canne pour faciliter l'extraction du jus contenu dans les fibres, s'ajoutent l'élimination des impuretés physiques (roches, débris métalliques) et la régulation en amont du fonctionnement de la sucrerie. Ainsi les cannes subissent deux traitements préliminaires :

- des éboueurs assurent la régulation des volumes de cannes entraînés par les tables d'alimentation ;
- des séparateurs ont pour fonction l'élimination des débris rocheux et métalliques, ramassés avec les cannes lors de la récolte.

Afin d'effectuer l'extraction du jus, la préparation des fibres est réalisée avec l'action des Shredders : des broyeurs qui déchiquètent les cannes en fibres de sorte à obtenir une masse de cellules tendres ou de moelle mélangée à de longues fibres filiformes.

1.1.2 L'extraction

Dans la plupart des sucreries de cannes, la séparation jus-fibres se fait par broyage et imbibition au moyen d'une batterie de 4 à 6 moulins à 4 cylindres. Le premier moulin exerce une pression sèche qui assure l'extraction d'environ 80 % du jus, et rejette une bagasse qui contient encore du sucre, mais seulement 60 % d'humidité. Pour augmenter le rendement de l'extraction, la pression mécanique exercée par les cylindres des éléments suivants est combinée à l'imbibition des fibres suivant un procédé à contre-courant. Au niveau du dernier moulin, les fibres sont imbibées par de l'eau et le jus récupéré en sortie de chaque moulin est ensuite utilisé pour l'imbibition des fibres du moulin précédent, jusqu'au deuxième élément dont le jus de concentration plus élevée est mélangé au jus du premier moulin, pour être traité en clarification. Malgré l'apport de l'imbibition et des évolutions techniques importantes (régulation des moulins, rainurage des cylindres), le procédé d'extraction par pression présente des limitations, tant sur le plan chimique³ que sur le plan énergétique⁴.

Théoriquement le procédé d'extraction par diffusion présente un meilleur rendement. Outre un coût d'installation et d'entretien avantageux, la diffusion permet une diminution de la consommation énergétique (en moyenne 30 % d'économie ; Hugot 1987, van Hengel 1990). Le principe, basé sur l'échange de matière par osmose entre deux solutions de concentrations différentes, consiste à plonger les fibres dans l'eau ou dans une solution moins concentrée que le jus qu'elles contiennent. Les nombreuses configurations développées de par le monde (de Smet, B.M.A., Silver, Saturne) prennent toujours la forme de cuves assurant le transport des fibres plongées dans le liquide d'extraction. Le rendement de la diffusion étant déterminé par le temps de séjour des fibres imbibées dans la cuve, un parcours suffisamment long pour assurer une imbibition suffisante et un transfert optimal du saccharose suppose une consommation d'eau abondante. Là encore le procédé a fait l'objet d'améliorations techniques qui ont conduit au développement de diffuseurs à contre-courant. En fin de parcours, les fibres sont arrosées par de l'eau et tout au long du parcours jusqu'en amont, le jus plus concentré est utilisé pour l'arrosage des fibres plus riches. La mégasse⁵ en sortie du diffuseur est séchée afin d'obtenir une bagasse avec un taux d'humidité acceptable pour alimenter une

³ *Il y a une proportion de jus qu'il n'est pas possible d'extraire, malgré la multiplication du nombre de pressions et l'amélioration que constitue l'imbibition (Hugot 1987).*

⁴ *L'énergie mécanique mise en jeu par une batterie de moulins représente une part importante de l'énergie produite par la centrale co-génératrice (la puissance énergétique de chaque élément est d'environ 1000 kW).*

⁵ *C'est le nom donné à la bagasse gorgée d'eau en sortie de la diffusion (humidité > 70 %), très différente de la bagasse en sortie des moulins (humidité 45-50 %).*

centrale thermique co-génératrice. Souvent l'antériorité des moulins sur l'installation d'un procédé par diffusion permet de conserver 1 ou 2 éléments de la batterie de moulins réhabilités en répression (figure 1.3). Les moulins assurent alors l'extraction de l'excédent d'eau contenue dans la mégasse, lequel est utilisé pour l'imbibition en fin de diffusion.

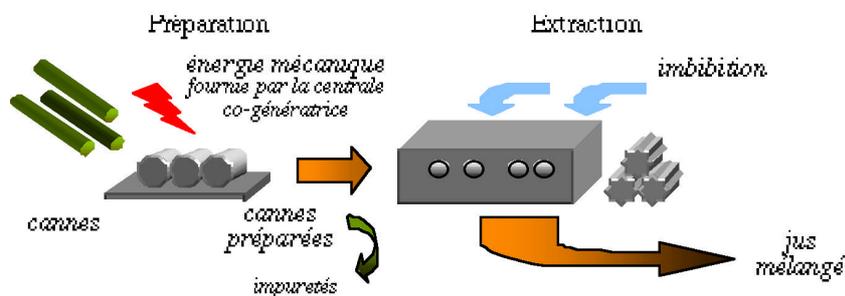


figure 1.3 : de la canne au jus mélangé

1.1.3 L'épuration

En sortie du procédé d'extraction, l'acidité du jus ($pH = 5.5$) et les impuretés physiques (résidus de bagasse, boues) et chimiques (acides organiques, amidon) qu'il contient imposent un traitement préliminaire à l'évaporation. Ce traitement se décompose en trois grandes étapes qui permettent successivement de réchauffer et de neutraliser la solution, d'éliminer le maximum d'impuretés et de le préparer à l'évaporation :

- les réchauffeurs sont des échangeurs à réseaux distincts et courants croisés (à faisceaux tubulaires ou à plaques) qui portent la solution préalablement tamisée à une température de 70 °C ;
- dans le chaudière, l'addition de lait de chaux ($H_2O + CaCO_3$) à la solution entraîne deux réactions : la neutralisation du pH et l'élimination du phosphate — issu du sol et des engrais — assimilé par la canne qui se précipite avec le calcium de la chaux. Ce précipité entraîne avec lui une partie des impuretés ;
- en sortie du chaulage, la température du jus est portée à environ 105 °C dans une nouvelle série de réchauffeurs. Le jus est ensuite dirigé vers les clarificateurs où se fait la séparation jus-impuretés chimiques précipitées par décantation. En sortie des clarificateurs, une dernière étape de réchauffage porte la température du jus clair de 100 à 125 °C , ce qui correspond au point d'ébullition du jus à l'entrée du procédé d'évaporation.

1.1.4 L'évaporation

L'évaporation, qui permet de passer d'un jus clair de faible concentration (12 %) à un sirop de concentration de 70 %, est considérée comme la première étape de la cristallisation. Le procédé ne fait l'objet que d'une seule opération unitaire (Villiermaux 1992), une séparation liquide-liquide, mais l'opération globale de concentration du soluté est réalisée à l'aide de plusieurs sous-opérations élémentaires associées en série selon le principe du multiple-effets (figure 1.4) :

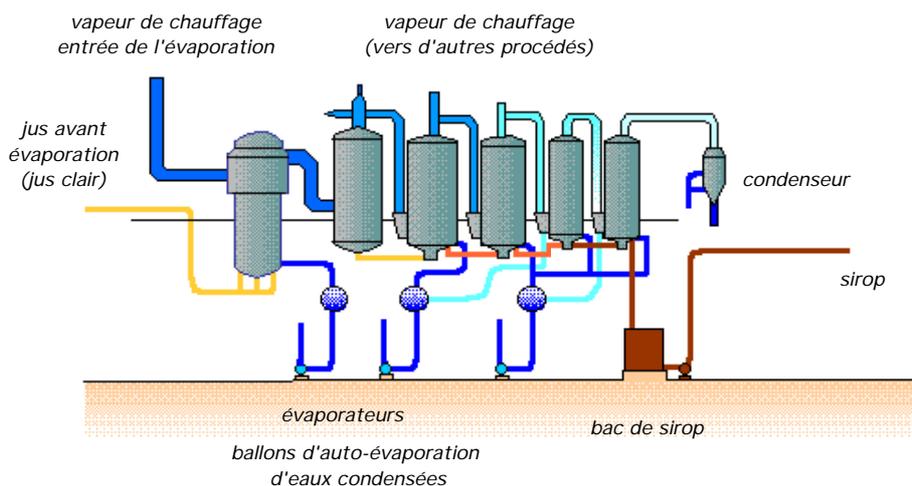


figure 1.4 : exemple d'un procédé d'évaporation en multiple-effets

Cette association en série de plusieurs évaporateurs permet d'apporter à moindre coût l'énergie nécessaire à la vaporisation du solvant par ébullition de la solution, tout en assurant la redistribution des vapeurs émises aux ateliers dépendants.

1.1.5 La cristallisation

En aval de l'évaporation, l'étape finale de transformation amène le sirop d'une concentration de 70 % jusqu'au point de sursaturation. Ces conditions de sursaturation sont indispensables à la formation et au grossissement de cristaux de sucre de forme régulière. En sortie des cristallisoirs, le produit obtenu — la masse cuite — est dirigé vers des malaxeurs qui achèvent la cristallisation en séparant les cristaux de la liqueur-mère. La recherche de l'épuisement maximal de la liqueur-mère avec une consommation minimale d'énergie a conduit au développement d'un procédé séquentiel. Deux ou 3 opérations successives assurent la fonction globale de cristallisation suivant une séquence à contre-courant : la progression du sirop, puis de la masse cuite, s'accompagne d'un appauvrissement de la liqueur-mère et de l'augmentation de la pureté du sucre produit. En sortie des appareils à cuire, des malaxeurs

assurent la poursuite de la cristallisation de la masse cuite et l'épuisement maximum de la liqueur-mère. Le sucre commercialisable est obtenu par la séparation des cristaux de la liqueur-mère épuisée dans des turbines centrifuges essoreuses.

1.1.6 Le séchage

La teneur en eau du sucre roux est d'environ 0.5 à 2 % en sortie des centrifugeuses. L'ultime opération de séchage des cristaux permet de descendre jusqu'à 0.1 à 0.2 %, ce qui assure une meilleure conservation du produit et un gain financier très supérieur à la perte de poids provenant de l'eau évaporée (Hugot 1987).

1.2 Le procédé d'évaporation

En sucrerie de cannes, la première étape de la cristallisation du sucre est réalisée par concentration de la solution de saccharose portée à ébullition : c'est l'évaporation. Cette séparation liquide-liquide requiert un important transfert d'énergie entre la solution portée à ébullition et un fluide de travail. Avant d'aborder l'analyse des transferts d'énergie et des flux de matière mis en jeu, nous proposons une description sommaire des dispositifs expérimentaux les plus fréquents en industrie agroalimentaire.

1.2.1 Description physique

Le transfert thermique entre deux réseaux est réalisé au moyen d'un échangeur de chaleur (cf. § 3.1.1. du *chapitre 3*). Un évaporateur est un échangeur de chaleur qui assure le transfert d'énergie entre le fluide caloporteur (fluide de travail) et la solution à évaporer. Ce transfert d'énergie permet de vaporiser la solution ou de la concentrer en vaporisant une fraction du solvant, parfois jusqu'au point de cristallisation. En pratique, l'opération unitaire est réalisée au moyen d'échangeurs thermiques qui assurent le transfert d'énergie nécessaire à l'évaporation. Les contraintes de productivité (rendement du transfert thermique) et économiques (rendement énergétique) sont à l'origine de nombreux développements industriels. Nous présentons les configurations les plus répandues en sucrerie de cannes.

1.2.1.1 Echangeurs thermiques

Il existe deux grandes familles d'échangeurs : les échangeurs à contact direct et les échangeurs à fluides séparés. Dans les évaporateurs à cuves où les réseaux communiquent, le transfert de chaleur relève uniquement de la convection entre les fluides en présence (Bricard et Tadrist 1996). Lorsque les réseaux sont distincts, l'échange d'énergie fait également intervenir la conduction au travers d'une paroi solide. Le sens de circulation des fluides de chaque côté de la paroi permet de définir des échangeurs à courants parallèles, à contre-

courants ou à courants croisés (Hewitt 1990, Sacadura 1993). Les échangeurs réalisent plusieurs fonctions à plusieurs étapes de transformation dans la sucrerie : le réchauffage du jus de cannes au niveau de l'atelier de clarification et sa concentration, du procédé d'évaporation jusqu'à l'atelier de cristallisation.

Les échangeurs à plaques (Vidil et al. 1990), longtemps délaissés au profit des échangeurs à tubes de type Robert (Coulson et Richardson 1987, Minton 1986, Billet 1989), sont progressivement adoptés en début de chaîne de fabrication pour la diminution du temps de séjour et les configurations modulaires qu'ils autorisent. Mais les évaporateurs à tubes verticaux à flot montant (*T.V.F.M.*), moins sujets à l'encrassement, restent les plus répandus (figure 1.5-a).

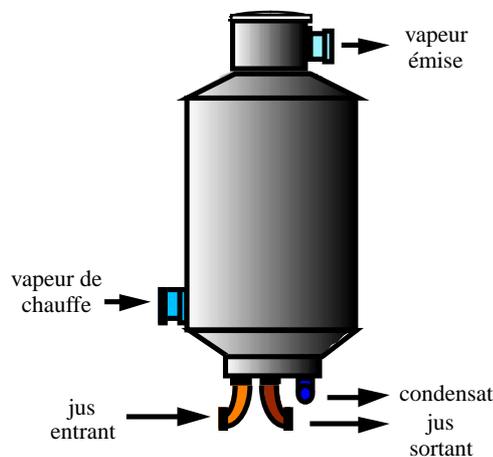


figure 1.5-a : un évaporateur *T.V.F.M.*

1.2.1.2 Configurations des évaporateurs *T.V.F.M.*

Au sein d'un évaporateur, la séparation jus-eau se fait par concentration de la solution (vaporisation du solvant). L'ébullition en tube résulte de la conjugaison de propriétés physico-chimiques (pression locale, viscosité), des conditions géométriques et de l'état de surface des tubes. Parmi ces conditions, le rapport de la longueur au diamètre des tubes compris entre 100 et 200 constitue un critère optimum (Badger 1946, Young et Allen 1995), ce qui limite le diamètre des tubes autour de 30 mm pour des hauteurs raisonnables des caisses verticales.

La capacité évaporatoire étant directement liée à la surface de chauffe, i.e. au diamètre des tubes, son augmentation est rendue possible par la multiplication des tubes de petit diamètre (souvent plusieurs milliers) qui constituent le faisceau. Ce faisceau de tubes est plongé dans une enceinte fermée dans la partie inférieure de la calandre où circule le fluide caloporteur (figure 1.5-b). La solution est injectée au pied de la calandre et grimpe dans le faisceau pour y être portée à ébullition.

En sortie du faisceau, la solution concentrée s'écoule par un puits d'évacuation, le déversoir (central le plus souvent) et la vapeur s'échappe au sommet de la calandre vers un dispositif condenseur en aval (ballon d'auto-évaporation). Afin d'éviter les risques d'entraînement des gouttelettes projetées par l'ébullition du jus, on préconise pour la calandre supérieure une hauteur de 1,5 à 2 fois la hauteur des tubes (Hugot 1987).

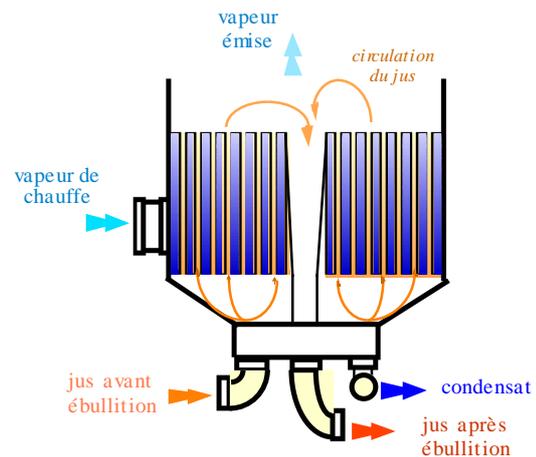


figure 1.5-b : description des écoulements mis en jeu dans un évaporateur T.V.F.M.

La conception d'un atelier d'évaporation doit répondre à un cahier des charges, résultat d'un compromis entre la capacité évaporatoire requise, l'énergie nécessaire, le pouvoir de condensation disponible et les conditions de fonctionnement imposées par les propriétés physico-chimiques de la solution. Souvent la surface de chauffe disponible avec un évaporateur ne permet pas de répondre à ce cahier des charges et la modification des conditions de pression et de température risque d'entraîner une dégradation du produit (cf. *annexes 1*). Une première solution réside dans la mise en mouvement de la solution (convection forcée). Mais ce type d'évaporateurs comporte des dispositifs mécaniques d'agitation qui représentent un investissement lourd à l'installation comme à l'entretien (Hewitt 1990). Plus largement utilisée en sucrerie, l'association en cascade de plusieurs évaporateurs couplés par des transferts de masse et d'énergie suivant le principe du multiple-effets est plus avantageuse.

1.2.1.3 Association en multiple-effets

Les diminutions successives de la tension de vapeur du premier au dernier effet permettent d'abaisser progressivement la température d'ébullition du jus de cannes. Cette technique permet ainsi d'atteindre deux objectifs :

- éviter les pertes de saccharose par inversion à haute température ;
- réaliser des économies d'énergie.

Chaque effet est un échangeur à contre-courant jus de canne-vapeur couplé aux effets amont et aval par des échanges de matière et d'énergie. Au niveau de premier effet, le jus clair issu de la clarification alimente le faisceau de tubes par le fond. En se condensant sur la paroi extérieure des tubes, la vapeur soutirée à la centrale co-génératrice d'énergie cède au jus la

quantité d'énergie nécessaire à son ébullition. La vapeur émise par la solution en ébullition de l'effet i est utilisée comme fluide de travail au niveau de l'effet $i+1$.

Une unité de vide connectée au niveau du dernier effet assure la progression du jus d'effet en effet et son ascension dans les tubes (effet grimpage). Au sommet des tubes, le jus concentré retombe au fond de la caisse par un circuit secondaire et alimente l'effet suivant. Le sirop produit en sortie du multiple-effets est envoyé en cristallisation (figure 1.6).

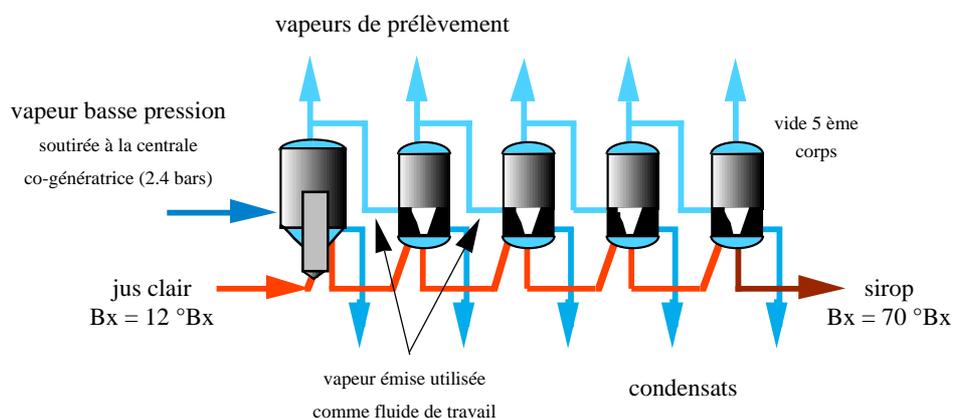


figure 1.6 : les fluides mis en jeu dans le procédé d'évaporation en multiple-effets

Naturellement le fonctionnement en multiple-effets impose un certain nombre d'aménagements. De fait, il en résulte une augmentation du temps de séjour qui peut également être à l'origine de la dégradation du produit — inversion du saccharose, coloration (Clarke 1995) —. Pour diminuer le temps de résidence global, il est d'usage d'installer des évaporateurs de type Kestner dont les caractéristiques géométriques⁶ assurent une vitesse de circulation importante de la solution à évaporer, et un transfert thermique de qualité. Le temps de séjour de l'ordre de 2 à 3 mn en général est diminué en dessous de la minute. Adapté au jus de faible concentration, le Kestner est souvent installé au début du multiple effet ou en pré-évaporation (Hugot 1987, Chen 1985). C'est d'ailleurs en sortie de la clarification où la température du jus est proche de sa température d'ébullition que les risques de dépasser la température critique sont les plus importants, et il convient de réaliser la première étape du processus de concentration sans risquer la détérioration du produit. En outre, la progression du jus dans ce procédé s'accompagne d'une évolution de ses caractéristiques (température, concentration, viscosité). Cette évolution nécessite une adaptation des caractéristiques géométriques des évaporateurs afin de répondre au mieux aux contraintes énergétiques et mécaniques, à chaque étape de la transformation. Sur les derniers effets, des tubes plus courts assurent la circulation du jus de concentration élevée dont la viscosité entraîne une perte de

charge sensible. Il existe un compromis entre la qualité des échanges d'énergie et les pertes de charge. Il y correspond à la fois un diamètre optimum du tube (ou un nombre de Reynolds optimum de l'écoulement) qui minimise la dégradation de l'énergie (Feidt 1987) et corrélativement des surfaces d'échange réduites adaptées à la diminution des besoins énergétiques (Chen 1985). Pour des diamètres déterminés la qualité du transfert énergétique est une fonction de la vitesse de l'écoulement (cf. *annexes 1*, modèle du transfert convectif intra-tubulaire). Afin de maintenir une vitesse de circulation du jus suffisante, le débit d'alimentation à l'entrée du multiple-effets doit être calculé pour compenser les pertes de charges dues à l'augmentation exponentielle de la viscosité au cours de la concentration (Berk et al. 1994).

Cette description de la physique du procédé et des contraintes sévères auxquelles est soumis le multiple-effets, illustre l'intérêt de la connaissance de son comportement dynamique et motive le développement d'un modèle de représentation. En premier lieu, une analyse des échanges de matière et d'énergie, intégrant les couplages entre ces opérations unitaires associées en série, ouvre la voie d'une description phénoménologique.

1.2.2 Description phénoménologique : synthèse des équations d'un modèle de connaissance

La concentration du jus — appelée Brix⁷ dans le milieu sucrier — est un paramètre clé dans un modèle de description du procédé d'évaporation. En simulation comme en commande, le modèle doit permettre le calcul du Brix du jus Bx_j^s en sortie de chaque effet.

Dans le cadre de cette description, nous proposons une nouvelle synthèse d'un modèle de connaissance adapté au procédé d'évaporation de la sucrerie de Bois Rouge, sur la base du modèle développé par Cadet (Cadet 1997). En effet, l'hypothèse des niveaux de jus maintenus constants dans les évaporateurs constitue une donnée essentielle dans l'écriture des équations différentielles régissant les variables d'état de ce modèle. Cette hypothèse était fondée dans le cas de l'étude de la station d'évaporation de l'ancienne usine de Beaufonds, où des boucles de régulation locales assuraient le maintien constant du niveau de jus au sein des évaporateurs. Compte tenu du schéma de régulation retenu par les industriels à Bois Rouge, cette hypothèse ne peut être retenue.

⁶ 5 à 9 m de long, 35 à 40 mm de diamètre.

⁷ La concentration des solutions de sucre s'exprime de plusieurs manières. En sucrerie de canne, le Brix est l'appellation la plus courante. Il exprime le pourcentage en poids (%) de sucre dans la solution (Bubnik et Kadlec 1995).

La synthèse que nous développons est basée sur les équations d'état d'équilibre interne (au sens thermodynamique) et des équations de bilans associées à un évaporateur. Le jus de canne est modélisé par un mélange binaire {eau, saccharose}. Nous négligeons l'influence des impuretés au niveau physico-chimique (le jus de canne n'est pas le siège de réaction chimique) et au niveau de la thermodynamique du procédé. Ainsi les variables intensives thermophysiques qui caractérisent l'état du jus de canne sont sa fraction massique en sucre x_s et sa température T_j .

1.2.2.1 Hypothèses de base

Rappelons les hypothèses qui conditionnent l'écriture du modèle de connaissance simplifié d'un évaporateur. Constitué de deux réseaux distincts dont les dynamiques sont liées par un transfert thermique de couplage, l'évaporateur est représenté par une enceinte remplie de jus en équilibre avec la vapeur d'eau émise. Le jus est réchauffé par cette chemise de vapeur au travers d'une paroi d'échange : le transfert thermique est caractérisé par un coefficient d'échange global k_{ech} .

Notre description repose sur huit hypothèses supplémentaires :

- H0 : le procédé est hors équilibre en régime dynamique
- H1 : chaque phase est en équilibre interne ainsi au sein de chaque phase la distribution spatiale de l'ensemble des variables intensives est homogène
- H2 : le jus de canne est considéré comme un système binaire {eau (e), saccharose (s)}
- H3 : le procédé n'est pas le siège de réaction chimique
- H4 : le transfert d'énergie entre les deux réseaux s'effectue exclusivement entre la vapeur de chauffage (vc) et le jus de canne (j) au travers d'une paroi d'échange
- H5 : les transferts thermiques entre l'évaporateur et son extérieur sont négligeables
- H6 : le jus de canne est en ébullition, sa température d'ébullition est fonction de la tension de vapeur et de la fraction massique en matière sèche (x_s)
- H7 : les propriétés physico-chimiques du jus de canne au sein de l'appareil et à sa sortie sont identiques
- H8 : les vapeurs sont assimilées à des gaz parfaits

L'objectif de ce modèle est de prévoir l'évolution de la concentration en sucre dans le jus en tenant compte de la dynamique du procédé. Etant données les hypothèses de la modélisation, les équations physiques associées et le choix des variables d'observation (entrée), d'état et de sortie du modèle, nous pouvons réduire le modèle à l'analyse du seul réseau associé au jus. En effet, la relation de couplage est prise en considération par la mesure de P_{vc} et l'introduction d'un paramètre k_{ech} à identifier.

Les équations présentées dans ce qui suit reprennent donc l'analyse physique du système {jus + vapeur d'eau émise}.

1.2.2.2 Synthèse des équations d'état et de bilans

- **Le sous-système jus**

équation de bilan de matière du jus de canne

$$\frac{dM_j}{dt} = D_j^e - D_j^s - D_{vj}^s \quad (1.1)$$

équation de bilan de saccharose du jus de canne

$$\frac{d(x_s M_j)}{dt} = x_s^e D_j^e - x_s^s D_j^s \quad \text{ou} \quad x_s \frac{dM_j}{dt} + M_j \frac{dx_s}{dt} = x_s^e D_j^e - x_s^s D_j^s \quad (1.2)$$

équation de bilan d'énergie du jus de canne

$$\frac{dM_j}{dt} h_j + M_j C_{pj} \frac{dT_j}{dt} + M_j \frac{h_j}{x_s} \frac{dx_s}{dt} = D_j^e h_j^e - D_j^s h_j^s - D_{vj}^s h_{vj}^s + k_{ech} (T_{vc} - T_j) \quad (1.3)$$

équation d'état reliant la fraction massique de saccharose à la température d'ébullition du jus

$$\frac{\frac{(1-x_s)}{M_e}}{\frac{(1-x_s)}{M_e} + \frac{x_s}{M_s}} = P_{vj} \exp \frac{b_0}{T_j + c_0} - a_0 \quad (1.4)$$

$$d'où \quad \frac{dx_s}{dt} = -(1-x_s) x_s + (1-x_s) \frac{M_s}{M_e} \frac{1}{P_{vj}} \frac{dP_{vj}}{dt} - \frac{b_0}{(T_j + c_0)^2} \frac{dT_j}{dt} \quad (1.5)$$

autres équations d'état explicites

$$\text{masse volumique du jus} \quad \rho_j = \rho_j(x_s, T_j) \quad (1.6)$$

$$\text{enthalpie du jus} \quad h_j = h_j(x_s, T_j) \quad (1.7)$$

$$\text{chaleur spécifique du jus} \quad C_{pj} = C_{pj}(x_s, T_j) \quad (1.8)$$

- **Le sous-système vapeur**

équation de bilan de matière de la vapeur (vj)

$$\frac{dM_{vj}}{dt} = D_{vj}^s - D_{vj}^p - D_{vc}^+ \quad (1.9)$$

équation de bilan d'énergie de la vapeur (vj)

$$\frac{dM_{vj}}{dt} h_{vj} + M_{vj} \frac{h_{vj}}{P_{vj}} + \frac{h_{vj}}{T_{vj}} \frac{T_{vj}}{P_{vj}} \frac{dP_{vj}}{dt} = D_{vj}^s h_{vj}^s - (D_{vj}^p + D_{vc}^+) h_{vj}^{p+} \quad (1.10)$$

autres équations d'état

$$\text{masse volumique de la vapeur} \quad \rho_{vj} = \rho_{vj}(T_{vj}, P_{vj}) \quad (1.11)$$

$$\text{enthalpie de la vapeur} \quad h_{vj} = h_{vj}(T_{vj}, P_{vj}) \quad (1.12)$$

$$\text{courbe de saturation de la vapeur} \quad P_{vj} = \exp a \frac{T_{vj} - b}{T_{vj} + c} \quad (1.13)$$

$$\text{équation des gaz parfaits} \quad \frac{P_{vj}}{\rho_{vj}} = \frac{1}{M_{H_2O}} RT_{vj} \quad (1.14)$$

- **Equations complémentaires**

équation complémentaire des bilans de matière du réseau du jus

$$\frac{1}{\rho_{vj}} \frac{dM_{vj}}{dt} - \frac{M_{vj}}{\rho_{vj}^2} \frac{d\rho_{vj}}{dt} + \frac{h_{vj}}{T_{vj} P_{vj}} + \frac{h_{vj}}{P_{vj}} \frac{dP_{vj}}{dt} = - \frac{1}{\rho_j} \frac{dM_j}{dt} + \frac{M_j}{\rho_j} \frac{d\rho_j}{dt} + \frac{M_j}{\rho_j} \frac{d\rho_j}{\rho_j} \quad (1.15)$$

équations de l'hypothèse H7

$$\begin{aligned} x_s^s &= x_s \\ T_j^s &= T_j \end{aligned} \quad (1.16)$$

1.2.2.3 Synthèse de la mise en forme du modèle

Définition des vecteurs d'état, d'entrée et de sortie

Dans le cadre de la construction du modèle de connaissance, les variables thermophysiques nécessaires à la caractérisation de l'état thermodynamique du système étudié nous guident dans notre choix des variables d'état. Après analyse de l'ensemble des équations du modèle, compte tenu de nos objectifs et des variables thermophysiques disponibles, nous proposons les vecteurs d'entrée, d'état, de sortie et de paramètres suivants :

$$\mathbf{u} = \begin{pmatrix} D_j^e \\ x_s^e \\ T_j^e \\ h_j^e \\ P_{vj} \\ P_{vc} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{pmatrix} M_j \\ x_s \\ T_j \\ h_j \\ C_{pj} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{y} = \begin{pmatrix} D_j^s \\ x_s^s \\ T_j^s \\ h_j^s \\ D_{vj}^s \\ P_{vj}^s \end{pmatrix}$$

et $\mathbf{k} = (k_{ech})$

Nous pouvons alors représenter notre modèle sous la forme d'une équation d'état et d'une équation de sortie de la façon suivante (figure 1.7) — les fonctions vectorielles f et g sont précisées lors de l'écriture du modèle mathématique.

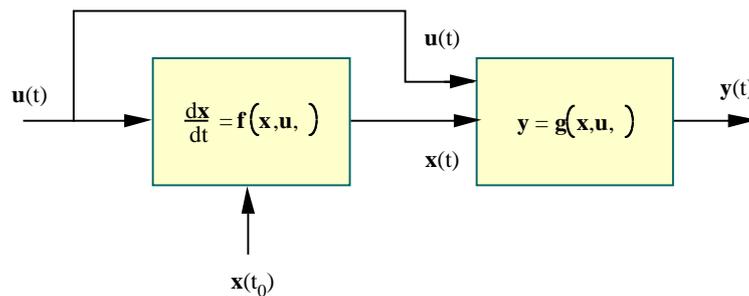


figure 1.7 : modèle d'état d'un évaporateur

Modèle mathématique, équation d'état et équation de sortie

Equation d'état du système étudié. Définition de la fonction vectorielle f

$$\frac{dM_j}{dt} = f_1(\mathbf{x}, \mathbf{u},)$$

$$\frac{dx_s}{dt} = f_2(\mathbf{x}, \mathbf{u},)$$

$$\mathbf{f} \quad \frac{dT_j}{dt} = f_3(\mathbf{x}, \mathbf{u},)$$

$$h_j = h_j(x_s, T_j)$$

$$C_{pj} = C_{pj}(x_s, T_j)$$

avec :

$$f_1(\mathbf{x}, \mathbf{u},) = \frac{M_j}{j} \frac{1}{x_s} f_2(\mathbf{x}, \mathbf{u},) + \frac{M_j}{j} \frac{1}{T_j} f_3(\mathbf{x}, \mathbf{u},) + \frac{M_{vj}}{j} \frac{1}{T_{vj}} \frac{T_{vj}}{P_{vj}} + \frac{1}{P_{vj}} \frac{dP_{vj}}{dt}$$

$$f_2(\mathbf{x}, \mathbf{u},) = -(1-x_s) x_s + (1-x_s) \frac{M_s}{M_e} \frac{1}{P_{vj}} \frac{dP_{vj}}{dt} - \frac{b_0}{(T_j + c_0)^2} f_3(\mathbf{x}, \mathbf{u},)$$

$$f_3(\mathbf{x}, \mathbf{u},) = \frac{D_j^e h_j^e - \frac{x_s^e}{x_s} h_j^s - 1 - \frac{x_s^e}{x_s} h_{vj}^s + k_{ech}(T_{vc} - T_j) + M_j \frac{h_j}{x_s} - \frac{(h_j^s - h_{vj}^s)}{x_s} (1-x_s) x_s + \frac{(1-x_s)M_s}{M_e} \frac{1}{P_{vj}} \frac{dP_{vj}}{dt}}{M_j C_{pj} + \frac{b_0(1-x_s)}{(T_j + c_0)^2} x_s + \frac{(1-x_s)M_s}{M_e} \frac{h_j}{x_s} - \frac{(h_j^s - h_{vj}^s)}{x_s}}$$

Equation de sortie du système étudié. Définition de la fonction vectorielle \mathbf{g}

$$D_j^s = \frac{x_s^e}{x_s} D_j^e - f_3(\mathbf{x}, \mathbf{u},) - \frac{M_j}{x_s} f_2(\mathbf{x}, \mathbf{u},)$$

$$x_s^s = x_s$$

$$T_j^s = T_j$$

$$\mathbf{g} \quad h_j^s = h_j(x_s, T_j)$$

$$D_{vj}^s = D_j^e \left(1 - \frac{x_s^e}{x_s} \right) + \frac{M_j}{x_s} f_2(\mathbf{x}, \mathbf{u},)$$

$$P_{vj}^s = P_{vj}$$

Finalement pour un évaporateur :

- l'équation d'état $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u},)$ est représentée par un système de 5 équations dont 3 E.D.O.⁸ et 2 relations fonctionnelles explicites.
- l'équation de sortie $\mathbf{y} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{u},)$ est décrite par 5 équations algébriques et une relation fonctionnelle explicite.

⁸ Equation Différentielle Ordinaire

1.2.2.4 Variables et paramètres du modèle phénoménologique

Les paragraphes 1.2.2.2. et 1.2.2.3. démontrent que la description phénoménologique du procédé repose sur un grand nombre de variables. Pour un évaporateur, le modèle n'introduit pas moins de 17 variables et 1 paramètre :

- 6 variables d'observation : $(D_j^e, x_s^e, Bx_j^e/100, T_j^e, h_j^e, P_{vc}, P_{vj})$;
- 5 variables d'état : $(M_j, x_s, Bx_j/100, T_j, h_j, C_{pj})$;
- 6 sorties : $(D_j^s, x_s^s, Bx_j^s/100, T_j^s, h_j^s, D_{vj}^s, P_{vj}^s)$;
- 1 paramètre : k_{ech}

Etant donné le schéma fonctionnel en série du procédé, le modèle d'un atelier à 5 effets repose sur 61 variables et cinq paramètres. Cette description requiert une instrumentation importante de tous les évaporateurs pour disposer des mesures de la concentration (ou des débits des fluides convectés) à chaque étage du multiple-effets. Il est rare en pratique de disposer des mesures en ligne pour toutes ces variables. L'implantation d'une telle approche représente des investissements lourds, tant au niveau du matériel de mesure qu'au niveau des développements logiciels.

1.2.2.5 Choix d'une approche systémique

Face à ces contraintes structurelles et expérimentales, l'approche systémique, qui privilégie les comportements plutôt que les structures, se révèle être un compromis intéressant (Villiermaux 1992, Bordet et Pons 1992). Nous avons choisi les réseaux de neurones pour leur capacité à décrire des phénomènes dynamiques non-linéaires à partir de l'observation des variables expérimentales. Nous y reviendrons dans le *chapitre 2* après avoir cerné les contraintes et les spécificités de l'atelier d'évaporation à Bois Rouge.

1.3 Le procédé d'évaporation à Bois Rouge

Dès le début de la campagne 1997, nous avons fait l'inventaire des mesures disponibles à Bois Rouge et des grandeurs essentielles qui nous faisaient défaut pour l'identification d'un *modèle systémique* du procédé d'évaporation. La confrontation des contraintes industrielles (disponibilité et coût des mesures) et de nos exigences de modélisation a guidé nos choix d'installation de capteurs et de transmetteurs supplémentaires.

1.3.1 Un procédé en 5 effets

Chaque effet est un évaporateur *T.V.F.M.* (échangeur à contre-courant jus de canne-vapeur d'eau). Le jus clair issu de la clarification alimente le premier évaporateur par le fond et monte par effet grimpage dans le faisceau de tubes. En se condensant sur la paroi extérieure des tubes, la vapeur soutirée à la centrale co-génératrice d'énergie cède au jus la quantité d'énergie nécessaire à son ébullition. L'abaissement progressif, d'effet en effet, de la pression de la vapeur émise par l'ébullition permet l'utilisation de la vapeur émise par un effet comme source d'énergie de l'effet suivant.

1.3.1.1 Restructuration

Lors de la restructuration de 1992, la *S.B.R.* s'est dotée d'un diffuseur de Smet d'une longueur de 75 m pour 8 m de large, avec une capacité de 325 *TCH*, complété par deux batteries de moulins adaptées pour un fonctionnement en répression. En 1994, des aménagements supplémentaires ont accompagné l'augmentation des capacités de production de la sucrerie qui fonctionne à présent au-delà de la capacité nominale du diffuseur. L'adaptation de l'atelier d'extraction a nécessité l'installation d'un niveleur à l'entrée du diffuseur et d'un dispositif d'imbibition au niveau des moulins. En aval, cette augmentation des capacités d'extraction s'est reportée au niveau des réchauffeurs et de l'évaporation qui ont fait l'objet de modifications conséquentes.

1.3.1.2 Configuration du procédé d'évaporation

Actuellement le procédé d'évaporation comporte cinq effets *EV01* à *EV05* qui totalisent une surface de chauffe de 13 700 m² pour 33 847 tubes (tableau 1.1) :

Effet	<i>EV01</i>	<i>EV2A</i>	<i>EV2B</i>	<i>EV03</i>	<i>EV04</i>	<i>EV05</i>	
Nombre de tubes	4974	3855	5324	7484	6105	6105	
Diamètre ext.	0.035	0.035	0.038	0.038	0.038	0.038	m
Longueur	7	4	4.17	2.5	2.305	2.305	m
Surface Totale	3828	1696	2650	2234	1680	1680	m ²

tableau 1.1 : caractéristiques géométriques des évaporateurs

Le premier effet est un évaporateur de type Kestner séparé en deux éléments : le faisceau *EV01* et le séparateur *SO1*. Les suivants sont des évaporateurs à flot montant de type Robert associés dans une configuration classique, sauf sur le deuxième effet, lequel est constitué de deux évaporateurs *EV2A* et *EV2B* montés en série sur le circuit de jus et en parallèle sur le

circuit de vapeur. La centrale thermique de Bois Rouge (CTBR) fournit à *EVO1* une vapeur de chauffage à 2.5 bars environ. A partir du deuxième effet, la vapeur de chauffage provient de l'effet précédent, à l'exception de *EV2B* chauffé comme *EV2A* par la vapeur émise en sortie de *S01*.

1.3.1.3 Conditions nominales de fonctionnement de l'atelier

Dans les conditions nominales de fonctionnement, l'atelier de *B.R.* traite en moyenne 450 t.h^{-1} de *JAE* jusqu'à une concentration $Bx_j^5 = 72^\circ$ Brix environ (73,5 en consigne), pour une consommation de 450 kg de vapeur à la pression de 2.5 bars par tonne de cannes. Le vide régulé du dernier effet impose la cascade de pression du multiple-effets.

Le tableau 1.2 fournit quelques relevés moyens des caractéristiques thermodynamiques des fluides convectés pour les 6 évaporateurs :

Caractéristiques du jus								
	<i>JAE</i>	Sortie <i>EVO1</i>	Sortie <i>EV2A</i>	Sortie <i>EV2B</i>	Sortie <i>EVO3</i>	Sortie <i>EVO4</i>	<i>Sirop</i>	
<i>Concentration</i>	12	20	25	35	45	60	72	$^\circ \text{ Brix}$
<i>Débit massique</i>	450	300	230	170	120	100	80	t.h^{-1}
<i>Température</i>	120	115	105	100	90	80	75	$^\circ \text{ C}$
Caractéristiques de la vapeur								
		Entrée <i>EVO1</i>	Entrée <i>EV2A</i>	Entrée <i>EV2B</i>	Entrée <i>EVO3</i>	Entrée <i>EVO4</i>	Entrée <i>EVO5</i>	
<i>Débit massique</i>		150	60	60	50	25	20	t.h^{-1}
<i>Pression absolue</i>		2.4	1.8	1.8	1.3	0.8	0.6	bar

tableau 1.2 : conditions moyennes de fonctionnement de l'atelier d'évaporation de *B.R.*

L'analyse énergétique, la modélisation et la commande du procédé à partir des grandeurs thermodynamiques qui caractérisent son fonctionnement nécessitent la mesure de ces variables, leur échange et leur manipulation, ainsi que le traitement des variables digitales associées aux dispositifs de régulation numériques.

1.3.2 L'instrumentation

Ces fonctions sont réalisées par un ensemble d'organes périphériques qui constituent la chaîne d'acquisition et d'exploitation :

- les *organes capteurs* pour la collecte des grandeurs physiques (concentration, débit, pression, température) ;
- les *organes convertisseurs* (codage-décodage, conditionnement) et les *calculateurs* (traitement numérique) pour l'exploitation de ces informations ;
- et les *organes moteurs ou actionneurs* pour l'exécution des ordres de commande.

La qualité de cette chaîne d'acquisition et d'exploitation est déterminée en premier lieu par le choix d'une instrumentation adaptée au procédé.

1.3.2.1 L'instrumentation du procédé d'évaporation à Bois Rouge

Parmi les contraintes expérimentales figurent la disponibilité et l'accessibilité des grandeurs physiques et la difficulté de faire évoluer l'instrumentation pour accéder au plus grand nombre d'entre elles. En 1997 nous avons accès aux mesures ci-après :

- le Brix du sirop ;
- le débit de *JAE*, le débit de sirop ;
- le débit des condensats en sortie de *EVO1* et *EVO5* ;
- les pressions de vapeur *CTBR* et des vapeurs émises ;
- et les températures de jus en entrée-sortie des 6 corps d'évaporation.

En étroite collaboration avec l'industriel, nous avons développé le système d'acquisition de sorte à disposer des grandeurs physiques qui nous faisaient défaut, principalement des mesures intermédiaires de concentration et de débit.

1.3.2.1.1 Mesure en ligne des concentrations

En référence au paragraphe 24 , la mesure du Brix s'avère indispensable. Le gamma densimètre⁹ est certainement le capteur le plus répandu dans l'industrie sucrière. Mais son installation présente des contraintes tant au niveau de la sécurité qu'au niveau des démarches administratives (source radioactive). Nous avons opté pour une mesure par réfractométrie

⁹ Son principe repose sur la comparaison de l'absorption par la solution analysée des rayonnements émis par une source radioactive, à l'absorption par des solutions tampon, utilisées pour l'étalonnage. Ses éléments de mesure ne sont pas en contact avec le produit, ce qui évite les risques d'encrassement,

dont le principe¹⁰, basé sur la relation biunivoque qui existe entre l'indice de réfraction et le titre de la solution (Lescure 1995), permet de déterminer la quantité de matière sèche totale dans les solutions aqueuses (Reiser et al. 1995). Le coût d'une mesure par réfractométrie¹¹ nous a amené à faire l'acquisition d'un seul réfractomètre, avec une étendue qui permet la mesure des 7 concentrations en entrée-sortie des 6 évaporateurs du procédé en multiple-effets (tableau 1.3) :

Poste	Matériel	Etendue de mesure	Précision et Sensibilité	Temps de réponse
Mesure de 7 concentrations	Réfractomètre (PR-01S K-Patents)	0-70 ° Brix	0.1 ° Brix 0.01 ° Brix	15 s

tableau 1.3 : caractéristiques du réfractomètre en ligne

Ce traitement séquentiel a nécessité le prélèvement des échantillons de JAE et de jus sortant au pied des 6 caisses (figure 1.8). Un circuit de collecte assure ce prélèvement et converge vers une cellule de mesure, où des électrovannes à air comprimé distribuent les échantillons suivant une séquence imposée depuis la S.C.S.

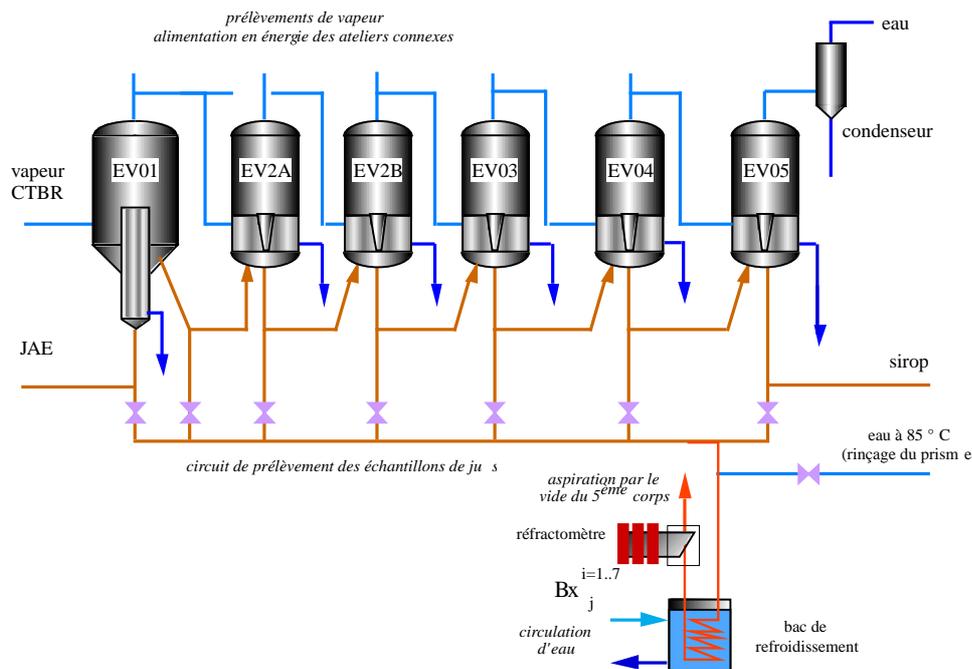


figure 1.8 : schéma de principe de l'installation du réfractomètre

¹⁰ La mesure du Brix réfractométrique repose sur une mesure de la variation de l'indice de réfraction d'un rayon émis par une source laser en fonction de la concentration de la solution traversée par le rayon (Boudrant et al. 1994).

¹¹ Coût moyen d'un réfractomètre en ligne : 80 kF.

Nous avons installé le réfractomètre au pied du dernier évaporateur, ce qui facilite la circulation du jus de forte concentration. L'entraînement des échantillons prélevés jusqu'à la cellule de mesure est activé par le vide du 5^{ème} corps.

Remarques

1. La circulation des échantillons est impulsée par le vide du cinquième corps auquel il correspond une température d'ébullition T_{sat} de 65 à 75 ° C environ. Or le jus à l'entrée des premiers corps atteint une température supérieure à T_{sat} (95 à 120 ° C). L'installation d'un bac de refroidissement s'avère indispensable pour éviter le phénomène de flash qui perturbe la mesure par réfractométrie (présence de bulles).
2. L'immersion des éléments de mesure dans la solution est à l'origine de l'encrassement du prisme, phénomène particulièrement pénalisant sur les derniers effets.

L'évolution des temps de séjour des échantillons collectés varient sensiblement du premier au dernier effet. De même l'évolution des caractéristiques du jus au cours de sa progression dans le multiple-effets (concentration, viscosité, etc.) influence la vitesse de l'écoulement dans le circuit de collecte. Ces contraintes mécaniques et physiques exigent une adaptation des séquences de mesure dont les durées sont données à la figure 1.9 (la mesure est mémorisée pendant les 20 dernières secondes de chaque séquence).

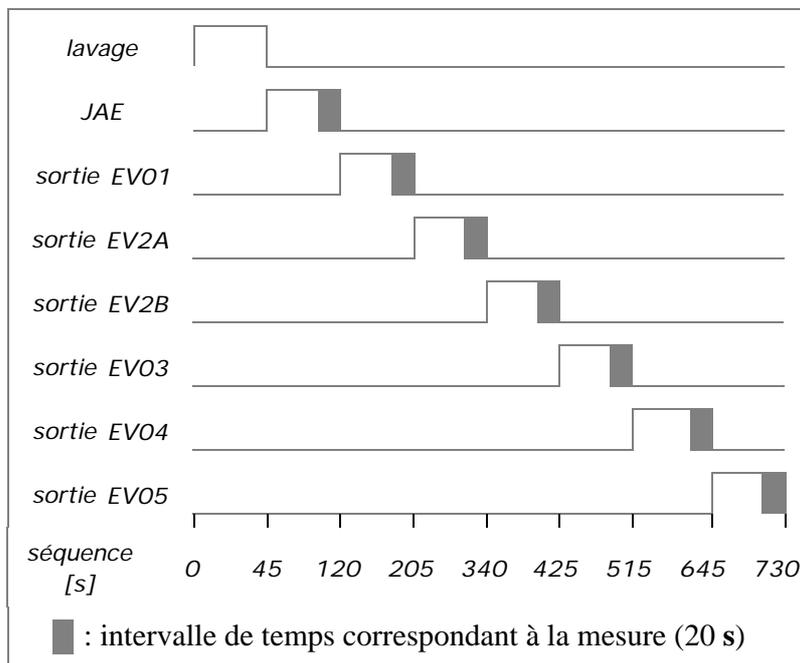


figure 1.9 : diagramme séquentiel du cycle d'acquisition (7 mesures de Brix et lavage)

Pour l'évaluation des transferts de masse et de chaleur, déterminants dans le procédé d'évaporation, la mesure des débits des fluides convectés a fait l'objet de quelques améliorations, en particulier sur les derniers effets comme nous allons le voir dans le paragraphe suivant.

1.3.2.1.2 Mesure des débits de fluides convectés

Dans la perspective de modéliser dans un premier temps les deux derniers effets avec plus de précision, nous avons apporté un soin particulier à leur instrumentation que nous avons complétée par l'installation de 2 débitmètres électromagnétiques :

- un transmetteur de débit sur le circuit de jus entre *EVO4* et *EVO5* ;
- et un deuxième capteur pour évaluer le débit de vapeur de chauffe¹², variable déterminante pour l'évaluation de la quantité d'énergie apportée aux volumes de jus.

La configuration géométrique de *EVO4* rendant difficile l'installation d'un transmetteur de débit sur l'entrée de vapeur (longueurs de tubes insuffisantes), nous avons installé l'organe de mesure sur le circuit d'eau condensée en sortie de *EVO4*, à l'image de la mesure disponible en sortie de *EVO5* (tableau 1.4).

Poste	Matériel	Etendue de mesure	Précision
Jus sortant <i>EVO4</i>	Débitmètre électromagnétique <i>PROMAG 30 Endress-Hauser</i>	0-150 m ³ .h ⁻¹	0.5 %
Eau condensée <i>EVO4</i>	Débitmètre électromagnétique <i>IFC Krohne</i>	0-122 m ³ .h ⁻¹	0.3 %

tableau 1.4 : caractéristiques des débitmètres installés en 1998

En dernier lieu, une mesure précise des pressions de vapeur est essentielle pour la description des transferts énergétiques de la vapeur de chauffe au jus. A Bois Rouge, cette mesure est effectuée au niveau des calandres en amont des prélèvements : la pression de vapeur de chauffe P_{vc} est supposée égale à la pression des vapeurs émises $P_{v,j}$

¹² Le débitmètre électromagnétique, tout indiqué pour la mesure des débits de solutions sucrées, convient également pour l'eau issue de la condensation des vapeurs émises (présence résiduelle de sucre dans les condensats).

En définitive, nous abordons le développement d'un modèle systémique du procédé d'évaporation à partir d'une vingtaine de variables thermodynamiques (figure 1.10-b) :

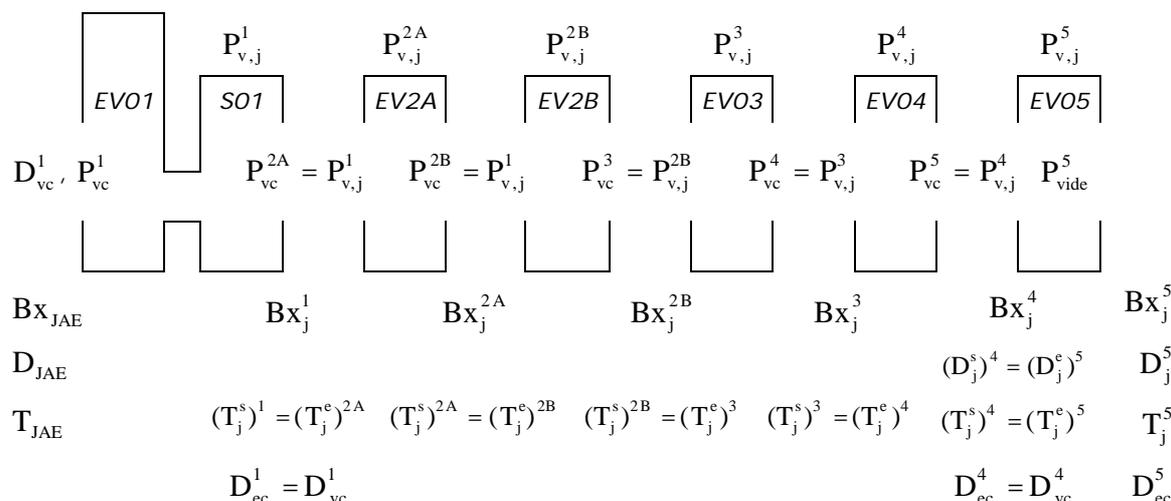


figure 1.10-b : les variables du modèle systémique

En écho au paragraphe 1.2.2.5., cette approche se révèle moins coûteuse en investissement matériel et nous affranchit en outre de l'identification des paramètres thermodynamiques. La dernière étape avant l'identification réside dans l'acquisition de ces variables expérimentales. A Bois Rouge, elles sont gérées par un dispositif de traitement numérique, le *cerveau* de la sucrerie qui centralise les informations à toutes les étapes de la chaîne de production.

1.3.3 Les fonctions de surveillance et de collecte des informations

Ce dispositif est une station de conduite et de supervision (S.C.S.) informatisée de la génération *MODUMAT 8000* de *Bailey*. Ce système numérique réalise l'échange des grandeurs physiques transmises par les organes capteurs et transmetteurs, entre des automates programmables industriels (A.P.I.) et les organes actionneurs.

1.3.3.1 Le système numérique de contrôle et de commande

De conception modulaire et évolutive, cet environnement s'articule autour de deux axes principaux : *conduite-supervision* et *communication*. Il constitue un outil indispensable pour l'identification de modèles des procédés et la mise en place de dispositifs de commande avancée.

1.3.3.1.1 Conduite et supervision

La S.C.S. est dotée d'une interface homme-procédé qui permet des actions simultanées de *conduite* et de *supervision* dans un environnement interactif et ergonomique.

Les outils développés dans l'objectif de la conduite assurent l'accès instantané aux informations à toutes les étapes du procédé et la rapidité d'exécution des actions de contrôle-commande. Ils sont accessibles par le biais d'une interface graphique qui donne accès à :

- un suivi historique des grandeurs physiques et des événements et un archivage des données ;
- des synoptiques interactifs pour l'observation et la configuration en ligne des procédés ;
- et un traitement hiérarchique et rapide des alarmes pour la prévision et la gestion des incidents.

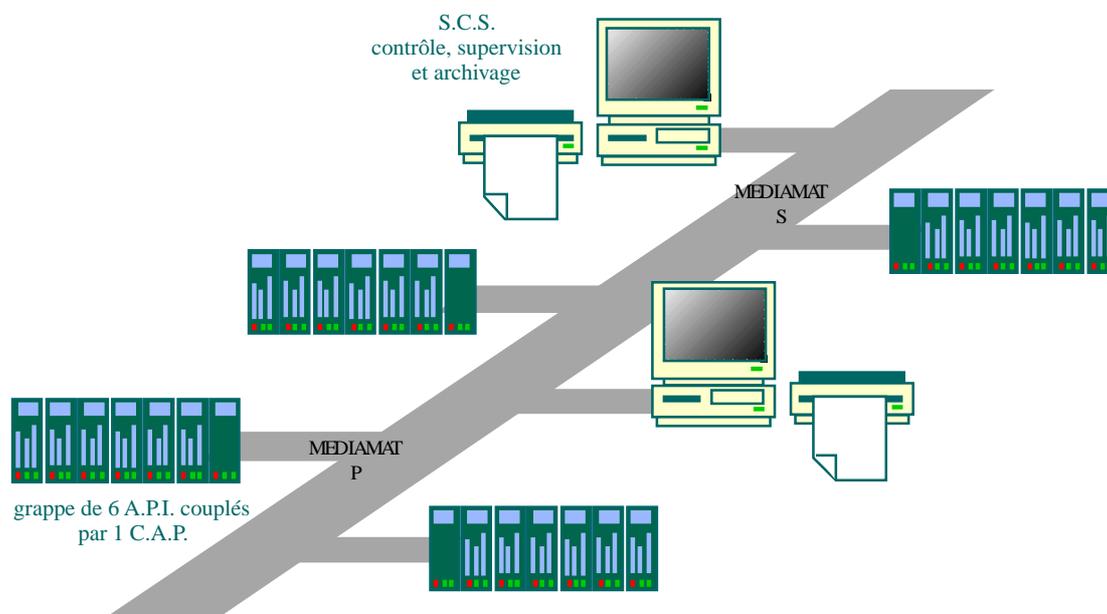
Les fonctions de supervision essentielles pour l'optimisation des procédés (journaux de bord, calculs de bilans, etc.) sont réalisées à partir :

- des calculateurs d'application dédiés à des tâches précises ;
- des logiciels de traitement de bases de données et des interfaces de développement graphiques ;
- et des interfaces standard pour la communication avec des équipements du réseau interne ou des systèmes externes (protocoles *Modbus - Jbus* , *Ethernet*).

1.3.3.1.2 Traitement réparti et communication

L'ensemble des opérations d'acquisition et de régulation est traité par des *A.P.I.* autonomes (les *ACTIMAT*). Leur association en grappe de 1 à 32 unités constitue des ensembles multiprocesseurs adaptés au traitement réparti de centaines de variables à haut débit de transmission (jusqu'à 10 000 variables en 250 ms). Dans une grappe, la liaison inter-équipement est assurée par des coupleurs d'automates programmables (*C.A.P.*) et chaque grappe est connectée au réseau par l'intermédiaire d'un serveur.

La définition des priorités entre les serveurs est assurée par un équipement maître, un ordinateur de type *P.C.* fonctionnant sous le système d'exploitation multitâche temps-réel *CONCURRENT-DOS*. La distribution des flux d'information s'organise autour de deux réseaux de communication : le bus *MEDIAMAT P* pour la communication entre les *A.P.I.* et le bus *MEDIAMAT S* pour la communication des grappes avec les équipements maîtres (figure 1.11).



liaison inter équipement via les réseaux MEDIAMAT

figure 1.11 : schéma synoptique du système numérique de contrôle-commande

1.3.3.2 L'acquisition et le traitement des données

Nous avons développé une interface de communication avec les réseaux *MEDIAMAT* baptisée *I-MEDI*. (Benne et al. 1998) pour l'acquisition des informations véhiculées par les bus de données. Implantée sur un *P.C.* fonctionnant sous le système d'exploitation multitâche *Windows NT 4*, *I-MEDI* communique avec un *C.A.P.* par l'intermédiaire d'une liaison série *RS-232* via le protocole *Modbus-Jbus*. Sa fonction consiste à récupérer les tableaux de données centralisés par un *C.A.P.* pour les mettre à la disposition d'applications clientes dédiées à la réalisation de tâches de supervision, d'identification ou de commande numérique décentralisée (figure 1.11-b).

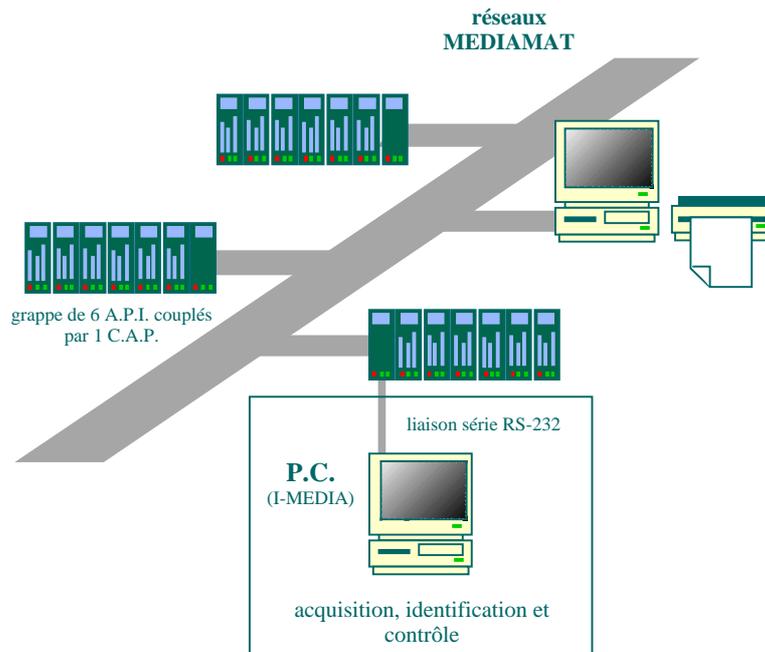


figure 1.11-b : le P.C. connecté au bus de données par liaison série

Les outils de communication dynamique (via les canaux *D.D.E.*¹³ disponibles sous l'environnement de développement *Delphi Borland*) assurent l'échange des informations en temps réel. Le système d'exploitation multitâche autorise le fonctionnement simultané de plusieurs clients (figure 1.12).

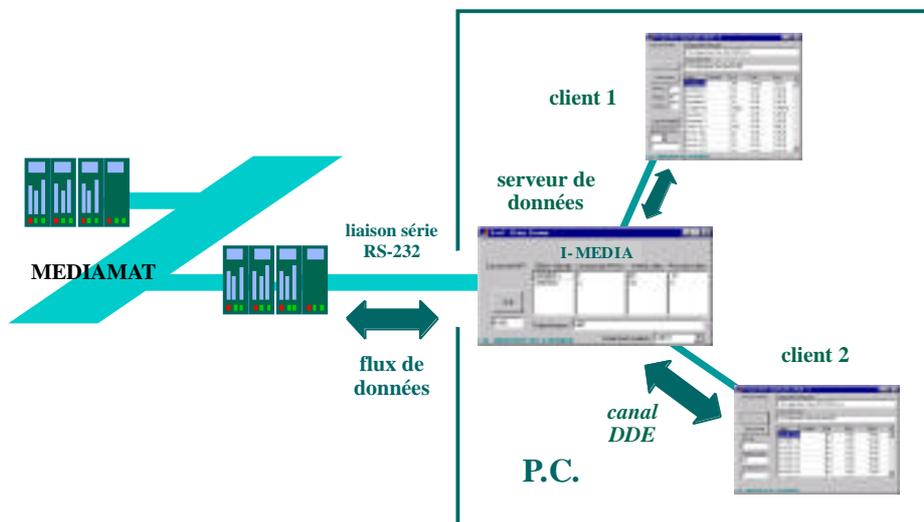


figure 1.12 : schéma synoptique de la communication client-serveur

¹³ *D.D.E.* pour *Dynamic Data Exchange* : outils de communication dynamiques entre applications.

I-MEDI ouvre le champ à l'implantation in situ des applications numériques avancées. Au cours de la campagne 98, nous avons validé la communication avec la plate-forme de calcul *Matlab*, à partir de laquelle sont développés nos modèles de simulation et de commande. Cette passerelle entre le laboratoire et la sucrerie nous permet de bénéficier de la convivialité et des nombreux outils de calcul scientifique et de validation graphique de cette plate-forme de programmation, sans l'inconvénient que représente le re-codage dans un langage de programmation industriel.

2. Les réseaux de neurones pour la modélisation des procédés industriels. Formalisme et méthodes d'identification

La description d'un système physique requiert le développement d'un formalisme mathématique : le modèle. Il doit être vu comme une approximation de la réalité, une projection de celle-ci dans un espace simplifié dont les dimensions sont choisies en fonction du problème à résoudre (Naslin 1991). Les modèles de connaissance établis à partir des lois physiques qui régissent le système étudié reposent sur des équations mathématiques souvent complexes. Des méthodes de simplification par linéarisation autour d'un point de fonctionnement sont alors utilisées. Elles atteignent cependant rapidement leurs limites dans des conditions opératoires. En revanche, la réalisation de nombreuses expériences conjuguée à une analyse statistique et associée à un modèle de comportement, permettent le développement de corrélations entre l'espace d'état et l'espace des sorties valides pour tout le domaine de fonctionnement du système. C'est la démarche adoptée pour l'identification de modèles systémiques dont les développements non-linéaires nous conduisent à appréhender des aspects nouveaux de la modélisation des procédés industriels.

Ce chapitre est consacré à l'approche neuronale de l'identification de modèles systémiques. Après une présentation générale des stratégies existantes, nous verrons comment les contraintes et les exigences du milieu industriel nous ont amené à faire le choix d'une approche systémique aux dépens d'un modèle phénoménologique. Ensuite un rappel des principes de l'identification nous permet d'introduire les fondements des méthodes systémiques à partir de l'approche linéaire. Enfin nous détaillons plus précisément les modèles à réseaux de neurones, avant de terminer par les méthodes d'estimation des paramètres et les techniques de validation.

2.1 Classification des modèles

La modélisation d'un système procède d'une démarche méthodologique rigoureuse. Le choix de la complexité de la structure du modèle et des outils mathématiques introduits est conditionné par les perspectives d'application, mais aussi par un certain nombre de contraintes pratiques liées au système modélisé.

2.1.1 Généralités

Les approches développées à cet effet dérivent de deux concepts fondamentaux de plus en plus complémentaires : les modèles de connaissance et les modèles de comportement (figure 2.1). Parmi les modèles qui intègrent une connaissance phénoménologique du processus étudié, il convient de distinguer les modèles à paramètres localisés des modèles à paramètres distribués. Les premiers se traduisent par des équations différentielles ordinaires ; les seconds sont décrits par des équations aux dérivées partielles. L'identification d'un modèle systémique — qui ne nécessite aucune connaissance a priori — consiste à comparer la réponse du modèle à celle du système pour un ensemble de sollicitations et à modifier les paramètres du modèle jusqu'à ce qu'il reproduise le comportement réel avec une précision souhaitée. Dans ce dessein, l'approche systémique nécessite un grand nombre d'informations : les bases d'exemples des entrées-sorties représentatives du fonctionnement du système.

Qu'il soit phénoménologique ou comportemental, le modèle peut être linéaire ou non. Les systèmes modélisés étant généralement non-linéaire, il est d'usage de considérer qu'ils le sont en première approximation autour d'un point de fonctionnement afin de faciliter leur modélisation. Cette démarche fréquente en milieu industriel, où les modèles linéaires occupent une place privilégiée, présente des limites dans le cas des systèmes fortement non-linéaires. La prise en compte des non-linéarités inhérentes à la plupart des procédés a conduit au développement d'approches systémiques qui privilégient l'étude du comportement d'un système à sa description phénoménologique. Cette alternative est intéressante lorsqu'il n'existe pas de représentation analytique simple ou explicite.

La nature stationnaire ou dynamique du système détermine la prise en compte du temps dans la modélisation. Depuis l'essor des dispositifs numériques, de l'acquisition au traitement de l'information (Barraud 1986), les modèles à temps discret s'imposent face aux modèles à temps continus.

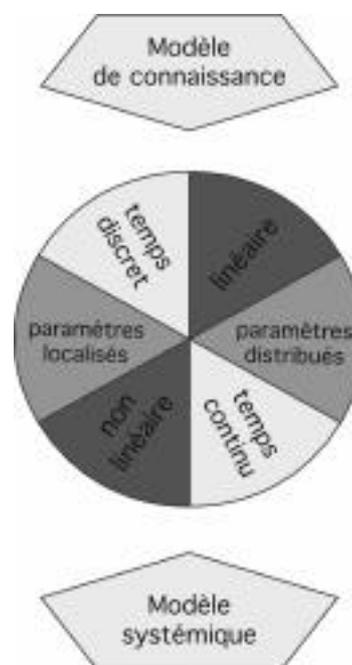


figure 2.1 : classification des modèles

2.1.2 Modélisation d'un procédé industriel

Le modèle d'un procédé est un formalisme mathématique développé dans un objectif déterminé :

- l'analyse des mécanismes physico-chimiques dudit procédé ;
- la caractérisation de paramètres inaccessibles par la mesure (capteurs logiciels) ;
- la conduite du procédé (régulation, asservissement, etc.) ;
- la prédiction de son comportement dans la perspective de sa commande prédictive.

Les objectifs d'application déterminent le niveau de complexité de la représentation qui peut être mono variable ou multivariable, linéaire ou non, etc. Par exemple, la réalisation de bilans statiques est possible à partir de données expérimentales moyennées sur un intervalle de temps. En revanche, le choix d'une représentation dynamique précise d'ordre important, qui tient compte des non-linéarités du procédé, est incontournable pour la mise en œuvre d'un modèle de représentation. Au contraire, un modèle de commande développé pour la régulation d'un système en temps réel tire avantage d'une description dynamique plus grossière, d'ordre moins élevé, linéarisée autour d'un point de fonctionnement (Longchamp 1995).

L'expérience a montré les difficultés d'application en milieu industriel des modèles de connaissance introduisant des outils mathématiques trop sophistiqués et les limites des modèles simplifiés par linéarisation autour d'un point de repos (Mira 1990). En revanche, l'évolution des techniques d'identification conjuguée aux progrès informatiques ces vingt dernières années a permis la synthèse de descriptions systémiques, qui permettent la modélisation de systèmes non-linéaires, tout en restant simple dans leur formalisme mathématique. Cette dynamique a suscité chez les physiciens un regain d'intérêt pour les réseaux de neurones (R.N.) dont les applications in situ sont de plus en plus nombreuses (Crowe et Costas 1995). La détermination des modèles à R.N. repose sur un grand nombre de résultats empruntés aux modèles systémiques linéaires. C'est pourquoi nous rappelons les principes de l'identification des modèles systémiques linéaires à temps discret, à partir desquelles sont développées les structures des R.N. dans le paragraphe **2.4**.

2.2 La modélisation systémique. Résultats de l'approche linéaire

La représentation systémique d'une fonction mathématique ou d'un problème physique repose sur la caractérisation des propriétés d'un espace paramétrique ou d'un espace fonctionnel, à partir d'une connaissance de l'espace d'état (Mira 1990).

2.2.1 Définition du système

Sous l'hypothèse que le système est unidirectionnel, la première étape consiste à différencier les causes (entrées) des effets (sorties) et à distinguer les grandeurs pertinentes des perturbations. A la figure 2.2 nous adoptons la représentation d'un procédé et des informations dont nous disposons pour sa description sous la forme d'un système S avec des entrées-sorties qui sont :

- les grandeurs d'observation : c'est le vecteur des sorties y ;
- le vecteur d'information u des variables d'entrée (caractéristiques physiques, variables de commande) ;
- et p , le vecteur des perturbations (bruit) sur le système ou sur les mesures.

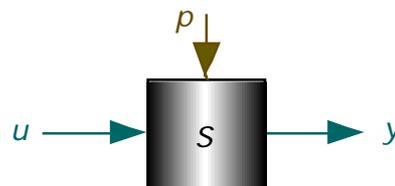


figure 2.2 : le système

L'identification d'un modèle systémique de S repose sur la description paramétrée de son comportement à partir des vecteurs d'entrée u et d'observation y qui définissent l'espace d'état. Dans le cas de la modélisation des procédés industriels, la précision et la robustesse du modèle sont conditionnées par la richesse et la consistance des variables expérimentales qui caractérisent cet espace d'état. Il convient d'appliquer un traitement à ces informations afin d'affranchir le modèle des conditions opératoires.

2.2.2 Conditionnement des informations

Les difficultés d'exploitation des données expérimentales imputables aux conditions opératoires ont essentiellement 2 origines : les bruits de mesure et les perturbations extérieures. Les autres proviennent de la nature même de ces informations. Des traitements spécifiques ont été développés dans l'objectif de dépasser ces difficultés et de rendre les données consistantes. Nous en présentons quelques-unes dont le choix repose sur une étude critique détaillée proposée par Defaye (Defaye 1979).

2.2.2.1 Le filtrage

La mesure expérimentale présente de nombreuses difficultés liées au bruit intrinsèque au processus de la mesure à toutes les étapes : bruit thermique, bruit d'échantillonnage, bruit de calcul, etc.

Les mesures expérimentales en milieu industriel sont en outre sujettes à la fois à la quantification des signaux analogiques :

- par bloqueur d'ordre zéro (mesures en paliers résultant du maintien du signal constant par *B.O.Z.* entre deux instants d'échantillonnage) ;

et également au dysfonctionnement des éléments de la chaîne d'acquisition :

- les défaillances des transmetteurs ;
- la sensibilité des capteurs analogiques aux perturbations extérieures (température, humidité) ;

L'utilisation de ces données échantillonnées et bruitées implique un traitement préalable à leur utilisation pour l'identification d'un modèle systémique.

Filtre passe-bas

Le signal expérimental est susceptible de présenter des informations parasites (fluctuations importantes, paliers engendrés par des *B.O.Z.*). L'application d'un filtre passe-bas assure l'élimination de ces composantes par l'élimination des fréquences hautes qui n'appartiennent pas à la bande des fréquences utiles. Mais l'utilisation de ce filtrage n'apporte pas toujours les résultats attendus. En plus des problèmes d'atténuation et de déphasage, son application sur des signaux en paliers présente des hystérésis (phénomène de Gibbs).

Moyenne mobile

Le calcul en chaque point de la moyenne dans un intervalle autour de ce point permet de lisser le signal expérimental. Cet intervalle peut être simplement une fenêtre mobile autour du point courant : tous les points dans la fenêtre ont la même influence. Il est parfois plus intéressant d'appliquer une moyenne mobile avec pondération (fenêtre triangle, gaussienne de Hanning) qui permet de privilégier le point courant tout en éliminant les écarts et les paliers par moyenne avec les points qui l'entourent.

Interpolation

Dans le cas de mesures effectuées avec une période d'échantillonnage élevée, le signal résultant se présente sous la forme de paliers. Pour reconstituer l'information manquante entre deux instants de discrétisation et éliminer le bruit engendré par les paliers, il est pratique d'effectuer une interpolation (linéaire, par des polynômes cubiques ou des polynômes de Lagrange) en ajustant la période d'échantillonnage sur la période de ces paliers (Labarrere et al. 1988, p. 174). Le signal interpolé est calculé à partir des points au début de chaque palier qui représentent l'information aux instants de mesure. Les autres points qui constituent un

artéfact imposé par les B.O.Z. ne contiennent aucune information utile. Le retour d'un signal numérique (capteur logiciel, modèle de commande) exige une opération de reconstruction du signal échantillonné. La complexité de la formule corollaire au théorème de Shannon ne se prête pas aux applications industrielles (Longchamp 1995, p. 44). On lui préfère une reconstruction causale dite par élément de maintien réalisée simplement par un B.O.Z.

Elimination des composantes continues

Les modèles dynamiques identifiés autour d'un point de fonctionnement M_o sont particulièrement sensibles aux dérives du système autour de ce régime stationnaire. Une solution largement employée pour les modèles paramétriques consiste à exploiter les variables d'entrée-sortie en termes de variables d'écart $\tilde{\mathbf{u}}(k)$ et $\tilde{\mathbf{y}}(k)$ autour d'un point $M_o = \{\bar{\mathbf{u}}, \bar{\mathbf{y}}\}$ connu (Landau 1993) :

$$\begin{aligned}\tilde{\mathbf{u}}(k) &= \mathbf{u}(k) - \bar{\mathbf{u}} \\ \tilde{\mathbf{y}}(k) &= \mathbf{y}(k) - \bar{\mathbf{y}}\end{aligned}\tag{2.1}$$

L'élimination des composantes continues $(\bar{\mathbf{u}}, \bar{\mathbf{y}})$ assure la robustesse du modèle face aux problèmes de dérive lente autour de M_o et aux difficultés engendrées par les dynamiques non modélisées. Mais ce traitement ne s'avère pas approprié au conditionnement des données expérimentales en milieu industriel :

- les variables sont susceptibles de présenter un comportement fortement non-linéaire avec une dérive rapide autour de M_o ;
- et dans la plupart des cas elles appartiennent à des plages de fonctionnement éloignées, ce qui déséquilibre leur contribution.

Normalisation

Afin d'éviter le risque de privilégier certaines informations, un traitement ad hoc consiste à les borner entre 2 extrema fixes : une limite basse (b) et une limite haute (H). Par exemple pour une coordonnée u_1 de \mathbf{u} , la valeur normalisée $u_{1,N}$ est calculée en fonction des paramètres de normalisation A_1 et t_1 , obtenus à partir des bornes physiques $u_{1, \min}$ et $u_{1, \max}$ valables sur un large domaine de fonctionnement. En permettant la réduction entre 0.1 et 0.9 des plages de variation, ce conditionnement assure la stabilité de la précision relative (même pour les variables de faible amplitude).

Lorsque le système est déterminé et que les informations impliquées dans sa modélisation sont conditionnées, sa description s'appuie sur une relation paramétrée qui lie les vecteurs \mathbf{u} et \mathbf{y} .

2.2.3 Structure du modèle

D'une façon générale, la relation qui lie \mathbf{u} et \mathbf{y} peut s'écrire sous la forme : $f(\mathbf{y}, \mathbf{u}) = 0$ où \mathbf{p} représente le vecteur des paramètres — c'est le *modèle paramétrique*. Un grand nombre de structures plus ou moins complexes font l'objet de présentations détaillées dans les ouvrages dédiés à l'identification de modèles paramétriques (Ljung 1987, Landau 1993, Landau 1998). Parmi les plus utilisés pour la description de procédés dynamiques, ces modèles permettent de lier les variations des entrées à celles des sorties par le biais d'équations de récurrence déduites des équations d'état à temps discret (Walter et Pronzato 1994, cf. *annexes 2*). Nous détaillons les structures A.R.X. (Auto Récurrent eXogène) et A.R.M.A.X. (Auto Récurrent eXogène à Moyenne mobile) pour illustrer notre propos. Ces structures sont étendues aux modèles non-linéaires au paragraphe 2.4. de ce chapitre.

L'architecture de \mathbf{M} peut être plus ou moins complexe selon l'ordre des récurrences, la prise en compte des retards purs ou la modélisation des perturbations. La structure A.R.M.A.X., assez générale, prend en compte la sortie $\mathbf{y}(k)$ d'ordre n_a du procédé, l'entrée $\mathbf{u}(k)$ d'ordre n_b et de retard pur n_k et la perturbation aléatoire (bruit) $\mathbf{p}(k)$ d'ordre n_c :

$$\begin{aligned} \mathbf{y}(k) - a_1 \mathbf{y}(k-1) \dots - a_{n_a} \mathbf{y}(k-n_a) &= b_1 \mathbf{u}(k-1-n_k) \dots \\ &\dots + b_{n_b} \mathbf{u}(k-n_b-n_k) + \mathbf{p}(k) + c_1 \mathbf{p}(k-1) \dots + c_{n_c} \mathbf{p}(k-n_c) \end{aligned} \quad (2.2)$$

L'établissement du modèle \mathbf{M} repose sur l'identification des paramètres $(a_i, \mathbf{b}, \mathbf{c})$ qui sont les coordonnées du vecteur \mathbf{p} dans l'espace d'état.

A ce niveau du développement, la définition d'un opérateur retard q et de polynômes $\mathbf{A}(q)$, $\mathbf{B}(q)$ et $\mathbf{C}(q)$ d'ordres correspondant aux ordres de récurrence permet d'écrire (2.2) sous forme condensée :

$$\begin{aligned} \mathbf{A}(q) \mathbf{y}(t) &= \mathbf{B}(q) \mathbf{u}(t-n_k) + \mathbf{C}(q) \mathbf{p}(t) \end{aligned} \quad (2.3)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{A}(q) &= 1 - a_1 q^{-1} \dots - a_{n_a} q^{-n_a} \\ \mathbf{B}(q) &= b_1 q^{-1} \dots + b_{n_b} q^{-n_b} \\ \mathbf{C}(q) &= 1 + c_1 q^{-1} \dots + c_{n_c} q^{-n_c} \end{aligned}$$

La perturbation aléatoire est considérée comme une entrée secondaire si elle est mesurable. Sinon, en faisant l'hypothèse que $\mathbf{p}(k)$ est un bruit blanc affecté du monôme $\mathbf{C}(q, \lambda) = 1$, (2.3) se ramène à une structure de type *A.R.X.* déclinée sous plusieurs formes selon les objectifs de modélisation et les vecteurs mis en jeu ($\hat{\mathbf{y}}$ et $\hat{\mathbf{u}}$ désignent respectivement l'estimée de \mathbf{y} et de \mathbf{u}) :

Le modèle série-parallèle

L'identification d'une fonction liant $\hat{\mathbf{y}}(k+1)$ aux entrées-sorties antérieures conduit à un modèle série-parallèle. Il est identifié suivant une méthode dite d'erreur d'équation :

$$\hat{\mathbf{y}}(k+1) = \sum_{i=0}^{n_a-1} a_i \mathbf{y}(k-i) + \sum_{j=0}^{n_b-1} b_j \mathbf{u}(k-j-n_k) \quad (2.4)$$

n_a et n_b sont les ordres de régression associés à $\mathbf{y}(k)$ et à $\mathbf{u}(k)$, n_k est le retard pur. Le modèle série-parallèle définit un estimateur de $\hat{\mathbf{y}}$ (prédicteur à 1 pas).

Le modèle inverse

Au contraire, l'identification d'une fonction entre les entrées espérées $\hat{\mathbf{u}}$ pour des sorties connues \mathbf{y} repose sur un modèle série ou inverse.

Le modèle parallèle

L'identification de la fonction qui lie $\hat{\mathbf{y}}(k+1)$ aux entrées $\mathbf{u}(k)$ et aux estimées antérieures définit un modèle parallèle qui met en œuvre une méthode d'erreur de sortie :

$$\hat{\mathbf{y}}(k+1) = \sum_{i=0}^{n_a-1} a_i \hat{\mathbf{y}}(k-i) + \sum_{j=0}^{n_b-1} b_j \mathbf{u}(k-j-n_k) \quad (2.5)$$

Cette structure dite bouclée s'avère particulièrement intéressante pour la modélisation de procédés dynamiques. La prise en compte du temps introduite par le bouclage des estimées antérieures $\hat{\mathbf{y}}(k-i)$ assure la possibilité d'anticiper le comportement du système en fonction de la mémoire du passé : le modèle parallèle définit un prédicteur multi-pas. En outre cette description permet d'estimer les paramètres non corrélés au bruit de mesure de la sortie.

Il apparaît de ce qui précède que la modélisation d'un même procédé peut conduire au développement de plusieurs modèles de structure plus ou moins complexe. Ainsi un modèle $\mathbf{M}(\lambda)$ est un cas particulier du modèle $\mathbf{M}(\lambda, \mathbf{p})$ paramétré par \mathbf{p} . La détermination des ordres de régression et des retards purs repose à la fois sur des considérations phénoménologiques et sur une recherche par essai-erreur. Pour la modélisation de procédés industriels par exemple (mesures de concentration, débit, pression, etc.), n_a et n_b sont rarement supérieurs à 3 et n_c

est usuellement pris égal à n_a (Landau 1998). En revanche, n_k est souvent plus difficile à appréhender. Une technique classique fondée sur l'observation de la réponse indicelle nécessite l'application de signaux de forte amplitude. Elle n'est généralement pas applicable en milieu industriel (Landau 1993).

Dans l'objectif de la description de systèmes fortement non-linéaires, la modélisation par réseaux de neurones repose sur l'adaptation de ce formalisme mathématique afin de passer d'une représentation systémique dans un espace paramétrique à une représentation dans un espace de fonctions non-linéaires.

2.3 Les réseaux de neurones

Inscrite dans la continuité des méthodes de régression linéaire et des corrélations multivariées largement étudiées dans les années 70, l'approche neuronale autorise l'identification d'un modèle *situation-action* à partir de relations non-linéaires entre les entrées et les sorties du procédé (Vilain 1998). L'établissement de ces relations non-linéaires multivariées et la propriété d'approximateur universel des réseaux de neurones (Hornik 1989) permettent de s'affranchir des limitations des régressions linéaires et des méthodes statistiques traditionnelles.

Inspirés de la structure du système cérébral, les modèles à R.N. constituent les développements non-linéaires (N.A.R.X. et N.A.R.M.A.X.) des modèles A.R.X. et A.R.M.A.X. (Chen et Billings 1989, Suykens et al. 1996) dans un espace de fonctions particulières. Leur supériorité sur les modèles linéaires repose sur leur propriété d'approximation universelle (Hornik 1989) parcimonieuse (Rivals et al. 1995) — qui permet leur caractérisation à partir d'observations expérimentales bruitées ou incomplètes — et leur capacité à reproduire le comportement de systèmes non-linéaires multivariées (Suykens et al. 1996). Largement utilisés pour la résolution de problèmes de classification, de reconnaissance de formes et de filtrage (Chitra 1993, Bishop 1994), les R.N. font également l'objet d'applications industrielles dans des domaines aussi divers que le contrôle-commande ou le diagnostic de défaut (Crowe et Costas 1995, Lucas 1995).

2.3.1 Généralités

Un réseau peut être comparé à un graphe orienté pondéré (Rivals et al. 1995). Les nœuds de ce graphe sont des automates simples, les neurones formels, capables de réaliser des opérations mathématiques.

2.3.2 L'élément de base

Le neurone formel introduit par McCulloch et Pitts dans les années 40 (McCulloch et Pitts 1943) est l'élément de base d'un *R.N.* (figure 2.3). Cette unité de calcul élémentaire réalise deux opérations arithmétiques simples : la somme pondérée de ses entrées et l'application d'une fonction d'activation non-linéaire f_{NL} sur le résultat de cette somme.

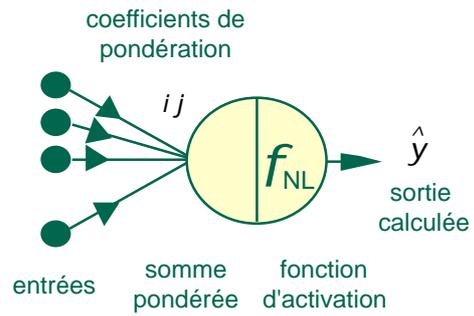


figure 2.3 : le neurone formel

La fonction d'activation proposée à l'origine par McCulloch et Pitts est la fonction de Heaviside. Cette fonction seuil particulièrement adaptée aux problèmes de classification présente rapidement des limites pour la modélisation des fonctions non-linéaires (2 réponses possibles). L'introduction de fonctions dérivables de type sigmoïdes et l'association en réseau de plusieurs unités ont permis d'accroître les performances de ces opérateurs (Suykens et al. 1996).

2.3.3 L'association en réseau

Un réseau multicouche sous sa forme canonique (Rivals et al. 1995) comprend une couche d'entrées, une couche interne (ou plusieurs) composée(s) de neurones à fonction sigmoïde et une couche de sorties (figure 2.4). L'information circule des cellules d'entrée vers les neurones de sorties (linéaires le plus souvent). Chaque cellule influence les autres par propagation de son activité le long des axes pondérés (les axes du graphe), de sorte que l'état interne des unités déterminé par la fonction d'activation f_{NL} définit l'état du réseau.

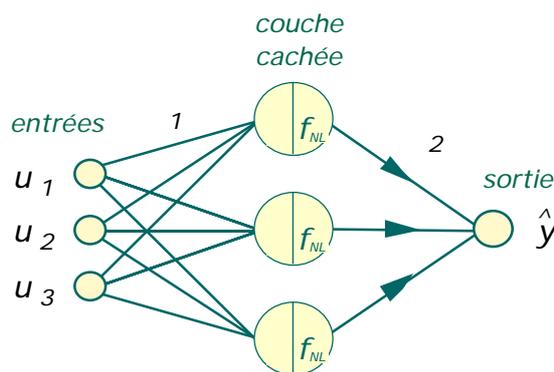


figure 2.4 : réseau direct à 3 entrées, 1 couche de 3 neurones cachés, et 1 sortie

Plusieurs opérateurs connectés par des liaisons pondérées (figure 2.4) sont susceptibles de présenter des propriétés collectives émergentes, propriétés que chacun d'eux ne présente pas séparément. Les pondérations sont communément appelées les poids du réseau.

Il est d'usage d'introduire en entrée et au niveau des couches cachées un terme constant, le biais, assimilé par analogie au terme d'ordre-zéro des fonctions polynomiales. Ce terme constant est matérialisé dans le réseau par une entrée (ou une cellule interne) dont la valeur est fixée à 1.

2.3.4 Les fonctions d'activation

C'est d'abord l'introduction d'une fonction linéaire bornée qui a permis d'élargir la gamme des réponses possibles (principale lacune de la fonction seuil). Avec le développement de méthodes d'erreur d'estimation basées sur la minimisation d'un critère d'erreur par des calculs de dérivées pour l'estimation des poids, la fonction linéaire bornée s'est vue elle-même rapidement succédée par des fonctions d'activation dérivables (Bishop 1994, cf. *annexes 2*). Ainsi la fonction tangente hyperbolique, communément appelée *sigmoïde tangentielle* (Jodouin 1994), est de plus en plus employée : elle permet la définition de modèles qui convergent rapidement (Boulard 1992).

Afin de contourner la restriction intrinsèque que représente l'utilisation de cette fonction d'activation dans ses zones de saturation, il convient de normaliser¹⁴ les données entre les bornes qui délimitent son comportement dynamique. Ce traitement présente en outre l'avantage d'équilibrer la contribution relative de toutes les variables si elles font l'objet d'une normalisation indépendante.

2.3.5 Topologie et structure

C'est principalement le nombre de connexions qui détermine le potentiel calculatoire d'un réseau. Or il n'existe pas de méthode permettant d'évaluer la structure neuronale la mieux adaptée à la modélisation d'un problème particulier (nombre de couches internes, nombre de neurones, nombre de connexions, ordres de récurrence). Il est fréquent d'augmenter le nombre des cellules et des couches internes jusqu'à assurer des capacités d'approximation

¹⁴ La normalisation des données entre 0.1 et 0.9 permet de profiter de la dynamique des fonctions d'activation en dehors des zones de saturation.

satisfaisantes. Mais cette démarche présente un risque : la sur-paramétrisation du réseau qui peut être à l'origine de l'hyper spécialisation du modèle avec une diminution de ses performances en généralisation (Bishop 1994). En outre le théorème de Hornik (Hornik 1989) stipule que toute fonction continue peut être modélisée par un réseau direct ne comprenant qu'une couche cachée et un neurone de sortie linéaire, pourvu que la couche cachée contienne suffisamment de neurones sigmoïdes. D'une manière générale, la topologie est déterminée suivant le principe du greffage-élagage (ou essai-erreur). Le greffage est l'augmentation progressive du nombre de cellules de la couche interne à partir d'une structure minimale jusqu'à obtenir les meilleurs résultats en généralisation. L'élagage consiste à éliminer les connexions superflues ou les cellules inactives (*pruning*, Le Cun et al. 1990, Pedersen et al. 1995). Le type de structure (série, parallèle) et le choix de la complexité (N.A.R.X., N.A.R.M.A.X., etc.) résultent le plus souvent d'un compromis entre la flexibilité et la parcimonie (Ljung 1987).

Les modèles développés par la suite dérivent essentiellement du modèle N.A.R.X. (Chen et Billings 1989) suivant une architecture multi-entrées mono-sortie à 3 étages :

- $n_a + n_b$ informations au premier étage ;
- une couche cachée de N_{NC} neurones sigmoïdes de dimension N_{NC} à déterminer ;
- et 1 étage de sortie comportant une cellule linéaire.

Parmi les structures présentées au paragraphe 2.2. nous retenons le modèle série-parallèle et le modèle parallèle qui conduisent respectivement à la définition de réseaux directs et de réseaux bouclés.

Réseaux directs

En boucle ouverte, la sortie à un instant k est définie en fonction des entrées et des sorties passées du procédé (figure 2.5). Un réseau direct peut être comparé à un filtre transverse non-linéaire (Marcos et al. 1993).

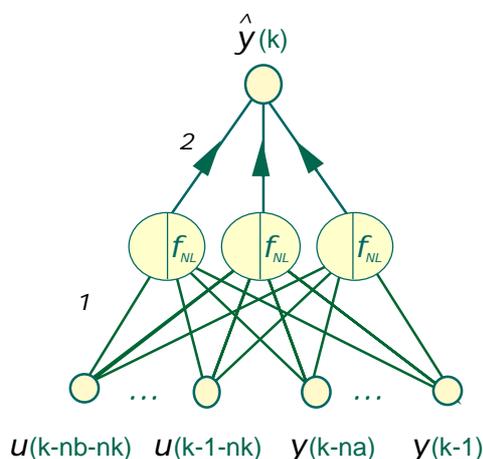


figure 2.5 : réseau direct (série-parallèle)

Réseaux bouclés

En boucle fermée, la sortie est définie en fonction des entrées du procédé et des sorties prédites aux instants précédents (figure 2.6). Ce caractère causal introduit par l'opérateur retard permet la description de systèmes dynamiques, avec prise en compte du temps de manière explicite (prédicteur multi pas). Le réseau bouclé est comparable à un filtre récursif non-linéaire (Marcos et al. 1993).

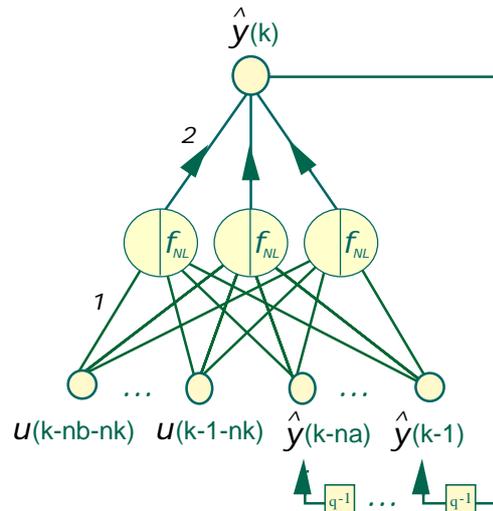


figure 2.6 : réseau bouclé (parallèle)

Structure des réseaux

La recherche des paramètres de régression et de retard pur dans l'espace à 3 dimensions (n_a , n_b et n_k) s'appuie sur des méthodes empruntées à l'approche linéaire :

- tests statistiques (Urbani et al. 1994, cf. *annexes 2*) ;
- polynômes de Lipschitz (He et Asada 1993).

Ces méthodes conduisent le plus souvent à la détermination d'une structure initiale à partir de laquelle une recherche par dichotomie dans l'espace des n permet de préciser la structure la plus adaptée. Une information sur le retard pur n_k réside dans l'observation des décalages entre les signaux d'entrée et de sortie.

2.3.6 Identifiabilité, discernabilité et hiérarchisation des informations

La qualité d'un modèle identifié à partir des entrées-sorties d'un système est sujette à la fois aux conditions opératoires et aux choix de modélisation :

- la richesse des exemples d'entrée-sortie, suffisamment nombreux et variés pour exciter toutes les fréquences admises par le procédé et pour représenter la dynamique du procédé sur une plage de fonctionnement étendue.
- la qualité des exemples, essentiellement conditionnée par les bruits de mesure.
- et la structure du modèle (nombre d'entrées-sorties, nombre de paramètres, espace de régression et retards purs).

Ainsi la définition de critères de sélection des variables et des structures s'avère indispensable face à la liberté laissée par l'approche comportementale. Dans le cas des modèles non-linéaires par rapport aux paramètres et par rapport aux entrées, les tests d'identifiabilité et de discernabilité à mettre en œuvre requièrent des développements mathématiques laborieux (manipulations algébriques lourdes) ou coûteux en temps machine (calcul formel). En pratique, la dimension des modèles à réseaux de neurones développés pour la modélisation de procédés industriels (grand nombre d'entrées et de paramètres de pondérations) freine l'implémentation de ces techniques. Quand le nombre d'exemples N est suffisamment grand, il est plus courant de calculer des fonctions de la matrice de Fisher qui fait intervenir la sensibilité des sorties par rapport aux paramètres et la covariance des bruits (Walter et Pronzato 1993, Walter et Pronzato 1994), sous réserve que le système est structurellement globalement identifiable (s.g.i.).

2.3.6.1 Identifiabilité

Dans cette étude, sous l'hypothèse que les modèles à réseaux de neurones $\mathbf{M}(\cdot)$ identifiés à partir de vecteurs d'exemples de grande dimension sont s.g.i., nous limitons nos critères d'identifiabilité aux calculs de sensibilités. Ainsi la sensibilité S_i de $\mathbf{M}(\cdot)$ par rapport à un paramètre θ_i , définie par la dérivée partielle première de $\hat{\mathbf{y}}(k)$ par rapport à θ_i ¹⁵ (Zwingelstein 1984) :

$$S_i(k) = \frac{\partial \hat{\mathbf{y}}(k)}{\partial \theta_i(k)} \quad (2.6)$$

renseigne sur la contribution de θ_i au calcul de $\hat{\mathbf{y}}(k)$ en fonction des informations d'entrée. Plus simplement $S_i \neq 0$ est une condition nécessaire d'identifiabilité (Borne et al. 1993).

2.3.6.2 Hiérarchisation des informations

De la même manière, la fonction de sensibilité S_{x_i} du modèle par rapport à x_i :

$$S_{x_i}(k) = \frac{\partial \hat{\mathbf{y}}(k)}{\partial x_i(k)} \quad (2.7)$$

renseigne sur la contribution de x_i dans le calcul de $\hat{\mathbf{y}}(k)$. La comparaison de S_{x_i} pour chacune des variables d'entrée x_i , sur l'ensemble de la plage de fonctionnement normalisée, permet d'appréhender les entrées les plus pertinentes en fonction des zones où elles s'expriment le mieux et au contraire d'éliminer celles qui présentent une sensibilité négligeable sur tout le domaine de fonctionnement.

¹⁵ Pour un modèle neuronal, ce calcul repose sur σ et sur les entrées-sorties liés par la dérivée de la fonction d'activation connue analytiquement (cf. annexes 2).

2.4 L'estimation des paramètres d'un réseau de neurones

L'estimation des paramètres consiste à rechercher un vecteur qui permet de passer de l'espace des entrées à l'espace des sorties du système modélisé en reproduisant le comportement du système. Cette étape est appelée *apprentissage* pour un modèle neuronal. A l'instar des algorithmes développés pour les modèles paramétriques, les méthodes d'apprentissage sont des procédures d'estimation itératives. L'ajustement des paramètres s'opère à chaque itération en fonction de leur participation à une fonction de l'erreur, de sorte à minimiser l'écart entre la sortie calculée \hat{y} et une sortie mesurée pour un grand nombre de couples $\{\mathbf{u}(k), \mathbf{y}(k)\}_{k=1..N}$ issus d'une base d'exemples (base d'apprentissage). Cette procédure d'apprentissage supervisé suppose la définition d'un critère d'erreur $V(\cdot)$ — exprimé en fonction des paramètres — et d'un critère d'arrêt qui conditionne la poursuite des itérations.

La récurrence interne du procédé est prise en compte dans l'algorithme d'apprentissage suivant une méthode d'erreur d'équation pour les modèles de structure série-parallèle (figure 2.7) et suivant une méthode d'erreur de sortie pour les modèle parallèles (figure 2.8).

A l'issue de l'estimation, les coefficients sont figés et le modèle est confronté à des exemples différents : c'est la *généralisation* dont la démarche est détaillée au paragraphe suivant.

2.4.1 Le critère d'erreur et les conditions d'arrêt

La convergence de l'algorithme vers une valeur optimale des estimées dépend fortement du choix de cette fonction de coût. Un examen des principaux critères et une étude critique de leurs propriétés de convergence et de robustesse sont présentés par Walter et Pronzato (Walter et Pronzato 1994).

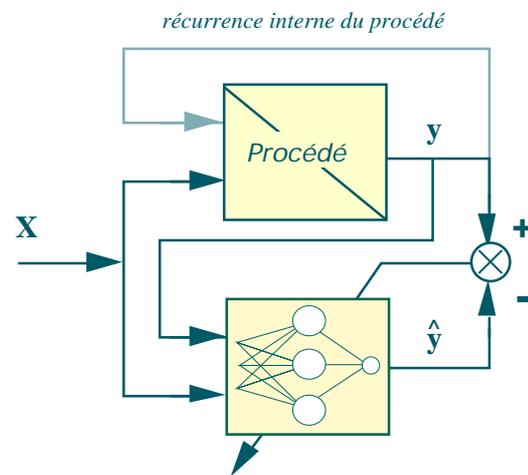


figure 2.7 : schéma d'apprentissage en mode série-parallèle

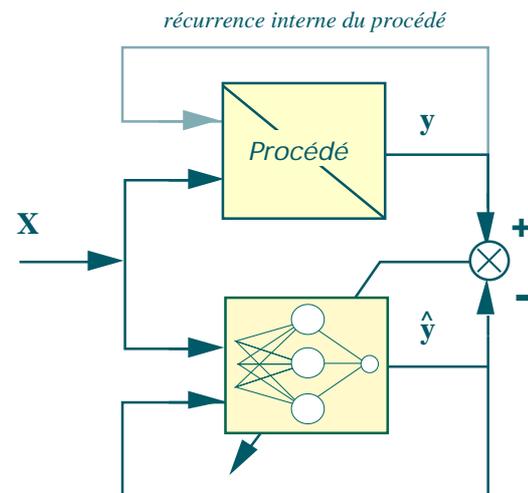


figure 2.8 : schéma d'apprentissage en mode parallèle (bouclé)

Pour notre part nous nous sommes limités à l'emploi du critère quadratique, sans doute le plus répandu dans le domaine de l'identification en physique. Son expression canonique introduit le vecteur $\mathbf{e}(\theta)$ — qui caractérise l'écart entre la réponse du système et celle du modèle — et une matrice de pondération symétrique définie positive \mathbf{Q} :

$$\mathbf{V}(\theta) = \mathbf{e}(\theta)^T \mathbf{Q} \mathbf{e}(\theta) \quad (2.8)$$

Pour une matrice de pondération \mathbf{Q} égale à la matrice identité, (2.8) se ramène à :

$$\mathbf{V}(\theta) = \frac{1}{2N} \sum_{j=1}^{n_s} \sum_{k=1}^N \left(\mathbf{e}_j(k, \theta) \right)^2 \quad \text{avec} \quad \mathbf{e}_j(k, \theta) = \mathbf{y}_j(k) - \hat{\mathbf{y}}_j(k, \theta)$$

N et n_s sont respectivement le nombre d'échantillons et le nombre de sorties du système.

L'interruption de la procédure itérative dépend de la précision souhaitée pour le modèle. Par exemple, l'apprentissage d'un modèle de représentation soumis à des exigences de précision drastiques peut être prolongé au-delà de l'apprentissage d'un modèle de commande, pour lequel la qualité essentielle est la rapidité. Il est raisonnable de prévoir une condition de sécurité afin d'assurer l'interruption de l'apprentissage dès lors que le critère d'erreur présente un comportement asymptotique après un certain nombre d'itérations.

Une fois définis la fonction de coût $\mathbf{V}(\theta)$ et le critère d'arrêt, il convient de faire le choix d'une méthode d'estimation des paramètres.

2.4.2 Les méthodes d'erreur d'estimation

D'une manière générale, l'optimisation peut être vue comme un problème d'interpolation d'une fonction de plusieurs variables dans un espace multidimensionnel. Les méthodes déterministes développées pour résoudre ce type de problèmes consistent à modifier les paramètres en fonction de leur contribution à l'erreur d'estimation suivant une syntaxe de la forme :

$$\theta^{i+1} = \theta^i + \mu \mathbf{g}(\theta^i) \quad (2.9)$$

où $\mathbf{g}(\theta^i)$ est le terme d'ajustement et μ est le taux d'apprentissage.

L'évaluation de l'influence de la modification des paramètres à chaque itération nécessite l'introduction d'un élément qui donne le sens d'évolution de la fonction interpolée par rapport à ces paramètres. Le développement de Taylor de $V(\mathbf{d})$ au premier ordre autour de \mathbf{d}_0 fait apparaître que le gradient $\mathbf{g}(\mathbf{d})$ est porteur de cette information (Walter et Pronzato 1994) :

$$\mathbf{g}(\mathbf{d}) = \frac{dV(\mathbf{d})}{d\mathbf{d}} = \mathbf{J}(\mathbf{d})^T \mathbf{e}(\mathbf{d}) \quad (2.10)$$

$$\mathbf{d}^{i+1} = \mathbf{d}^i - \mu \mathbf{g}(\mathbf{d}^i)$$

où $\mathbf{J}(\mathbf{d}) = \frac{d\mathbf{e}(\mathbf{d})}{d\mathbf{d}}$ est le jacobien du résidu $\mathbf{e}(\mathbf{d})$, identifié au vecteur des observations dans le cas des modèles linéaires par rapport aux paramètres.

En définitive, l'algorithme d'optimisation s'exprime en termes de régression et lorsque $V(\mathbf{d})$ est quadratique cette formulation conduit à un problème d'optimisation quadratique (linéaire ou non) par rapport aux paramètres. Cette procédure peut être *globale*, auquel cas tous les exemples sont traités à la fois et l'indice d'itération est incrémenté lorsqu'ils ont tous été présentés. Elle est dite *locale* lorsque le traitement est séquentiel : les paramètres sont ajustés à chaque présentation d'un nouveau jeu d'exemples, ce qui offre la possibilité de définir un modèle adaptatif dont les paramètres sont ajustés en ligne.

2.4.2.1 Les méthodes globales

À l'origine de nombreux algorithmes d'optimisation, la méthode du gradient — appelée aussi méthode de la plus grande pente — est directement basée sur la recherche des paramètres dans la direction opposée à celle du gradient.

L'algorithme du gradient

Le principe de cette méthode est d'actualiser à chaque itération i le vecteur des paramètres \mathbf{d}^i suivant une direction opposée à celle de $\mathbf{g}(\mathbf{d}^{i-1})$ évalué à l'itération précédente (Walter et Pronzato 1994) :

$$\mathbf{d}^{i+1} = \mathbf{d}^i - \mu \mathbf{g}(\mathbf{d}^i) \quad (2.11)$$

L'algorithme du gradient est une méthode du premier ordre à pas constant μ . Le terme d'ajustement $\mathbf{g}(\mathbf{d}^i) = \mathbf{g}(\mathbf{d}^i)$ diminue avec l'erreur $\mathbf{e}(\mathbf{d}^i)$ à l'approche d'un optimum, de sorte que si la convergence se fait en direction d'un minimum local qui constitue un bassin d'attraction, cette méthode ne permet pas d'y échapper.

Des algorithmes plus évolués introduisent un terme de relaxation par le biais d'un paramètre μ variable en fonction du signe de $\mathbf{g}(\mathbf{x}^i)$. C'est le cas des méthodes de Newton et de Gauss-Newton qui font apparaître le hessien du résidu $\mathbf{H}(\mathbf{x})$ en introduisant le développement de Taylor de $\mathbf{V}(\mathbf{x})$ jusqu'au deuxième ordre autour de \mathbf{x}_0 :

$$\mathbf{H}(\mathbf{x}) = \frac{d^2 \mathbf{V}(\mathbf{x})}{d^2} \quad (2.12)$$

L'introduction du hessien marque l'émergence de ces méthodes du second ordre, lesquelles diffèrent essentiellement par le calcul de $\mathbf{g}(\mathbf{x}^i)$ et celui du hessien lui-même (Suykens et al. 1996, p. 58). C'est justement ce calcul de $\mathbf{H}(\mathbf{x})$ qui présente le plus de difficultés puisqu'il nécessite le calcul des dérivées secondes à chaque itération.

L'algorithme de Levenberg-Marquardt

L'algorithme de Levenberg-Marquardt (Levenberg 1944, Marquardt 1963) représente un compromis intéressant entre les méthodes du premier ordre et celles du second ordre de part l'expression de \mathbf{d}^i :

$$\mathbf{d}^i = -\frac{\mathbf{g}(\mathbf{x}^i)}{\mathbf{H}_a(\mathbf{x}^i) + \mu^i \mathbf{I}} \quad (2.13)$$

$$\mathbf{H}_a(\mathbf{x}^i) = \mathbf{J}(\mathbf{x}^i)^T \mathbf{J}(\mathbf{x}^i)$$

Ainsi l'ajustement des paramètres vérifie :

$$\mathbf{x}^{i+1} = \mathbf{x}^i - \frac{\mathbf{g}(\mathbf{x}^i)}{\mathbf{H}_a(\mathbf{x}^i) + \mu^i \mathbf{I}} \quad (2.14)$$

où $\mathbf{H}_a(\mathbf{x}^i)$ est une approximation du hessien qui ne fait pas apparaître les termes croisés et permet d'éviter les problèmes d'inversion de matrices non définies positives. \mathbf{I} est la matrice identité qui assure l'ajout du terme de relaxation variable μ^i aux éléments de la diagonale de $\mathbf{H}_a(\mathbf{x}^i)$.

L'influence de la relaxation est fondamentale : au cours des itérations, μ^i diminue à l'approche de l'optimum et augmente dans le cas contraire. Ainsi \mathbf{d}^i tend vers $-\mu^i \mathbf{g}(\mathbf{x}^i)$ lorsque $\mu^i \mathbf{I}$ devient prépondérant (méthode du gradient avec $\mu^i = 1/\mu$). A l'inverse $\mathbf{H}_a(\mathbf{x}^i)$ prend le dessus à l'approche de l'optimum, ce qui a pour effet d'accélérer la convergence (méthode de Newton).

Comme pour la méthode de Gauss-Newton, l'algorithme de Levenberg-Marquardt introduit la définition d'une direction de recherche afin de confiner l'exploration de l'espace dans une direction déterminée sans limiter la progression de la convergence. Ceci peut être vu comme une procédure pour déterminer le pas optimal dans un voisinage de l'estimée $\hat{\mathbf{x}}^i$, i.e. le pas pour lequel la fonction de coût présente un minimum (et une dérivée nulle) dans cette direction (Hrycej 1997). En outre cet algorithme comporte une condition d'arrêt sur la relaxation lorsque le minimum d'erreur n'est pas atteint. A chaque itération i le facteur de relaxation λ^i est incrémenté ou décrémenté, de sorte à étendre ou à restreindre le domaine de recherche autour du point $\hat{\mathbf{x}}^i$. Une borne supérieure λ_{\max} limite les risques de divergence en interdisant la poursuite de la recherche d'un optimum dans une direction trop éloignée du voisinage de $\hat{\mathbf{x}}^i$.

2.4.2.2 Les méthodes locales

Le développement de modèles adaptatifs ajustés en ligne ou de prédicteurs intégrés à des modèles de commande nécessite l'emploi d'un critère local. Mais les méthodes locales mettent en échec les algorithmes basés sur la définition d'une direction de recherche. Un recours réside dans l'adaptation des méthodes globales (Hrycej 1997). Le calcul du gradient devient plus lourd avec la prise en compte de la récurrence introduite par le bouclage des estimées, lesquelles dépendent elles-mêmes des paramètres θ : à chaque itération, le gradient s'exprime en fonction de la dérivée de $\hat{\mathbf{y}}(t)$ par rapport à θ (comme en mode direct) et de la dérivée de $\hat{\mathbf{y}}(t)$ par rapport aux estimées antérieures à l'ordre n_a (ce terme supplémentaire représente la mémoire de l'estimateur). A priori ce calcul s'alourdit si cette mémoire remonte jusqu'à l'instant initial à chaque itération. Il est raisonnable de limiter la profondeur de la récurrence aux N_t derniers instants pour éviter un calcul trop coûteux (le choix de N_t dépend de considérations pratiques).

L'algorithme des moindres carrés récurrents

Ces méthodes font apparaître une matrice de covariance de l'erreur d'estimation \mathbf{P} et un vecteur gain d'estimation noté \mathbf{K} . Les règles d'ajustement prennent la forme suivante :

$$\hat{\mathbf{x}}^{i+1} = \hat{\mathbf{x}}^i + \mathbf{K}^i \mathbf{e}(\hat{\mathbf{x}}^i)$$

$$\text{avec } \mathbf{K}^i = \frac{\mathbf{P}^i \mathbf{J}(\hat{\mathbf{x}}^i)}{\mathbf{I} + \mathbf{J}(\hat{\mathbf{x}}^i)^T \mathbf{P}^i \mathbf{J}(\hat{\mathbf{x}}^i)}$$

$$\text{et } \mathbf{P}^{i+1} = \mathbf{P}^i - \mathbf{K}^i \mathbf{J}(\hat{\mathbf{x}}^i)^T \mathbf{P}^i$$

Le principal avantage de cette approche par rapport aux méthodes globales réside dans la formulation des termes d'ajustement. Les paramètres sont ajustés en fonction de l'erreur pondérée à chaque instant d'échantillonnage par le vecteur gain d'estimation, lequel est exprimé en fonction du jacobien $\mathbf{J}(\hat{\mathbf{y}})$ et de la matrice de covariance \mathbf{P} évalués à l'instant précédent. Or \mathbf{K} et \mathbf{P} sont eux-mêmes actualisés à chaque itération et non pas recalculés comme le sont $\mathbf{g}(\hat{\mathbf{y}})$ et $\mathbf{H}(\hat{\mathbf{y}})$, de sorte que l'information des instants antérieurs est préservée.

Plusieurs développements de cet algorithme ont été proposés, tels que l'introduction d'un facteur de pondération exponentiel (*FPE*) pour accélérer la convergence ou l'application de contraintes sur la trace de la matrice de covariance \mathbf{P} (*TRA*). Une présentation détaillée ainsi qu'une étude comparative est proposée par Grondin-Perez (Grondin-Perez 1994).

2.4.3 Les algorithmes évolutifs

Les méthodes évolutives conjuguent la structure des réseaux de neurones et la richesse de l'exploration aléatoire. En substituant des algorithmes génétiques aux méthodes d'optimisation déterministes, elles apportent à l'espace de recherche une dimension stochastique qui élargit l'éventail des possibilités et limite l'attraction des minima locaux (Goldberg 1991, Renders 1994). En outre, au-delà de la recherche des poids du réseau, ces algorithmes offrent de larges perspectives avec la possibilité d'intégrer les caractéristiques de la structure du modèle, les ordres de régression, l'espace retard ou encore le nombre des connexions dans le vecteur des paramètres à identifier (cf. *annexes 2*).

2.5 La validation d'un modèle neuronal

Les capacités de généralisation d'un réseau, i.e. son aptitude à interpoler entre les points d'apprentissage, sont vérifiées à partir d'une nouvelle série de variables d'entrée : la base de généralisation.

Validation croisée

A l'issue de l'apprentissage, la *généralisation* consiste à tester le modèle $\mathbf{M}(\hat{\mathbf{y}})$ — paramétré par $\hat{\mathbf{y}}$ figé — en simulation sur des exemples $[\mathbf{u}, \mathbf{y}]$ non appris issus d'une base différente. Cette opération appelée validation croisée consiste à présenter à l'entrée du modèle le vecteur d'entrées \mathbf{u} (normalisé à partir des paramètres utilisés pour la normalisation des données d'apprentissage) et à comparer la valeur physique de l'estimée $\hat{\mathbf{y}}(\hat{\mathbf{y}}, \mathbf{u})$ à celle de la mesure \mathbf{y} . Les critères de comparaison reposent essentiellement sur des méthodes graphiques et des tests statistiques.

La représentation graphique des résidus apporte une première information sur la précision du modèle en généralisation. Chaque fonction d'erreur faisant l'objet d'autant de représentations graphiques qu'il y a de sorties dans le vecteur \mathbf{y} , l'analyse graphique renseigne sur le comportement du modèle sur tout l'espace décrit par les composantes de \mathbf{y} . Dans la suite, les modèles identifiés sont évalués à partir de l'observation de 2 fonctions d'erreur :

- l'erreur d'estimation : $\mathbf{e}(\) = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}(\)$,
- et l'erreur relative : $\mathbf{e}_R(\) = \frac{\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}(\)}{\mathbf{y}}$,

et de leur valeur absolue moyennée sur N . La présence de pics d'erreur ou de régions où l'erreur est globalement supérieure à une limite fixée en accord avec les objectifs du modèle permet d'appréhender les phénomènes mal identifiés (dynamique, perturbations). Mais l'analyse graphique des résidus ne peut constituer qu'un élément de validation. Une autre approche repose sur le calcul de fonctions statistiques : la variance, l'écart quadratique moyen, etc.

Lorsque les exemples non appris présentent un comportement dynamique trop éloigné des données utilisées en apprentissage pour espérer une réponse satisfaisante du modèle, il peut être intéressant de reprendre l'apprentissage, éventuellement à partir du même vecteur de paramètres, afin d'intégrer l'information manquante.

Evaluation en apprentissage

La représentation graphique de l'erreur au cours des itérations renseigne sur le comportement de l'apprentissage et permet d'identifier l'existence d'un nombre optimal d'itérations I_{\max} . Au-delà de I_{\max} le risque d'hyper spécialisation (sur apprentissage) est grand, i.e. que le modèle est susceptible de présenter des capacités de généralisation désastreuses malgré sa performance sur les données apprises.

3. Modèles à réseau de neurones du procédé d'évaporation à Bois Rouge - Identification et résultats

Avant d'aborder la modélisation du procédé d'évaporation de la sucrerie de Bois Rouge, nous revenons sur la définition *des systèmes* qui constituent le procédé en multiple-effets afin de formuler les hypothèses nécessaires à notre démarche d'identification en accord avec nos objectifs de modélisation.

Comme nous l'avons évoqué dans le *chapitre 1*, la définition d'un modèle du procédé d'évaporation repose sur un grand nombre de variables expérimentales. L'instrumentation installée à Bois Rouge en 1997 était insuffisante pour permettre une description précise. Aussi nous avons entrepris de compléter le dispositif expérimental afin de disposer de mesures de débits et des mesures de Brix supplémentaires. Si cet apport d'informations n'autorisait pas une approche phénoménologique comme celle que nous avons présentée au paragraphe *1.2.2.*, il nous a permis d'envisager le développement de modèles systémiques.

Malgré des conditions expérimentales difficiles, les enregistrements collectés au cours de deux campagnes de mesure successives en 1997 et en 1998 nous ont permis d'identifier des modèles à réseaux de neurones avec deux objectifs en ligne de mire : la simulation du procédé et le développement d'une stratégie de commande avancée. Les modèles les plus précis identifiés à partir des données de la deuxième campagne concernent certains effets en priorité et le procédé en multiple-effets. Les résultats présentés dans les paragraphes **4.** et **5.** illustrent les capacités de généralisation des modèles identifiés sur des données perturbées et permettent d'envisager leur utilisation en milieu industriel.

3.1 La description du procédé. Hypothèses

Les évaporateurs à tubes verticaux à flot montant (*T.V.F.M.*) utilisés en sucrerie sont des échangeurs de chaleur à contre-courant solution de saccharose-vapeur d'eau.

3.1.1 Description physique

Ces évaporateurs *T.V.F.M.* sont décrits comme des systèmes assurant l'échange d'énergie entre deux réseaux distincts séparés par une paroi solide (Chabriat 1993, figure 3.1) :

- le réseau 1 où s'écoule la solution de saccharose concentrée par évaporation ;
- et le réseau 2 où circule la vapeur de chauffage qui cède son énergie à la solution de saccharose en se condensant sur la paroi.

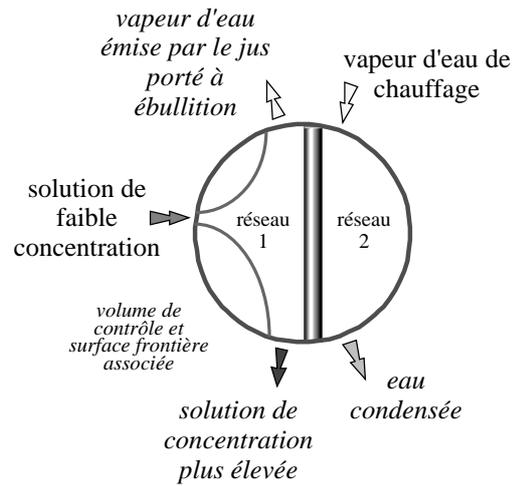


figure 3.1 : l'évaporateur vu comme un système à 2 réseaux

La modélisation du transfert énergétique opéré entre la vapeur et la solution fait intervenir, outre les phénomènes de conduction et de convection forcée, des mécanismes plus complexes liés au caractère diphasique (voire multiphasique) des fluides dans chacun des réseaux (*annexes 1*).

3.1.2 Hypothèses

L'approche systémique nous permet de nous affranchir de la description de ces mécanismes complexes en considérant les hypothèses formulées ci-après.

3.1.2.1 Le système

L'opération de concentration de soluté est réalisée à l'aide de plusieurs sous-opérations élémentaires (évaporation en multiple-effets). L'unité d'évaporation peut se décomposer en plusieurs blocs fonctionnels identiques associés en cascade pour réaliser l'opération globale (figure 3.2).

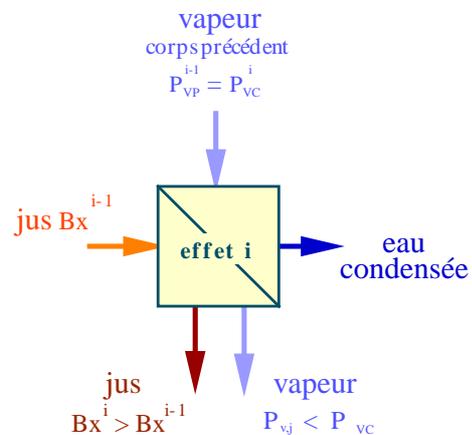


figure 3.2 : bloc élémentaire associé à un effet i

Ainsi chaque bloc fonctionnel correspond à un effet d'évaporation. Chaque effet correspond à un évaporateur ou à plusieurs évaporateurs, comme c'est le cas pour l'effet 2 à Bois Rouge. Et chaque évaporateur est assimilé à un réacteur, siège d'une transformation physico-chimique, précédé d'un faisceau de tubes introduisant un retard pur entre les variables

d'entrée et les variables de sortie qui représentent les flux de masse et d'énergie mis en jeu dans la transformation. Cette représentation se prête parfaitement à la description d'un évaporateur comme une boîte noire caractérisée par ces variables d'entrée-sortie. C'est l'approche retenue par Russel et Baker pour le développement de modèles à réseaux de neurones d'un procédé d'évaporation pilote en 3 effets (Russel et Bakker 1997).

3.1.2.2 Les variables d'entrée-sortie

L'approche systémique permet d'envisager l'introduction dans le vecteur d'entrée V , des variables digitales comme celles qui caractérisent le pourcentage d'ouverture des vannes proportionnelles (régulation des débits, régulation des pressions). Parce qu'elles sont représentatives des actions de régulation qui garantissent le fonctionnement optimal de l'atelier, ces variables sont potentiellement porteuses d'informations pertinentes ($[\% V_i]$ représente la régulation de la variable V_i).

Toutes ces grandeurs sont regroupées à la figure 3.3 :

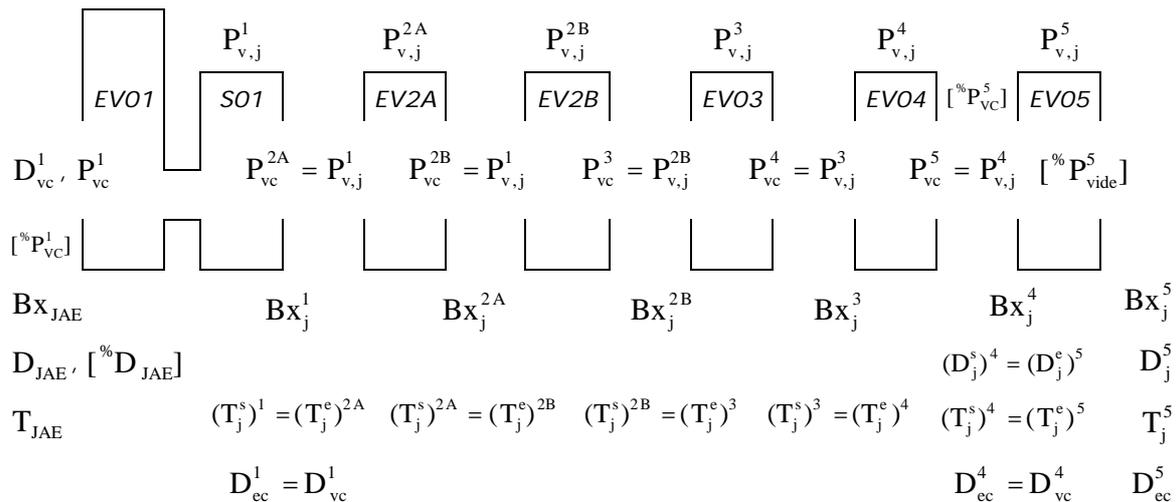


figure 3.3 : les variables du modèle systémique

3.1.3 Description systémique

Un modèle global intégrant implicitement les effets intermédiaires peut être développé pour décrire la station d'évaporation. Mais notre démarche d'identification est fortement inspirée de la structure modulaire du procédé. Chaque évaporateur fait l'objet d'un modèle indépendant et le modèle global est réalisé par l'association en cascade de 6 modèles suivant une structure similaire à celle du procédé en multiple-effets.

Nous avons vu dans le *chapitre 2* que les modèles à réseau de neurones (*R.N.*) sont basés sur l'extension de l'approche linéaire à une représentation dans un espace de fonctions non-linéaires. Les propriétés d'apprentissage des *R.N.* facilitent l'identification des caractéristiques de transfert de systèmes non-linéaires sans requérir au développement d'un formalisme algébrique complexe.

En référence à la description physique, $\{Bx_j^e, D_j^e, T_j^e\}$ et $\{D_{vc}, P_{vc}\}$ caractérisent respectivement les entrées de chacun des réseaux distincts : ce sont les entrées physiques du *R.N.* Les variables de sortie sont définies en fonction des objectifs du modèle. La plupart de ceux que nous avons identifiés présentent une seule sortie : $\{Bx_j^s\}$.

3.1.3.1 Description d'un effet

Chaque effet peut être modélisé par un réseau de neurones multi-entrées multi-sorties (réseau *M.I.M.O.*) avec une structure qui lui est propre, caractérisée par les variables $\{Bx_j^e, D_j^e, T_j^e, P_{vc}\}$ en entrée et $\{Bx_j^s, D_j^s, T_j^s, P_{v,j}\}$ en sortie (figure 3.4).

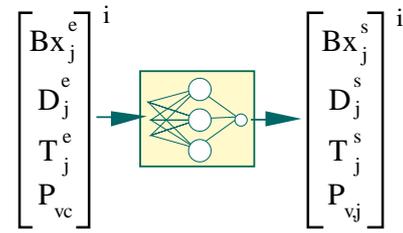


figure 3.4 : *R.N.* associé à un effet

3.1.3.2 Description en cascade

Le quintuple-effets peut alors être modélisé par l'association de 6 réseaux multi-entrées mono-sortie (*M.I.S.O.*) couplés par $\{Bx_j^s\}$ ou par l'association de 6 réseaux *M.I.M.O.* couplés par $\{Bx_j^s\}$ et par des mesures intermédiaires $\{T_j, D_{vc}, P_{vc}\}$ (figure 3.5).

Auquel cas le premier réseau est caractérisé par les variables qui caractérisent le *JAÉ* et la vapeur *C.T.B.R.* en entrée. Les suivants sont couplés par les variables : $\{(Bx_j^s)^i = (Bx_j^e)^{i+1}, (D_j^s)^i = (D_j^e)^{i+1}, (T_j^s)^i = (T_j^e)^{i+1}\}$ et $\{P_{v,j}^i = P_{vc}^{i+1}\}$.

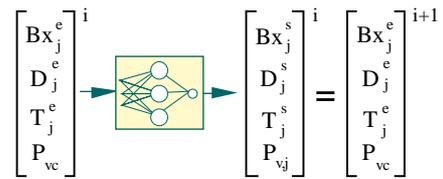


figure 3.5 : association en série

Dans cette configuration, le deuxième effet est constitué de 2 modèles distincts liés par une variable commune en entrée : la pression de la vapeur de chauffage, prise égale à la pression de la vapeur de prélèvement en sortie du séparateur du premier effet : $\{P_{vc}^{2A} = P_{vc}^{2B} = P_{v,j}^1\}$.

3.1.3.3 Description du multiple-effets

En référence à l'hypothèse 3.1.2.1., une description globale permet d'assimiler le multiple-effets à un réacteur introduisant un retard pur égal à la somme des retards purs de chacun des réacteurs qui le constituent (modèle *M.I.M.O.*, figure 3.6).

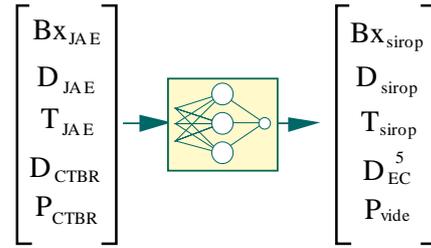


figure 3.6 : R.N. associé au multiple effet

Les variables d'entrée-sortie indispensables pour la description et l'identification de modèles dynamiques du procédé d'évaporation sont issues des mesures expérimentales collectées en site industriel.

3.2 Les données expérimentales

Nous avons travaillé sur des données expérimentales enregistrées pendant 2 campagnes de mesures menées en 1997 et 1998 sur le procédé de la sucrerie de Bois Rouge. Chaque campagne s'étend sur 5 à 6 mois entre juillet et décembre, période de la campagne sucrière à La Réunion.

3.2.1 Collecte et archivage des données expérimentales

Le suivi quotidien de l'atelier d'évaporation a permis la constitution de bases de données pour des durées de 6, 12 ou 24 heures de fonctionnement. La période des mesures T_{me} d'environ 3 s est imposée par le système industriel qui occupe la fonction de maître dans notre protocole de communication (T_{me} varie en fonction de la charge du C.A.P., cf. *chapitre 1*). En tenant compte des périodes de test (adaptations du programme *I-MEDI*, installation de nouveaux capteurs) et des interruptions fortuites (modification du protocole d'acquisition, pannes de capteurs), nous avons enregistré une quarantaine de fichiers de données expérimentales pendant 12 semaines en 1997 et 10 semaines en 1998. Les fichiers de la campagne 1997 comportent 30 variables thermodynamiques et ceux de 1998 regroupent au total 45 mesures avec les variables digitales de type $[\% V_i]$. Pour faciliter leur emploi et assurer la compatibilité entre les configurations appelées à évoluer au fil des campagnes, nous avons prévu le fractionnement des bases en 6 fichiers indépendants associés aux 6 évaporateurs.

Ces fichiers sont archivés en tableaux de 4 dimensions **TH** (tableau 3.1) :

<i>TH</i> les 4 dimensions	<i>D3</i> indices des variables	<i>D4</i> indices des fluides
<i>d1</i> numéro d'effet	1 Brix	vapeur de chauffe (vc) 2 effet 4
<i>d2</i> indice de fluide convecté	2 débit	1 jus entrant 3 jus sortant
<i>d3</i> indice de variable thermodynamique	3 pression	5 eau condensée (EC)
<i>d4</i> temps	4 température	

tableau 3.1 : configuration des tableaux d'archivage

TH (5, 3, 1, t) : Brix ($d3=1$) du jus en sortie ($d2=3$) du cinquième effet ($d1=5$) à l'instant t

L'utilisation de ces mesures nécessite un pré traitement pour éliminer les bruits qui résultent de la numérisation des signaux analogiques au moment de leur mise à disposition sur le bus de données de la sucrerie. Cette étape est à l'origine de 2 phénomènes dont nous devons tenir compte : la quantification et l'échantillonnage.

3.2.2 Conditionnement des informations

Le premier filtrage numérique appliqué à ces données expérimentales concerne les mesures de Brix qui présentent le plus de difficultés. Nous avons présenté au début de ce mémoire le protocole de mesures séquentielles développé pour la mesure des 7 concentrations en entrée-sortie des 6 évaporateurs du multiple-effets. Le cycle complet comprend 7 séquences de mesure et 1 séquence de lavage, ce qui autorise l'acquisition d'une mesure toutes les 10 minutes environ, soit une période $T_{bx} = 600s$. Le caractère séquentiel de cette mesure a imposé la mémorisation de chaque concentration entre les cycles, de sorte que les mesures de Brix se présentent sous la forme de paliers de période T_{bx} . Il en résulte 2 problèmes : peu de points expérimentaux sont disponibles et ils correspondent à des mesures espacées dans le temps d'une période $T_{bx} \gg T_{me}$.

3.2.2.1 Interpolation des mesures de Brix

Pour éliminer l'artéfact imposé par le B.O.Z. (bruit engendré par les paliers) et reconstituer l'information manquante entre deux points expérimentaux, nous avons effectué une interpolation linéaire avec des points imposés au début des paliers (figure 3.7).

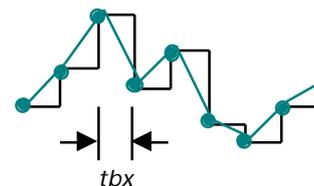


figure 3.7 : interpolation des mesures de Brix

3.2.2.2 Lissage non-linéaire de toutes les mesures

Le signal de Brix *reconstitué* fait l'objet, comme l'ensemble des mesures, d'un lissage non-linéaire sous la forme d'une moyenne mobile pondérée (figure 3.8).

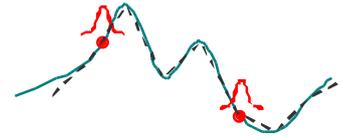


figure 3.8 : moyenne mobile et fenêtre de Hanning

Les coefficients de pondération qui suivent une loi gaussienne définissent une fenêtre de Hanning. Ce traitement assure l'élimination des points aberrants (irrégularités expérimentales) et des résidus de bruit, en substituant à la valeur du point courant la moyenne pondérée des valeurs appartenant à la fenêtre de Hanning centrée sur ce point dont la valeur est privilégiée.

3.2.2.3 Normalisation

Après conditionnement, la dernière étape de la préparation est la normalisation des données. Ce changement de variable permet la réduction de l'espace des entrées-sorties dans un même intervalle où toutes les composantes physiques sont représentées avec la même étendue maximale. En pratique, chaque variable V_i du tableau **TH** est associée à un couple $[V_{\min}, V_{\max}]$ à partir duquel sont calculés les paramètres de normalisation qui permettent de réduire les variables entre 0.1 et 0.9.

3.2.3 Echantillonnage

A priori, un modèle dynamique identifié à partir de données discrètes, c'est-à-dire d'une suite numérique $\{\mathbf{y}(k, n_a) ; \mathbf{u}(k, n_b, n_k) : k \in \mathbb{Z}\}$ définie en un nombre fini d'instant d'échantillonnage k , est d'autant plus précis que la fréquence de l'échantillonnage f_E est élevée (peu de perte d'informations). D'après le théorème de Shannon, un signal de fréquence f_0 est parfaitement défini par ses valeurs échantillonnées si f_E vérifie l'inégalité : $f_E > 2f_0$ (f_E pouvant aller jusqu'à 5 à 10 fois la limite fixée par le théorème de Shannon : f_E compris entre 10 et $20f_0$).

Avec une cadence de mesure de 3 s imposée par le C.A.P., I-MEDI reçoit environ 1200 trames par heure et chaque trame contient 30 ou 45 mesures issues de différents organes capteurs-conditionneurs. La diversité et le nombre important de ces informations recommandent un échantillonnage des signaux enregistrés. Le choix de la période d'échantillonnage repose à la fois sur des considérations pratiques et sur une comparaison des spectres des signaux obtenus par la transformation de Fourier rapide. Le spectre du signal échantillonné doit être proche de celui du signal brut et les spectres secondaires engendrés par l'échantillonnage, atténués et décalés, doivent respecter le théorème de Shannon. Dans la pratique, les fréquences f_{S_i} des informations S_i impliquées dans l'identification du modèle

sont généralement différentes. Si f_E est suffisamment élevée, il convient de sous-échantillonner l'ensemble des signaux, afin de travailler à la plus basse des fréquences f_s . En l'absence de connaissance a priori, le choix des périodes d'échantillonnage pour quelques variables industrielles courantes peut être guidé par l'expérience (tableau 3.2, Corriou 1993, p. 271, Landau 1993, p. 75, Longchamp 1995, p. 46) :

	<i>Concentration</i>	<i>Débit</i>	<i>Pression</i>	<i>Température</i>
<i>te [s]</i>	10 à 180	1 à 3	1 à 5	10 à 45

tableau 3.2 : périodes d'échantillonnage de quelques variables industrielles

Nous avons tenté d'évaluer le temps de réponse d'une caisse à partir de l'observation de la montée du Brix au cours d'une phase de démarrage de l'atelier. En faisant l'hypothèse que l'apport soudain de la vapeur de chauffe lors du démarrage peut être assimilé à un échelon, l'augmentation du Brix qui en résulte représente la réponse indicielle du système. La recherche d'une valeur maximale Bx_{max} et du temps nécessaire pour atteindre 95 % de Bx_{max} nous a conduit à évaluer une période d'échantillonnage de 30 s¹⁶.

En considérant les hypothèses du paragraphe 3.1.2., nous avons identifié des modèles systémiques du procédé — destinés à une utilisation in situ — à partir des données expérimentales enregistrées pendant les campagnes de mesure. Afin d'assurer la continuité entre le travail d'identification mené en laboratoire et les perspectives d'implantation en ligne via l'interface *I-MEDIA*, nous avons travaillé sous l'environnement de programmation scientifique Matlab de *Mathworks* .

Avant d'aborder la définition de la topologie et de la structure des modèles retenus et de présenter un certain nombre de résultats de simulation hors-ligne, nous présentons cet environnement de développement.

¹⁶ Sur un exemple au niveau de *EVO5* avec $Bx_{max} = 61.58$, $Bx = 95\% Bx_{max}$ est observé 300 s après l'impulsion. Le critère d'Isermann donne $300/15 < tec < 300/6$ (Grondin-Perez 1994).

3.3 L'environnement de développement et les choix de modélisation

Les procédures d'apprentissage en mode direct sont développées à partir des fonctions de la *toolbox nnet (neural networks)* de *Mathworks*. Les procédures récurrentes sont développées à partir des algorithmes proposés par Norgaard (Norgaard 1995).

3.3.1 Organigramme de la procédure d'identification

Dans le programme principal, les options d'identification (choix des vecteurs d'entrée-sortie, conditionnement des informations) sont proposées sous forme de menus contextuels (figure 3.9). Elles sont déterminées par le choix des bases de données où les mesures disponibles sont différentes d'un effet à l'autre, d'une campagne sur l'autre. La compatibilité entre les bases est facilitée par la génération des matrices **TH** (cf. paragraphe 3.2.1.). Les choix de la structure du modèle, des paramètres de régression et de l'algorithme d'apprentissage sont également proposés sous formes de menus contextuels. Pour une topologie et une structure déterminées, l'apprentissage en mode direct ou bouclé est réitéré tant que le nombre maximal d'itérations ou le critère d'arrêt n'est pas atteint.

A chaque nouvel apprentissage, les paramètres de retard pur et de régression, la structure et l'algorithme d'apprentissage sont reconfigurés jusqu'à l'obtention d'un modèle satisfaisant. Les paramètres et la structure de ce modèle sont alors sauvegardés (cf. figure 3.9) et ses capacités de robustesse et de généralisation sont vérifiées à partir de données représentatives du fonctionnement du procédé sur un domaine de fonctionnement plus étendu.

3.3.2 Perspectives d'implantation en site industriel

Après la phase de validation, les modèles sont destinés à être implantés sur le *PC* installé in situ. En liaison avec la station de conduite et de supervision (*S.C.S.*) sur les réseaux *MEDIAMAT* — par l'intermédiaire de l'interface *I-MEDIA* — ils permettent d'envisager des applications de supervision et de conduite :

- le calcul de grandeurs physiques mesurées en laboratoire ou inaccessibles à la mesure (Brix, coefficients d'échange des évaporateurs, bilan d'énergie) ;
- le calcul des actions de régulation en accord avec la prédiction du comportement des procédés modélisés, dans le cadre de l'implantation d'un schéma de commande avancée à base de modèle.

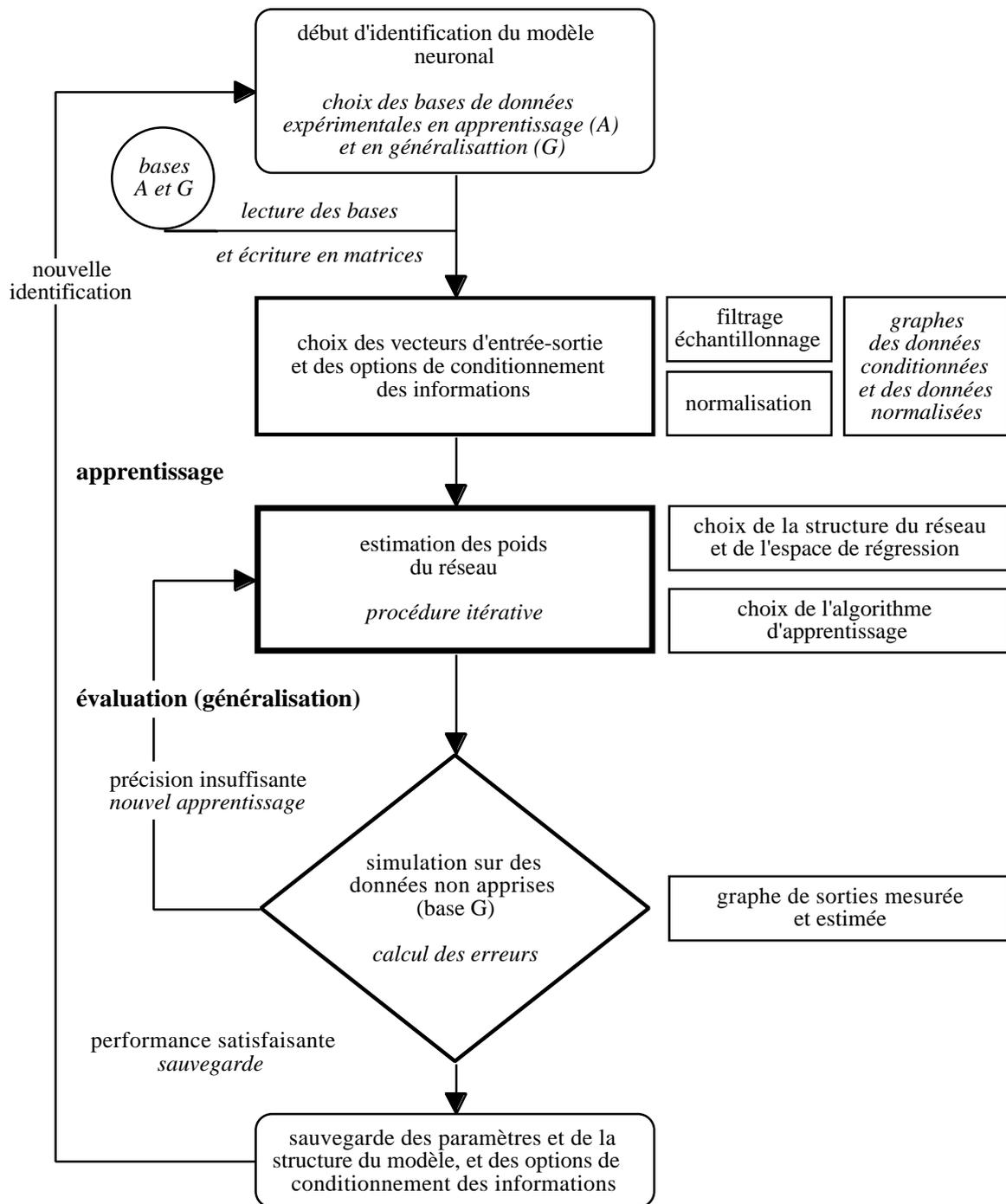


figure 3.9 : organigramme de la procédure d'identification

3.3.3 Choix de modélisation

L'identification d'un réseau de neurones commence avec la définition de la topologie et de la structure du modèle et le choix des variables d'entrée-sortie.

3.3.3.1 Topologie et structure des modèles

La recherche de la topologie des modèles identifiés a fait l'objet d'une recherche de type essai-erreur. Les modèles retenus comportent 3 couches :

- une couche de cellules réceptrices en entrée ;
- une couche cachée de neurones non-linéaires dont l'activité est définie par la fonction tangente hyperbolique (appelée abusivement sigmoïde tangentielle) :

$$f_{NL}(x) = 1 - \frac{2}{\exp(2x) + 1}$$

- et une couche de neurones linéaires en sortie.

La structure est déterminée en fonction des exigences de modélisation. Les modèles identifiés pour un effet ou plusieurs effets sont basés sur la structure *N.A.R.X.* Les modèles dynamiques développés pour une intégration dans un schéma de commande avancée sont des modèles à erreur de sortie (*N.O.E.*). Dans tous les cas, l'espace de retard pur et de régression est déterminé à partir de tests statistiques (cf. *annexes 2*) confortés par une recherche du type essai-erreur. Les paramètres du modèle, initialisés à des valeurs aléatoires, sont identifiés à partir de l'algorithme de Levenberg-Marquardt.

3.3.3.2 Hiérarchisation des données. Identifiabilité

La définition des variables de modélisation, fortement inspirée des éléments de connaissance introduits dans le *chapitre 1*, est confortée par une analyse graphique des courbes de sensibilités. La démarche consiste à identifier un modèle à partir de l'une des configurations de base proposées ci-dessus et d'évaluer la sensibilité S_{V_i} de la sortie du modèle par rapport aux entrées V_i . D'après l'équation (2.7) du *chapitre 2*, la dérivée partielle de \hat{y} par rapport à chacune des variables d'entrée est calculée pour un point de repos $V_{j_i} = V_0$. Dans le cas d'un évaporateur en régime de fonctionnement nominal, nous faisons

l'hypothèse que $V_{j_i} = \bar{V}_j$ constitue un point de repos. Alors S_{V_i} s'écrit :

$$S_{V_i} = \left. \frac{\partial \hat{y}}{\partial V_i} \right|_{V_{j_i} = \bar{V}_j}$$

Par exemple, dans le cas d'un modèle du dernier effet, de structure *N.A.R.X.* avec 4 entrées : $\{Bx_j^e, D_j^e, T_j^e, P_v^e\}$ et une sortie : $\{Bx_j^s\}$, les courbes de sensibilité du Brix Bx_j^s par rapport aux entrées révèlent toujours un profil semblable aux graphes de la figure 3.10.

Nous avons calculé les sensibilités pour les variables d'entrée normalisées entre 0.1 et 0.9. Les courbes à la figure 3.10 nous renseignent sur :

- les zones de fonctionnement où les entrées s'expriment le mieux ;
- et la prédominance des variables les unes par rapport aux autres en fonction de ces zones de fonctionnement.

Les variables non pertinentes révèlent des sensibilités négligeables devant celles des variables empruntées au modèle de connaissance. Une interprétation physique plus approfondie requiert la dé-normalisation des variables et une représentation dans l'espace des valeurs physiques. C'est la démarche que nous allons adopter pour la hiérarchisation des variables d'entrée des modèles présentés par la suite. Cette analyse peut conduire également à conforter le choix des paramètres de régression en comparant la sensibilité du modèle à une même variable v , pour des ordres de régression et des retards purs différents. De même l'enrichissement du vecteur d'observation avec l'introduction de nouvelles variables tire un large bénéfice d'une analyse des courbes de sensibilité.

Naturellement, cette approche est fortement conditionnée par le choix de la structure et la consistance des variables expérimentales. Le calcul des sensibilités du modèle neuronal renseigne sur la pertinence des variables disponibles impliquées dans l'identification d'un modèle du procédé — à partir d'une topologie déterminée — mais n'apporte pas d'information sur la sensibilité de ce procédé aux variables concernées. C'est pourquoi nous ferons appel aux éléments introduits dans le modèle de connaissance (*chapitre 1*) à chaque fois que nous souhaiterons conforter notre étude.

3.3.4 Algorithmes d'optimisation

Nous avons effectué des tests en apprentissage à partir des algorithmes des moindres carrés récurrents (*M.C.R.*) et de Levenberg-Marquardt (*L.M.*) décrits au *chapitre 2*. L'algorithme de Levenberg-Marquardt s'avère nettement plus performant.

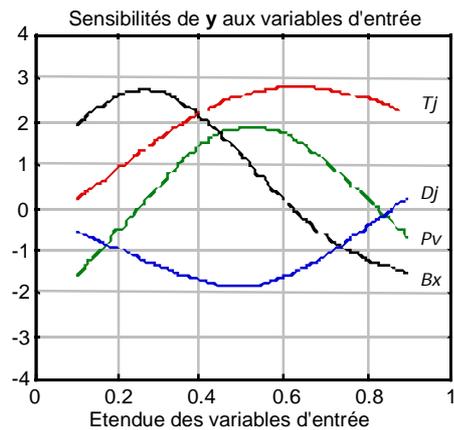


figure 3.10 : courbes de sensibilité du Brix par rapport aux variables d'entrée

Les résultats sont confirmés tant au niveau du nombre d'itérations nécessaires pour atteindre le critère d'arrêt qu'au niveau de la précision des modèles identifiés (tableau 3.3) :

Algorithme	Rapidité de convergence	Précision du modèle identifié
<i>L.M.</i>	++	++
<i>M.C.R. (TRA)</i>	-	+
<i>M.C.R. (FPE)</i>	--	+

tableau 3.3 : performance des algorithmes testés (+ : bon, - : mauvais)

Après avoir décrit l'instrumentation, les outils de communication pour l'acquisition des données expérimentales et précisé les hypothèses et les choix de modélisation, nous pouvons nous consacrer à l'étape suivante : l'identification des modèles.

3.4 Les modèles série-parallèles

Dans ce paragraphe, nous présentons des modèles de structure *N.A.R.X.* La fonction d'activation des neurones cachés est la fonction tangente hyperbolique : elle est qualifiée de sigmoïde tangentielle et les neurones cachés sont appelés neurones sigmoïdes, en accord avec le vocabulaire employé par Jodouin (Jodouin 1994). Ces modèles, identifiés suivant une méthode d'erreur d'équation, constituent des estimateurs de \hat{y} (prédicteurs à un pas, terminologie utilisée dans le *chapitre 2*) :

$$\hat{y}(k+1) = f_{NL}(y(k), \dots, y(k-n_a+1), u(k-n_k), \dots, u(k-n_b-n_k+1))$$

Les paramètres a_i et b_j ont été identifiés à partir de l'algorithme de Levenberg-Marquardt.

3.4.1 Modèles série-parallèles d'un effet

Parmi les modèles de description des variables intensives, nous pouvons présenter indifféremment des modèles pour l'ensemble des effets. Mais nous n'insistons pas sur ces résultats pour nous intéresser davantage aux modèles dédiés au calcul du Brix du jus sortant.

3.4.1.1 Modèles directs des variables intensives

A titre d'illustration, nous présentons un modèle de l'effet *EVO3* identifié à partir de 1200 exemples enregistrés à Bois Rouge le 15 octobre 98. Les variables : $\{T_j^e, P_{vc}\}$ en entrée et $\{T_j^s, P_{v,j}\}$ en sortie sont échantillonnées avec une période de 30 s. La structure est définie par les paramètres : $n_a = 0$, $n_b = 3$ et $n_k = [5 \ 5]$ et la couche cachée compte 3 neurones sigmoïdes :

$$T_{js}(k+1) = f_{NL}(T_{je}(k-n_k), \dots, T_{je}(k-n_b-n_k+1), P_{vc}(k-n_k), \dots, P_{vc}(k-n_b-n_k+1))$$

$$P_{v,j}(k+1) = g_{NL}(T_{je}(k-n_k), \dots, T_{je}(k-n_b-n_k+1), P_{vc}(k-n_k), \dots, P_{vc}(k-n_b-n_k+1))$$

L'évaluation sur des données enregistrées le 16 octobre 98, représentant environ 24 heures de fonctionnement, illustre des capacités de généralisation très satisfaisantes. Pour T_j^s , l'erreur relative est inférieure à 2 %, l'erreur absolue est de l'ordre de 1 °C (0.65 en moyenne) et l'*EQM* vaut 0.57. En ce qui concerne $P_{v,j}$, l'*EQM* vaut $6.9 \cdot 10^{-4}$ et l'erreur relative est de l'ordre de 6 % :

T_j^s [°C]	Mesure	Estimée
Moyenne	94.76	95.37
Variance	1.35	1.39
Ecart-type	1.16	1.18
$P_{v,j}$ [bar]	Mesure	Estimée
Moyenne	0.82	0.84
Variance	$1.31 \cdot 10^{-3}$	$1.19 \cdot 10^{-3}$
Ecart-type	$3.62 \cdot 10^{-2}$	$3.45 \cdot 10^{-2}$

Afin de confirmer ses capacités de généralisation, il était intéressant de tester ce modèle sur des données de 1997. Celles du 24 novembre 97 présentent un comportement moyen similaire avec une étendue plus importante pour T_j^s comme pour $P_{v,j}$.

T_j^s [°C]	Mesure	Estimée
Moyenne	95.04	94.59
Variance	6.47	3.83
Ecart-type	2.55	1.96
$P_{v,j}$ [bar]	Mesure	Estimée
Moyenne	0.88	0.82
Variance	$5.98 \cdot 10^{-3}$	$3.25 \cdot 10^{-3}$
Ecart-type	$7.73 \cdot 10^{-2}$	$5.70 \cdot 10^{-2}$

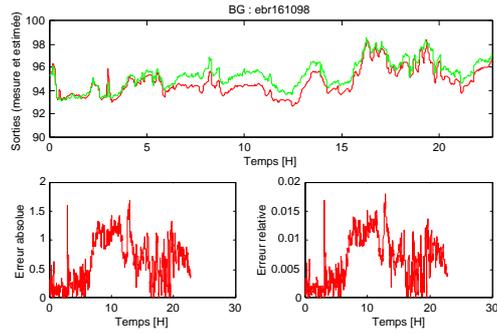


figure 3.11-a : mesures (noir) et estimées (gris) de T_j^s avec les fonctions d'erreur

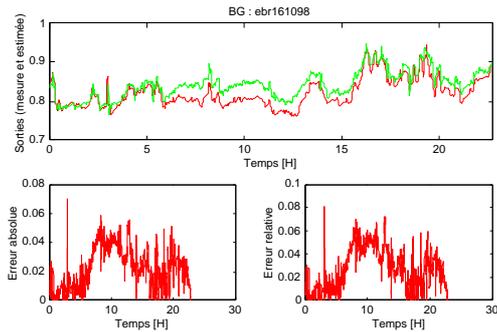


figure 3.11-b : mesures (noir) et estimées (gris) de $P_{v,j}$ avec les fonctions d'erreur

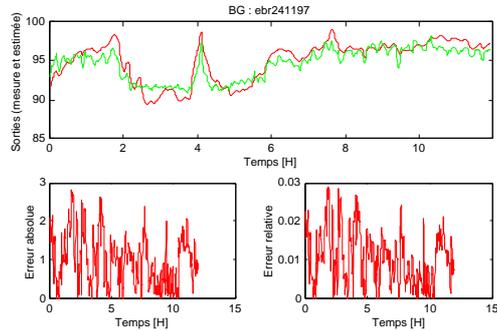


figure 3.12-a : mesures (noir) et estimées (gris) de T_j^s avec les fonctions d'erreur

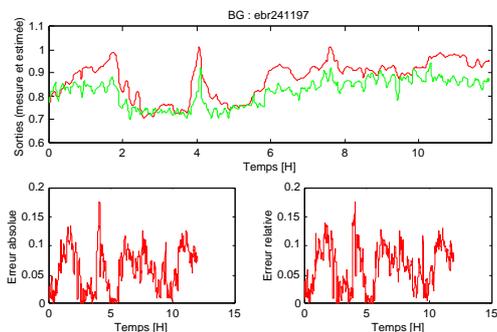


figure 3.12-b : mesures (noir) et estimées (gris) de $P_{v,j}$ avec les fonctions d'erreur

Les résultats montrent une erreur relative sur l'estimation de T_j^s inférieure à 3 % (1 °C d'erreur en moyenne) et un EQM de 1.4. L'erreur relative sur $P_{v,j}$ est de l'ordre de 10 % avec un EQM de $4.74 \cdot 10^{-3}$.

L'introduction d'une récurrence — $n_a = 0$ — permet d'améliorer sensiblement la précision et d'accroître la robustesse des modèles (Russel et Bakker 1997). Cette récurrence est essentielle pour l'identification de modèles estimateurs ou prédicteurs du Brix — paramètre clé de la modélisation du procédé d'évaporation. Cependant, la difficulté de fiabiliser sa mesure au niveau des effets $EV2A$ et $EV2B$ (prélèvements difficiles) a compromis notre démarche d'identification de modèles pour chaque évaporateur et l'objectif du développement d'un modèle en cascade du procédé en multiple-effets. En outre, à la lumière des descriptions physiques et des hypothèses, le calcul de la concentration en sortie de chaque effet dépend directement des transferts de matière et de chaleur ($T.M.C.$) en entrée-sortie de chaque réseau, de sorte que l'identification d'un estimateur du Brix s'appuie à la fois sur les variables intensives et sur les variables extensives.

Face à la disparité des mesures disponibles pour les variables extensives, nous avons choisi de concentrer nos efforts sur les effets $EVO1$, $EVO4$ et $EVO5$ qui bénéficient d'une instrumentation plus précise que les effets intermédiaires ($EV2A$, $EV2B$, $EVO3$). Une approche globale, qui repose sur l'ensemble des variables en entrée de $EVO1$ et en sortie de $EVO5$ complétées par quelques grandeurs intermédiaires, conduit au développement d'un modèle du procédé en multiple-effets en accord avec le paragraphe 3.1.3.3.

3.4.1.2 Estimateur de Bx_j^s en sortie de $EVO1$

La modélisation du premier effet ne pose pas de problème particulier. Les mesures disponibles en entrée-sortie permettent une description précise des $T.M.C.$ au sein des réseaux décrits au paragraphe 1. A partir des variables disponibles ($\{ Bx_j^e, D_j^e, T_j^e, D_{vc}, P_{vc} \}$ avec le retard τ^0 , et $\{ T_j^s, P_{v,j} \}$ avec le retard τ^1 , figure 3.13), nous proposons un modèle *M.I.S.O.* simplifié qui calcule le Brix en sortie du séparateur $SO1$ en fonction des entrées $\{ P_{vc}, Bx_j^e, T_j^e, T_j^s, P_{v,j} \}$ échantillonnées avec une période de 30 s (prédicteur à 30 s).

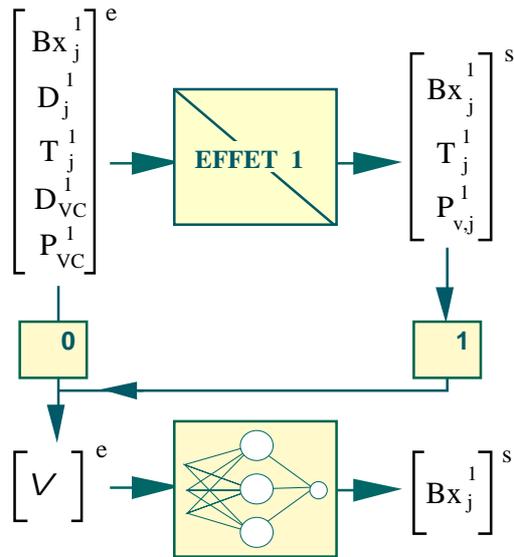


figure 3.13 : modèle direct du premier effet

Le réseau compte 4 neurones sigmoïdes sur la couche cachée ; l'espace de régression est défini par $\{n_a = 3 ; n_b = 2\}$ et le vecteur des retards purs est $nk = [2 \ 2 \ 3 \ 0 \ 0]$ pour les entrées classées dans l'ordre suivant : $\{P_{vc}, Bx_j^e, T_j^e, T_j^s, P_{v,j}\}$.

Les performances de ce modèle testé sur 2800 exemples enregistrés le 19 octobre 98 sont très satisfaisantes : l'erreur absolue est inférieure à 0.5 °Brix, l'erreur est inférieure à 1 % et l'*EQM* vaut $5.97 \cdot 10^{-3}$ (figure 3.14).

Bx_j^s [°Brix]	Mesure	Estimée
Moyenne	18.50	18.48
Variance	2.47	2.55
Ecart-type	1.57	1.60

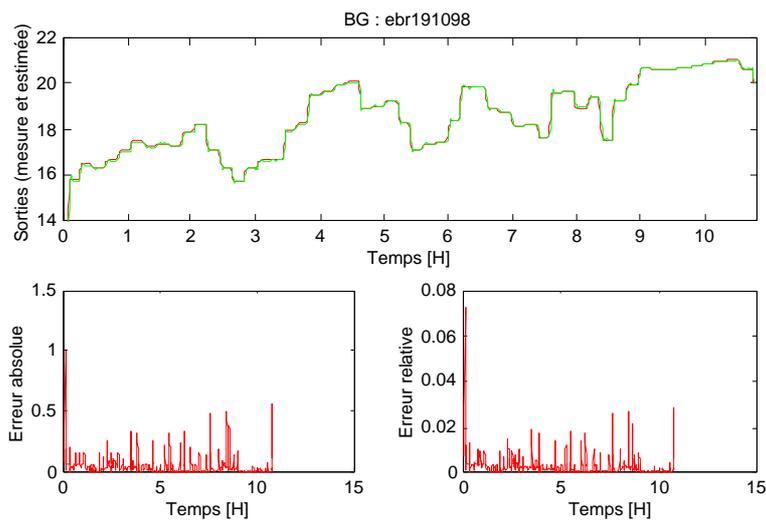


figure 3.14 : mesure (noir) et estimation (gris) du Brix en sortie de *EVO1* et les fonctions d'erreur correspondantes

Un test sur 3200 exemples représentatifs de près de 25 heures de fonctionnement le 26 novembre 1997 conforte les capacités de généralisation de ce modèle (figure 3.15).

Bx_j^s [$^{\circ}$ Brix]	Mesure	Estimée
Moyenne	15.84	15.46
Variance	13.70	14.15
Ecart-type	3.70	3.76

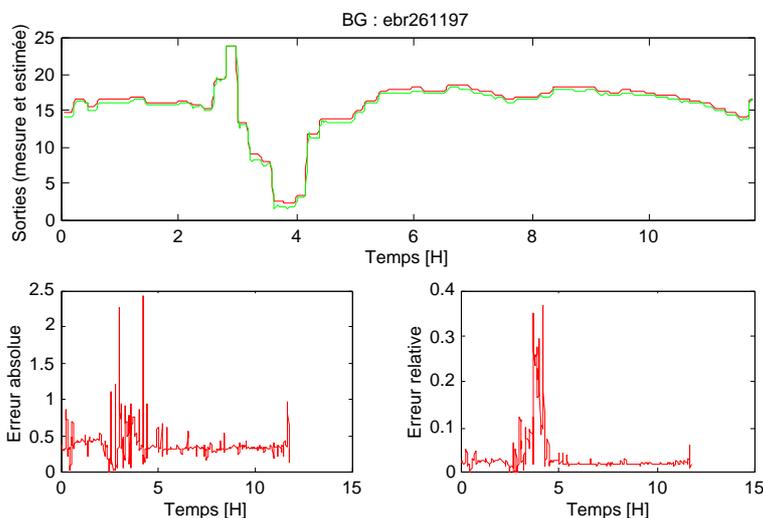


figure 3.15 : mesure (noir) et estimation (gris) du Brix en sortie de *EVO1* et les fonctions d'erreur correspondantes

Nous observons une chute brutale de Bx_j^s en dessous de 5 points environ 4 heures après le début des acquisitions. Les fonctions d'erreur et les paramètres de dispersion sont largement corrompus par cette discontinuité que le modèle parvient cependant à reproduire. En dehors de cette zone, l'erreur relative reste inférieure à 10 %, l'erreur absolue n'excède pas 1 $^{\circ}$ Brix et l'*EQM* vaut 0.19.

Une modélisation précise des effets intermédiaires que nous n'avons pu mener en 1997 et 1998 requiert une meilleure appréhension des transferts de masse. Mais cette stratégie demande une instrumentation plus complète au moins pendant une partie de la campagne de mesure ou le déplacement des organes capteurs, ce qui représente des investissements lourds en main d'œuvre comme en matériel pour un intérêt mineur. Une étude approfondie des 2 derniers effets et un modèle global du multiple-effets présentent plus d'intérêt, comme nous le verrons par la suite au niveau de la mise en œuvre d'un schéma de commande du procédé. C'est l'approche que nous utilisons pour la description de *EVO4* avec l'introduction du débit de vapeur D_{vc}^4 ¹⁷ dans le vecteur d'entrée V .

¹⁷ Le débit de vapeur de chauffage est égal au débit de condensat par hypothèse

3.4.1.3 Estimateur de Bx_j^s en sortie de EVO4

Le modèle de EVO4 est identifié à partir de 1200 exemples enregistrés le 16 octobre 98 échantillonnés avec une période de 30 s. C'est un modèle de structure *M.I.S.O.* qui comporte 5 neurones sigmoïdes sur la couche interne. L'espace de régression est défini par : $\{n_a = 3 ; n_b = 3\}$ et les retards purs $nk = [\quad ^3 \quad ^4] = [3 \ 3 \ 3 \ 2 \ 0]$ pour un vecteur d'entrée $V = \{D_{vc}, P_{vc}, Bx_j^e, T_j^e, T_j^s\}$ (figure 3.16).

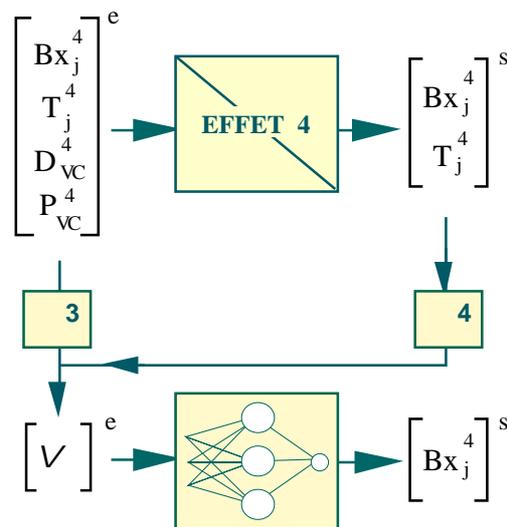


figure 3.16 : modèle direct du quatrième effet

L'introduction de D_{vc}^4 dans V nous limite à l'utilisation des données enregistrées en 1998, année de l'installation de capteurs supplémentaires entreprise dans le cadre de la collaboration entre le *L.G.I.* et la *S.B.R.*

L'évaluation sur les données du 27 octobre 98 montre des performances intéressantes, en dépit d'un comportement instable du Bx_j^s qui présente une variance de l'ordre de 40, ce qui est bien supérieur à celle de la base d'apprentissage.

Bx_j^s [$^{\circ}$ Brix]	Mesure	Estimée
Moyenne	52.62	52.57
Variance	38.53	38.05
Ecart-type	6.21	6.17

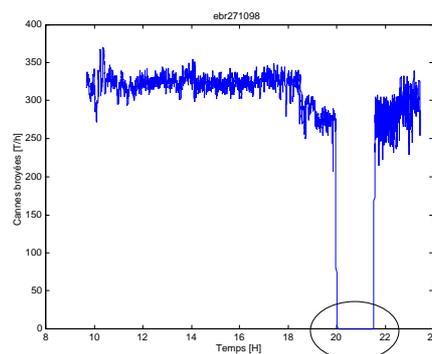


figure 3.17 : tonnage de cannes le 27-10-98

L'erreur relative, de l'ordre de 5 %, atteint 30 % dans une zone très perturbée où l'alimentation en cannes est totalement interrompue (figure 3.17). Bx_j^s ne chute pas en dessous de 20 points, parce que le Brix moyen à l'entrée du procédé est celui des jus mélangés dans un réservoir de *JAE* qui assure un effet tampon (cf. *chapitre 4*).

Mais dans ces conditions de fonctionnement éloignées des conditions optimales, les limites du modèle sont tolérables, d'autant que ses performances lorsque les variables sont moins perturbées sont tout à fait satisfaisantes (erreur relative inférieure à 10 %, figure 3.18).

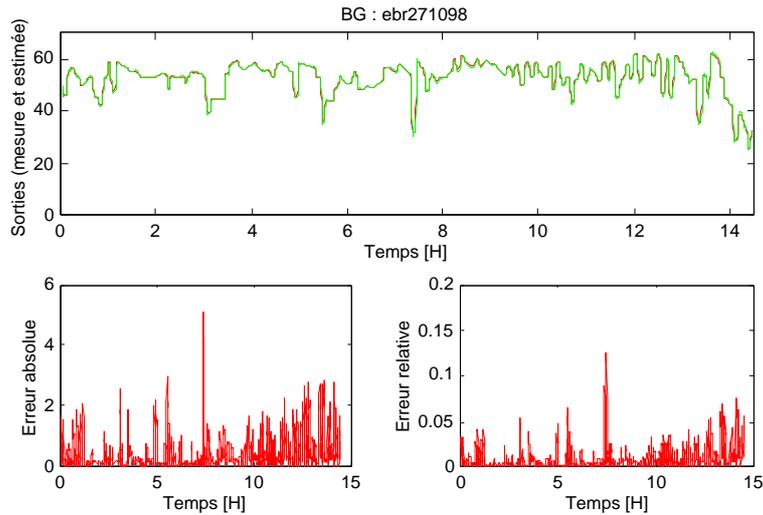


figure 3.18 : mesure (noir) et estimation (gris) du Brix en sortie de *EVO4* et les fonctions d'erreur correspondantes

Nous avons envisagé l'introduction du tonnage de cannes dans le vecteur V . Mais cette information n'apporte pas les résultats espérés. A posteriori, il paraît naturel que les conditions d'alimentation loin en amont du procédé influencent moins Bx_j^s en sortie de *EVO4* que les propriétés physico-chimiques des jus mélangés dans le réservoir tampon et les conditions de fonctionnement des effets précédents. Une observation plus précise de ces conditions de fonctionnement doit permettre d'améliorer l'identification, en particulier en ce qui concerne les flux de matière encore mal appréhendés pour les effets intermédiaires.

L'évaluation du même modèle sur les mesures du 14 octobre, où Bx_j^s présente une variance très élevée, donne des résultats discutables.

Bx_j^s [$^{\circ}$ Brix]	Mesure	Estimée
Moyenne	42.23	42.84
Variance	142.20	108.00
Ecart-type	11.92	10.39

L'erreur relative reste globalement inférieure à 10 % mais les courbes d'erreur montrent des maxima environ 8 heures après le début des acquisitions. Ces erreurs, comparables à celles obtenues sur les données du 27 octobre environ 20 heures après le début des acquisitions, sont imputables à des conditions de fonctionnement hors gamme où le Brix est très inférieur à sa valeur moyenne (figure 3.19).

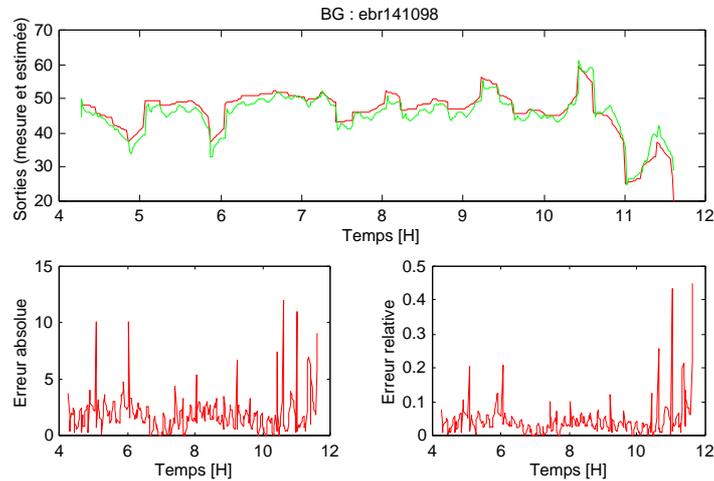


figure 3.19 : mesure (noir) et estimation (gris) du Brix en sortie de *EVO4* et les fonctions d'erreur correspondantes

Dans l'ensemble, le modèle parvient tout de même à reproduire le comportement de Bx_j^s en sortie de *EVO4*, avec une erreur absolue de l'ordre de 1.5 °Brix (0.9 en moyenne) et un *EQM* de 4.74.

3.4.1.4 Estimateur de Bx_j^s en sortie de *EVO5*

Basé sur une structure similaire, le modèle de *EVO5* totalise 7 entrées (figure 3.20) avec l'introduction du débit de jus entrant : $V = \{P_{VC}^5, D_{VC}^5, (Bx_j^e)^5, (D_j^e)^5, (T_j^e)^5, (D_j^s)^5, (T_j^s)^5\}$. Il comporte 5 neurones sigmoïdes sur la couche interne.

Ses paramètres ont été identifiés à partir de 1200 exemples prélevés des enregistrements du 16 octobre 98 échantillonnés avec une période de 30 s.

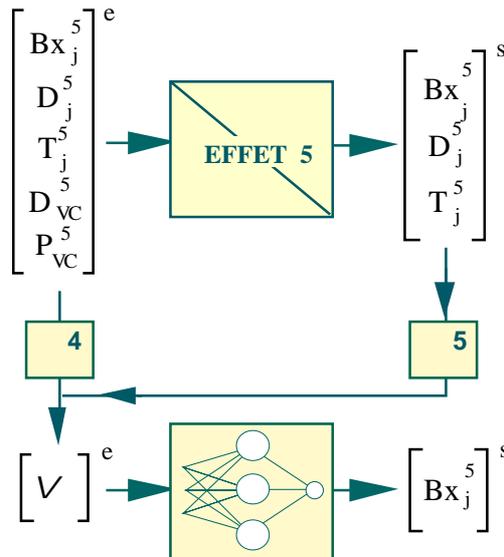


figure 3.20 : modèle direct du cinquième effet

L'espace de régression est déterminé par : $\{n_a = 3 ; n_b = 3\}$ et les retards purs associés au vecteur d'entrée V sont définis par : $n_k = [\quad \quad \quad] = [3 \ 3 \ 3 \ 2 \ 2 \ 0 \ 0]$. Observons ses performances en généralisation sur 2 bases d'exemples enregistrés les 19 et 28 octobre 98 (figures 3.21 et 3.22).

Sur la première série de données, nous obtenons un EQM de $2.88 \cdot 10^{-2}$ et une erreur relative inférieure à 1 %, ce qui représente une erreur absolue inférieure à $1 \text{ }^\circ\text{Brix}$.

Bx_j^s [$^\circ\text{Brix}$]	Mesure	Estimée
Moyenne	72.62	72.61
Variance	3.86	3.83
Ecart-type	1.96	1.96

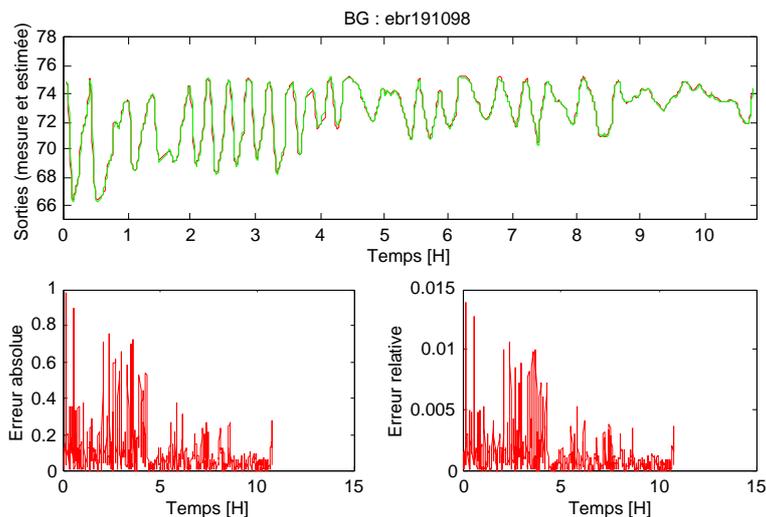


figure 3.21 : mesure (noir) et estimation (gris) du Brix en sortie de *EVO5* et les fonctions d'erreur correspondantes

Sur les enregistrements du 28 octobre 98, l' EQM vaut $2.96 \cdot 10^{-2}$.

L'erreur relative reste globalement inférieure à 1 % (figure 3.22), en dehors d'une zone de perturbations enregistrées entre 21 et 22 heures après le début des acquisitions (que nous avons choisi de ne pas représenter).

Bx_j^s [$^{\circ}$ Brix]	Mesure	Estimée
Moyenne	72.70	72.75
Variance	2.32	2.35
Ecart-type	1.52	1.53

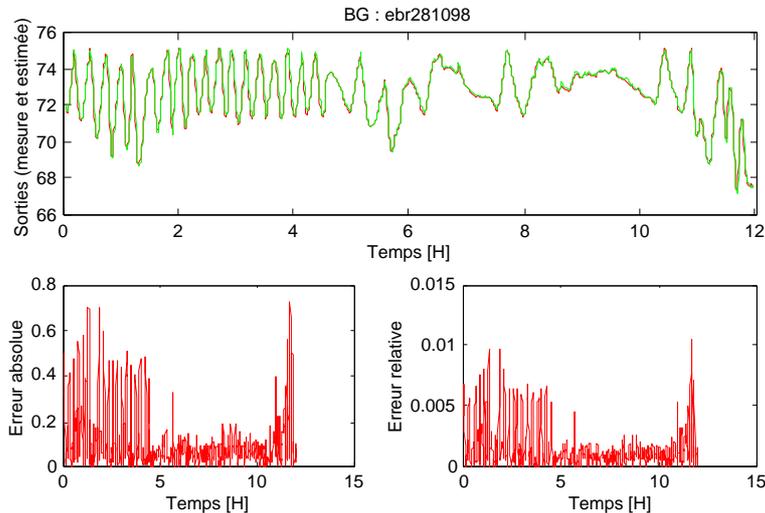


figure 3.22 : mesure (noir) et estimation (gris) du Brix en sortie de $EVO5$ et les fonctions d'erreur correspondantes

Les modèles estimateurs du Brix du cinquième effet s'avèrent plus performants que les modèles de $EVO1$ et $EVO4$. Nous pouvons attribuer ces résultats à la variance de Bx_j^s inférieure en sortie du dernier effet (c'est une variable régulée) et à l'enrichissement de \mathcal{V} , mais surtout au protocole de mesure de $(Bx_j^s)^5$. En effet, les tests effectués à partir de topologies comparables à celles des paragraphes 3412 et 3413 permettent l'identification de modèles performants, ce qui confirme cette analyse. La disponibilité de mesures de variables extensives ajoutent à la richesse de \mathcal{V} , mais c'est le caractère continu de la mesure de $(Bx_j^s)^5$ par gamma densimétrie qui apporte plus l'information que la mesure séquentielle du Brix réfractométrique, rendue difficile en sortie de $EVO5$ à cause des problèmes d'encrassement du prisme.

A la lumière de ces résultats, nous pouvons d'ores et déjà affirmer que l'amélioration du protocole de mesure des Brix, avec l'augmentation de la fréquence d'acquisition assure à l'identification de tous les effets une marge de progression intéressante.

3.4.2 Estimateur de Bx_j^s en sortie du multiple-effets

La modélisation du procédé en multiple-effets, en accord avec le paragraphe 3.1.3., repose également sur la mesure du gamma densimètre que nous avons finalement substituée à la mesure du réfractomètre pour l'ensemble des fichiers de mesure — par souci d'homogénéité des données. Excepté le premier effet, chauffé par de la vapeur en provenance de la centrale co-génératrice d'énergie, chacun des effets 2 à 5 est chauffé par la vapeur issue de l'ébullition de l'effet précédent (figure 2.23).

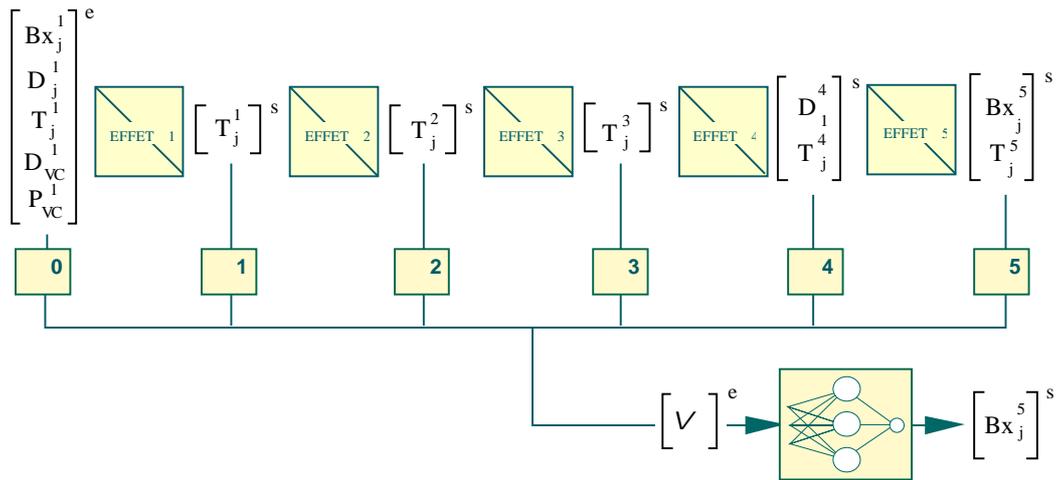


figure 3.23 : modèle direct du multiple-effets

Cette distribution de l'énergie d'effet en effet introduit un couplage intrinsèque entre les évaporateurs, couplage que nous avons reproduit de façon similaire pour le développement d'un modèle global du procédé en multiple-effets. La température du jus sortant et la pression de la vapeur émise étant porteuses du même message expérimental (elles sont liées par la loi d'équilibre à l'ébullition), V ne comporte que les températures de jus. Les paramètres du modèle ont été identifiés à partir de 1200 exemples — échantillonnés avec une période de 30 s — enregistrés pendant une dizaine d'heures le 16 octobre 1998.

En simulation sur 2800 exemples enregistrés le 15 octobre 98, où les variables présentent un comportement similaire à celui du 16 octobre, le modèle donne les résultats ci-contre.

Bx_j^s [$^{\circ}$ Brix]	Mesure	Estimée
Moyenne	70.82	70.84
Variance	4.51	4.48
Ecart-type	2.13	2.12

L' EQM vaut $1.26 \cdot 10^{-2}$ et l'erreur relative est inférieure à 1 %, ce qui représente une erreur absolue inférieure à 1 $^{\circ}$ Brix (figure 3.24).

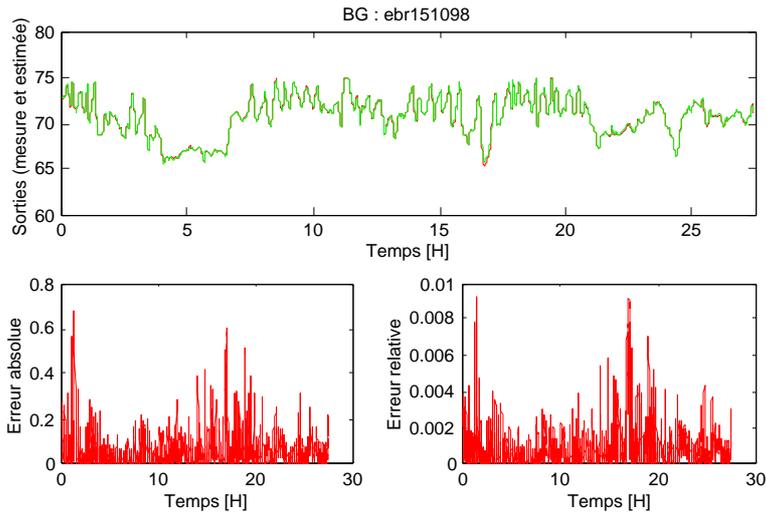


figure 3.24 : mesure (noir) et estimation (gris) du Brix en sortie de *EV05* et les fonctions d'erreur correspondantes pour le multiple-effets

Sur les données du 28 octobre 97 (environ 1400 exemples enregistrés pendant 12 heures de fonctionnement), l' EQM est de $3.74 \cdot 10^{-2}$ et l'erreur relative est de l'ordre de 1 % (moins de 1° Brix d'écart, figure 3.25).

Bx_j^s [$^\circ$ Brix]	Mesure	Estimée
Moyenne	72.74	72.86
Variance	2.23	2.16
Ecart-type	1.49	1.47

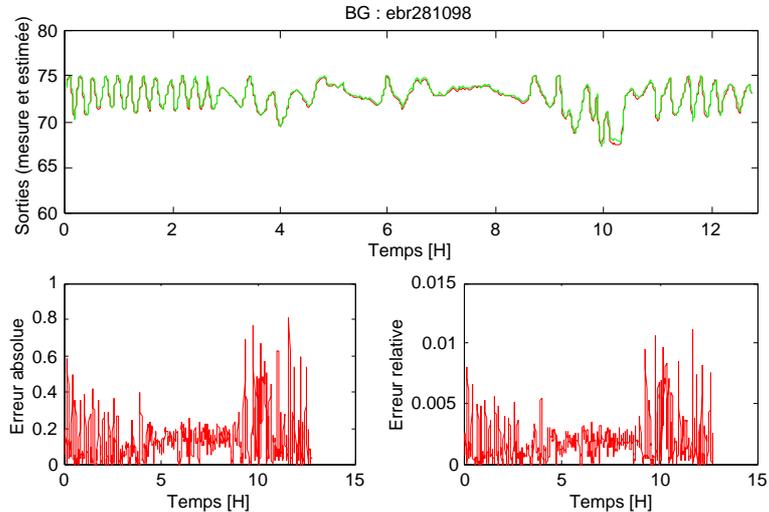


figure 3.25 : mesure (noir) et estimation (gris) du Brix en sortie de *EV05* et les fonctions d'erreur correspondantes pour le multiple-effets

L'association en cascade de 6 modèles couplés par la température du jus sortant et la pression de vapeur émise constitue une alternative pour la modélisation du procédé en multiple-effets. Mais cette structure plus lourde n'offre pas d'intérêt majeur.

A présent que nous avons validé les structures des modèles en mode direct, nous pouvons aborder les modèles prédictifs du Brix. Dans ce dernier paragraphe, nous évoquons des modèles du dernier effet et du multiple-effets. Ce choix repose sur deux arguments :

- la difficulté d'obtenir une performance suffisante pour les effets *EVO1* et *EVO4* en mode direct, avec une erreur relative de l'ordre de 10 % ;
- et surtout les perspectives d'utilisation de ces modèles, destinés à être intégrés dans un schéma de commande avancée (maintien du Brix du sirop).

Les modèles parallèles

A partir des topologies rencontrées dans le paragraphe 3.4., nous développons des modèles bouclés identifiés suivant une méthode dite d'erreur de sortie (*N.O.E.*) qui constituent des prédictifs de \hat{y} :

$$\hat{y}(k+1) = f_{NL}(\hat{y}(k), \dots, \hat{y}(k-n_a+1), \mathbf{u}(k-n_k), \dots, \mathbf{u}(k-n_b-n_k+1))$$

3.4.3 Modèle bouclé du cinquième effet

Le prédictif repose sur la même structure similaire à celle de l'estimateur présenté au paragraphe 3.4.1.4. (figure 3.26) :

- 3 neurones cachés ;
- $n_a = 3$ et $n_b = 3$;
- $n_k = [\quad \quad \quad] = [3 \ 3 \ 3 \ 2 \ 2 \ 0 \ 0]$.

Les paramètres du modèle ont été identifiés à partir des enregistrements du 16 octobre 98 échantillonnés avec une période de 30 s. Une fois de plus, nous analysons ses performances en généralisation sur 2 séries d'exemples qui présentent des comportements différents.

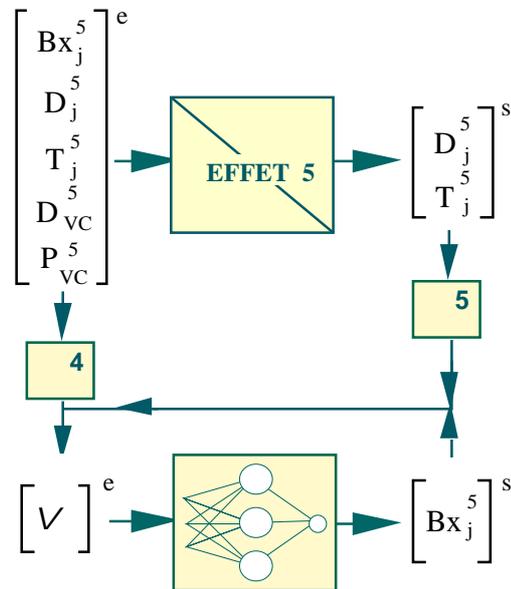


figure 3.26 : modèle bouclé de *EVO5*

La concentration mesurée en sortie de *EVO5* pendant la journée du 19 octobre 98 présente une dynamique plus rapide et des variations d'amplitude de ± 5 °Brix autour d'une valeur moyenne de 72 °Brix.

En prédiction, le modèle présente un *EQM* de 2.36 pour une erreur relative moyenne de 2 % (inférieure à 8 %) et une erreur absolue de 1.2 points en moyenne (figure 3.27).

Bx_j^s [°Brix]	Mesure	Estimée
Moyenne	72.62	72.45
Variance	3.98	4.90
Ecart-type	2.00	2.21

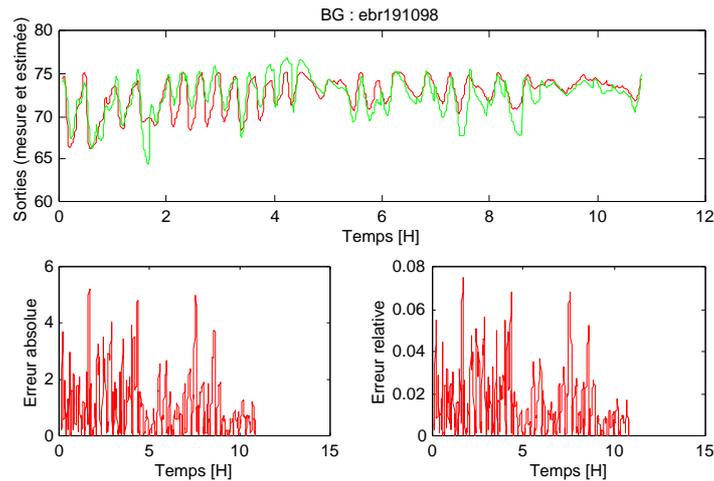


figure 3.27 : mesure (noir) et estimation (gris) du Brix en sortie de *EV05* et les fonctions d'erreur correspondantes

Comparons à présent la prédiction de Bx_j^s à sa mesure pour les données du 8 octobre 98, où le Brix présente des fluctuations importantes (une variance de 11.61).

Nous observons un *EQM* de 3.93, une erreur relative plus petite que 5 %, et une erreur absolue inférieure à 3 points de Brix (1.07 en moyenne, figure 3.29).

Bx_j^s [$^{\circ}$ Brix]	Mesure	Estimée
Moyenne	70.58	70.57
Variance	11.61	11.00
Ecart-type	3.41	3.32

Comme nous le verrons, les écarts importants entre la mesure et la prédiction correspondent à des zones de fonctionnement très éloignées des conditions optimales, pour lesquelles certaines variables présentent un comportement perturbé à la limite des conditions d'accident pour lesquelles la prédiction ne présente pas d'intérêt.

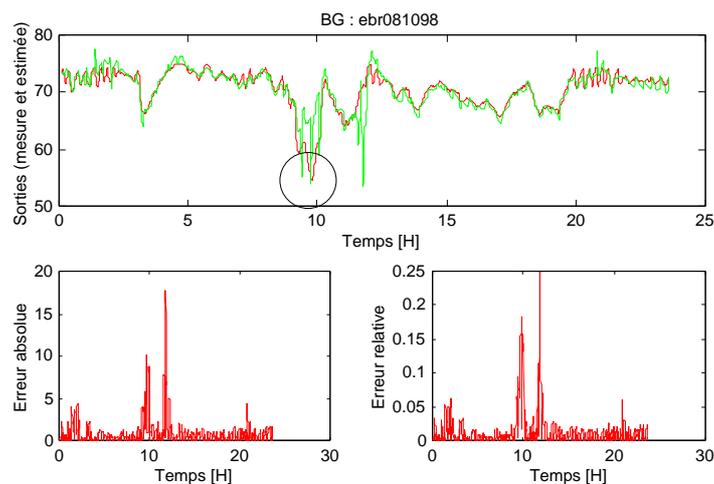


figure 3.29 : mesure (noir) et estimation (gris) du Brix en sortie de *EV05* et les fonctions d'erreur correspondantes

Une observation du comportement des variables d'entrée révèle des dysfonctionnements en amont du procédé d'évaporation. C'est principalement la rupture de l'approvisionnement en cannes à l'entrée de la chaîne de production qui est à l'origine des perturbations observées (figure 3.28).

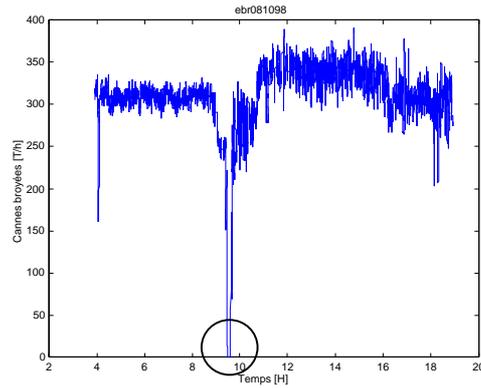


figure 3.28 : tonnage de cannes le 8-10-98

Au contraire, dans les régions moins perturbées autour du Brix moyen le prédicteur présente des performances satisfaisantes qui permettent d'envisager son intégration dans un protocole de commande avancée. Avant de nous y intéresser davantage, nous terminons cette présentation des résultats de simulation avec un modèle bouclé du procédé en multiple-effets.

3.4.4 Modèle bouclé du multiple-effets

Là encore, la structure du modèle est largement inspirée de celle du modèle série-parallèle présenté en 415 (figure 3.30).

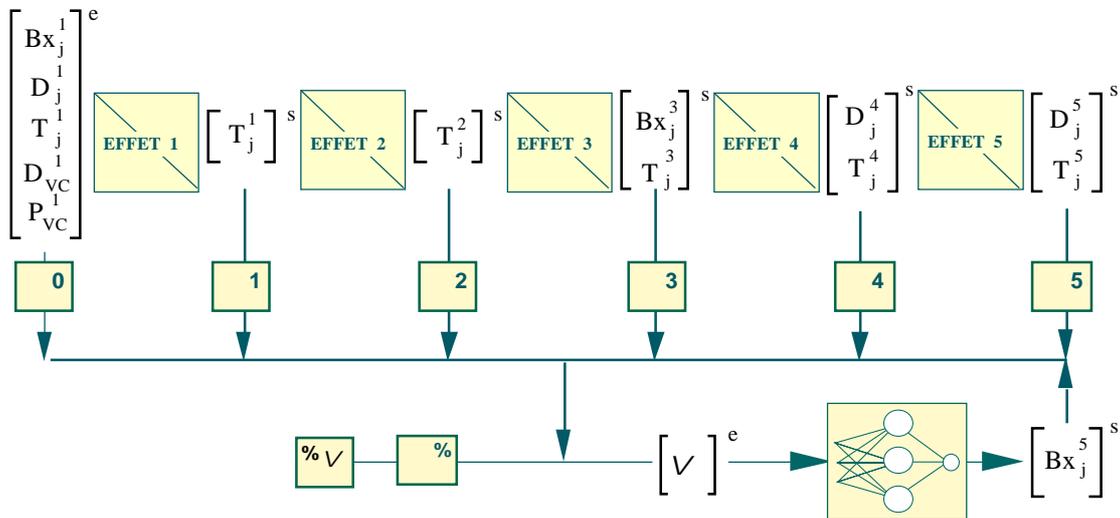


figure 3.30 : modèle bouclé du multiple-effets

Pour améliorer la performance du modèle, nous avons introduit une mesure de Brix à mi-parcours (Bx_j^s)³ ainsi que des variables de régulation : état des vannes proportionnelles utilisées pour la régulation des débits des fluides convectés. Le vecteur d'entrée totalise 14

variables $\{D_{vc}^1, P_{vc}^1, Bx_{JAE}, D_{JAE}, T_{JAE}, (T_j^s)^1, (T_j^s)^{2A}, (T_j^s)^{2B}, (T_j^s)^3, (Bx_j^s)^3, (D_j^s)^4, (T_j^s)^4, (D_j^s)^5, (T_j^s)^5, [\%D_{JAE}], [\%D_{vc}^5]\}$. L'espace de régression est défini par : $\{n_a = 2 ; n_b = 4\}$ et $n_k = [15 \ 15 \ 15 \ 15 \ 15 \ 12 \ 10 \ 8 \ 6 \ 6 \ 4 \ 4 \ 0 \ 0]$.

Après 150 itérations sur 1200 exemples prélevés de la même base d'apprentissage que précédemment (16 octobre 98), nous avons identifié un modèle bouclé du procédé en multiple-effets. En généralisation sur les données du 15 octobre 98, l'observation des paramètres de dispersion illustre un comportement similaire de la sortie mesurée et la sortie prédite.

L'*EQM* vaut 2.91 et l'erreur absolue, supérieure à celle obtenue sur les mêmes données par un modèle de *EVO5*, ne dépasse pas 4 points de Brix.

Bx_j^s [$^{\circ}$ Brix]	Mesure	Estimée
Moyenne	70.74	69.70
Variance	5.36	8.75
Ecart-type	2.32	2.96

Nous retiendrons que l'erreur relative est de l'ordre de 5 % (figure 3.31).

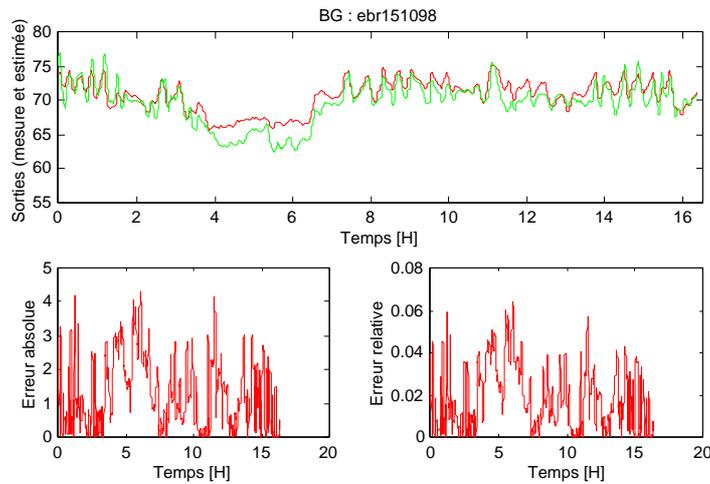


figure 3.31 : mesure (noir) et estimation (gris) du Brix en sortie de *EVO5* et les fonctions d'erreur correspondantes pour le multiple-effets

La prédiction du Brix du sirop à partir des données enregistrées le 7 octobre est moins précise pendant les 10 premières heures d'enregistrement. L'observation, pendant cet intervalle de temps, de l'ouverture de la vanne proportionnelle de régulation du débit de jus clair injecté à l'entrée de *EV05* pour la dilution, indique des conditions de fonctionnement perturbé.

L'apport de JAE à l'entrée de $EV05$ assure la dilution du Brix du sirop lorsqu'il est supérieur à la valeur de consigne fixée à 73.5 Brix (cf. *chapitre 4*). Pendant les 14 heures suivantes, l'analyse des fonctions d'erreur révèle des capacités de généralisations intéressantes. Les oscillations de la prédiction observées en fin de base, environ 22 heures après le début des acquisitions (12 heures à la figure 3.33), correspondent également à des conditions de fonctionnement perturbé (figure 3.32).

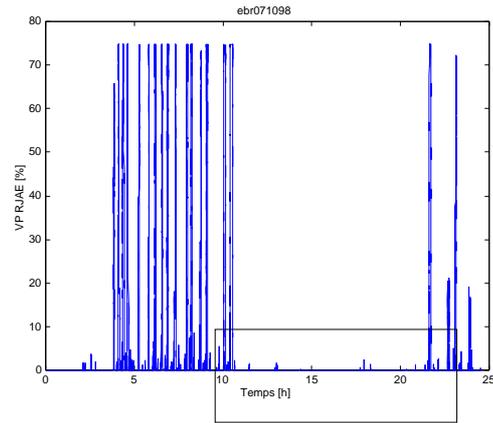


figure 3.32 : ouverture de la Vanne Proportionnelle de régulation du Retour de JAE à l'entrée de $EV05$ (VP RJAE)

L'erreur absolue est comprise entre 1 et 4 points de Brix, l'erreur relative est de l'ordre de 4 %, avec une moyenne de 1.5 % et l' EQM vaut 1.71 (figure 3.33).

Bx_j^s [°Brix]	Mesure	Estimée
Moyenne	69.82	70.04
Variance	3.37	4.26
Ecart-type	1.84	2.07

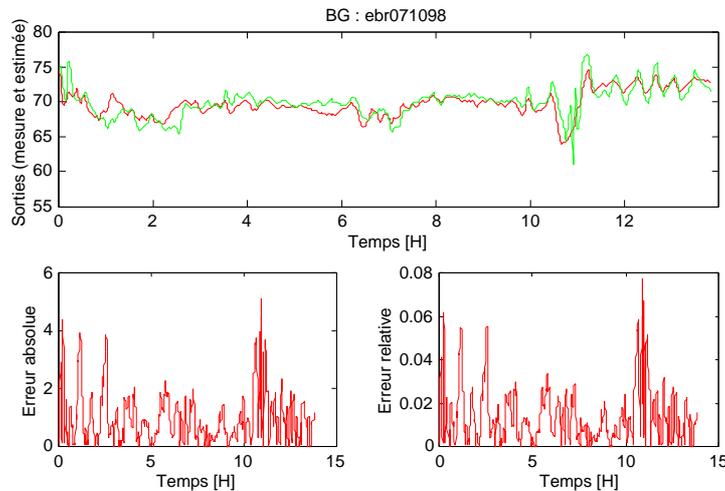


figure 3.33 : mesure (noir) et estimation (gris) du Brix en sortie de $EV05$ et les fonctions d'erreur correspondantes pour le multiple-effets (le temps initial correspond à $t=10$ h — encadré à la figure 3.32)

L'introduction d'une mesure de Brix intermédiaire est inspirée du modèle développé par Belhadj (Belhadj 1993). Dans la perspective de la commande du procédé, cette approche permet d'anticiper le comportement de $(Bx_j^s)^5$ à partir de l'observation de $(Bx_j^s)^3$.

3.5 L'évaluation et les perspectives d'application

Malgré les difficultés expérimentales auxquelles nous avons été confrontés, nous considérons que nous avons atteint nos objectifs de modélisation. Si les réseaux de neurones font l'objet de rares applications dans l'industrie sucrière, nos résultats démontrent qu'ils sont bien adaptés à la modélisation du procédé d'évaporation. Avec une variation maximale de ± 4 points autour du Brix moyen sur les données expérimentales collectées en 1998 (hormis les zones de fonctionnement fortement perturbées), les modèles prédictifs répondent aux exigences de précision attendues pour la mise en œuvre d'une stratégie de commande que nous allons aborder dans les chapitres suivants.

Une modélisation plus précise requiert un certain nombre d'aménagements du dispositif de mesure :

- l'augmentation de la fréquence des mesures de Brix ;
- la mesure de débits intermédiaires pour préciser les transferts de masse au sein des 2 réseaux ;
- la prise en compte des prélèvements de vapeur et la mesure des pressions à l'entrée des faisceaux (et non en sortie des évaporateurs), afin de prendre en compte les pertes de charge.

Nous y reviendrons à la fin de cette étude en présentant les perspectives d'intégration des modèles de prédiction dans un schéma de commande implanté en ligne.

4. Contrôle du procédé d'évaporation en multiple-effets - Problématique de l'automatisation

Dans le *chapitre 1*, la description des procédés de fabrication du sucre met en évidence l'interdépendance d'un ensemble d'opérations unitaires (Villiermaux 1992) couplées par des transferts de matière et d'énergie. Les évolutions qui ont accompagné l'optimisation des procédés et l'automatisation de l'ensemble de ces opérations couplées, sont à l'origine de contraintes opératoires drastiques qui ont engendré un certain nombre de problèmes de régulation. La résolution de ces problèmes a suscité le développement de commandes dites avancées dont les applications industrielles sont longtemps restées marginales, victimes de l'importance des investissements requis et des moyens à mettre en œuvre (Vilain 1998). Aujourd'hui l'essor de l'informatique industrielle, avec la généralisation des systèmes de conduite et de supervision, et l'évolution des techniques d'identification mettent les commandes avancées à la portée des petites unités industrielles en permettant de les faire cohabiter avec des régulateurs traditionnels. Inscrit dans cette démarche d'automatisation avancée, ce chapitre concerne la mise en œuvre d'une commande numérique décentralisée du procédé d'évaporation (Faure et Robin 1984). Guidés par la volonté de dépasser les limites des stratégies de contrôle traditionnelles tout en évitant le développement des formalismes algébriques complexes imposés par les schémas à base de modèles de connaissance, nous aboutissons au développement d'une commande prédictive à base de modèles à réseaux de neurones.

4.1 Problématique de l'automatisation du procédé d'évaporation

La description des fonctions du procédé d'évaporation souligne le rôle stratégique qu'il occupe dans la chaîne de fabrication du sucre (cf. *chapitre 1*). Outre sa charge première de concentration du jus, ce procédé en multiple-effets doit assurer la distribution de l'énergie-vapeur aux ateliers connexes (figure 4.1).

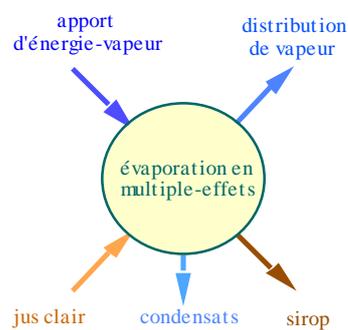


figure 4.1 : les fonctions du procédé d'évaporation

Son fonctionnement robuste s'avère indispensable afin d'obtenir un produit de qualité constante pour une consommation minimum de matière première et d'énergie, laquelle doit être soutirée à la centrale co-génératrice avec le plus de régularité possible. Or la régulation du Brix se fait difficilement sans perte énergétique. Et la cohabitation avec des procédés continus et discontinus (cristallisation) conjuguée à leur automatisation perturbe l'autostabilité du multiple-effets (Giorgi et al. 1988). Afin de l'affranchir des dérives de son environnement, sa régulation s'avère indispensable. Dans cet objectif, il convient de développer un schéma de contrôle automatique intégré dans le schéma de contrôle global et permettant la prise en compte de l'inertie thermique et massique du multiple-effets. La synthèse de cette commande s'appuie sur des objectifs et des critères auxquels elle doit répondre pour satisfaire les contraintes de production et les exigences de qualité du produit.

4.1.1 Objectifs et critères de performance d'une commande

Contrôler un système, c'est faire en sorte qu'il se comporte d'une manière désirée en réponse à une sollicitation précise. Cette tâche nécessite la surveillance continue d'un ensemble de variables, la prise en compte de leurs interactions mutuelles et de leurs différents temps de réponse, ainsi que le respect d'un certain nombre de contraintes opératoires. En pratique, ce *comportement désiré* correspond à des valeurs de consigne que doit respecter le système sous le contrôle d'un dispositif de commande qui manipule une ou plusieurs variable(s) d'entrée. Cela suppose la sélection des variables manipulées et le choix d'une structure du dispositif de commande dont les performances sont déterminées par trois critères :

- sa stabilité qui traduit sa capacité à respecter une consigne malgré des variations disproportionnées de la variable manipulée ;
- sa précision qui caractérise l'amplitude des oscillations de la réponse du système autour d'une valeur de consigne (écart minimum) ;
- et sa rapidité, fonction de l'inertie propre du processus (temps mis pour atteindre un régime permanent).

4.1.2 Contraintes et exigences du procédé en multiple-effets

Principalement d'ordre énergétique, avec des conséquences économiques, les contraintes de production du procédé d'évaporation en multiple-effets concernent la gestion de la consommation de vapeur et la diminution progressive des pressions du premier au dernier effet. La qualité de l'échange énergétique, donc l'efficacité des évaporateurs, repose sur la stabilité de ces conditions de pression et de température. Ce fonctionnement stable exige une gestion optimale des apports d'énergie, aussi bien au niveau des soutirages à la centrale

co-génératrice qu'au niveau des prélèvements de vapeur pour l'alimentation des circuits de chauffage d'autres ateliers (épuration, cristallisation). De même le respect des exigences de qualité, déterminée par la concentration et la couleur du sirop produit, repose sur le maintien de ces conditions de pression et de température dans un intervalle garantissant la concentration du jus par ébullition, jusqu'à atteindre et maintenir constante la consigne de concentration de 70 °Bx environ, sans risquer un début de cristallisation en masse ou la dégradation du saccharose. La conjugaison de ces contraintes et de ces exigences impose l'équilibre des flux de matière et d'énergie et la minimisation des temps de séjour. Or la stabilité du procédé est fortement conditionnée par l'alimentation en cannes et par les prélèvements de vapeur. Ainsi le maintien des conditions de fonctionnement optimales s'avère difficile sans la régulation des débits de jus et de vapeur, des niveaux de jus dans les faisceaux de tubes et de l'apport de vapeur de chauffage.

4.1.3 Synthèse d'une commande automatique

La synthèse d'une commande automatique en milieu industriel résulte d'un compromis entre ces critères de performance et les limites pratiques imposées par les contraintes de production et les exigences de qualité. Depuis l'avènement de l'automatique, un grand nombre de stratégies ont été développées pour y répondre. Pourtant la plupart des problèmes d'automatique industrielle sont encore résolus par le régulateur *P.I.D.* (Févotte 1997), même s'il ne permet pas d'appréhender un certain nombre de problèmes de régulation élémentaires :

- la commande des systèmes non-linéaires (échangeurs thermiques, réacteurs discontinus) ;
- la gestion des retards purs (temps de réponse, dispersion des temps de séjour) ;
- le rejet des perturbations (déplacement du point de repos, pannes, accidents) ;
- le respect de contraintes physiques (sur les variables d'état ou les variables manipulées) qui conditionnent le bon fonctionnement du système ;
- la commande multivariable, etc.

Certes des stratégies de commandes informatisées dites avancées ont démontré leur validité scientifique, technologique et économique (Richalet 1993). Mais elles s'opposent aux résistances des petites unités industrielles qui leur préfèrent le *P.I.D.* pour sa simplicité de mise en œuvre et le savoir faire acquis en la matière. Les sucreries de cannes n'échappent pas à ce constat. L'automatisation de l'évaporation est largement assurée par des régulateurs *P.I.D.*, au prix d'ajustements manuels répétés guidés par une démarche empirique le plus souvent.

4.2 Contrôle-commande de l'évaporation. Etat de l'art

Deux étapes précèdent la conception et l'installation d'un système de contrôle-commande :

- le choix des variables d'état pour l'observation de son comportement et des variables à manipuler pour l'affranchir des perturbations ;
- et la définition des instruments requis pour observer ou contrôler le comportement du système (organes capteurs ou actionneurs).

Parmi les variables employées pour la description du procédé d'évaporation, les plus courantes sont :

- le débit des fluides convectés afin d'équilibrer l'apport d'énergie au volume de jus entrant ;
- la pression et la température des phases liquide et gazeuse qui doivent respecter les conditions de fonctionnement optimal ;
- et la mesure des concentrations en début et en fin de traitement pour évaluer la capacité évaporatoire et le rendement du système.

La mesure et la manipulation de ces variables reposent sur une instrumentation complète de chaque évaporateur (figure 4.2).

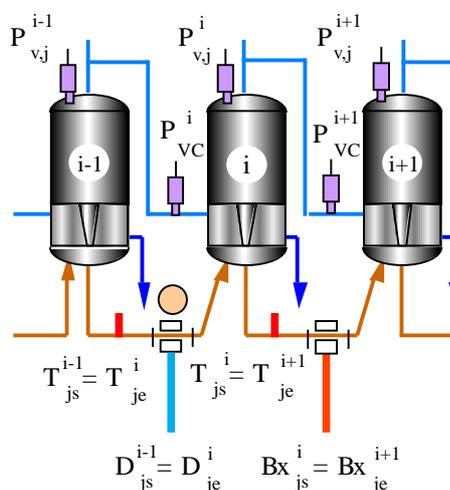


figure 4.2 : exemple d'instrumentation complète de l'évaporateur i

Pour des raisons économiques, les procédés industriels sont souvent dotés d'une instrumentation minimale : les mesures de pression et de température sont disponibles à tous les étages, mais les mesures de concentration et de débit sont limitées au niveau des premier et dernier effets (cf. figures 1.10-a et 1.10-b du chapitre 1).

4.2.1 Régulation P.I.D.

En sucrerie, les stratégies les plus répandues pour assurer l'équilibre des *T.M.C.* et le maintien de la concentration en sortie font intervenir des boucles de régulation *P.I.D.* mono variable (Lebert et al. 1980). Au niveau du procédé d'évaporation en multiple-effets, ils sont largement répandus pour la régulation :

- des débits de jus en entrée ;
- et des pressions de vapeur de chauffe en début et en fin de procédé.

La régulation des flux entrants est souvent insuffisante. Sujette à de fortes perturbations imputables essentiellement à la discontinuité de l'alimentation en cannes, elle ne permet pas de maintenir constant le niveau du jus dans les tubes. Afin d'éviter des fluctuations trop importantes des volumes de jus qui nécessitent un ajustement de l'apport d'énergie nécessaire à l'ébullition, un grand nombre de sucreries ont opté pour 2 solutions :

- l'installation d'un réservoir de stockage de jus clair en amont qui limite les risques d'interruption de l'alimentation en assurant un effet tampon ;
- et /ou la régulation par *P.I.D.* des niveaux de jus dans les faisceaux de tubes à chaque étage du multiple-effets.

Une combinaison adaptée de ces dispositifs assure une stabilité relative de la concentration en sortie de chaque étage et de fait la régularité des prélèvements de vapeur d'effet en effet. Mais elle présente des limites pénalisantes. D'abord la régulation des niveaux est susceptible d'entraîner l'augmentation des temps de rétention, donc des risques de dégradation du jus. Ensuite les prélèvements effectués par les ateliers connexes entraînent à leur tour des perturbations qu'il est difficile d'intégrer aux boucles de régulations locales. Enfin, lorsqu'elles sont assurées par des *P.I.D.*, ces fonctions ne permettent pas de satisfaire les problèmes énoncés plus haut (retards purs, non-linéarité, perturbations, etc.), sans oublier les retards engendrés par les distances qui séparent certains capteurs du produit (organes déportés pour des raisons pratiques liées à l'encombrement ou à la sensibilité à la température, etc.). Leur réponse aux perturbations intervient alors trop tard pour minimiser l'écart entre la réponse perturbée et la consigne. Il en résulte une période transitoire pendant laquelle le produit ne répond plus aux exigences de qualité, avant le rétablissement d'un régime stationnaire.

La conjugaison de ces limites illustre l'intérêt des commandes avancées pour l'automatisation du procédé d'évaporation en multiple-effets. Si les moyens requis en matériel et en formation ont longtemps freiné leur application en dehors des expérimentations en laboratoire, elles intègrent peu à peu le milieu industriel depuis les années 80. L'évolution des moyens informatiques et de la culture des automaticiens ouvre la voie à ces techniques de contrôle qui révèlent leur supériorité sur les régulateurs classiques, avec des temps de retours sur investissements de moins en moins rédhibitoires (Ragage 1998).

4.2.2 Commandes avancées

Au premier rang de ces techniques, les commandes à base de modèle qui autorisent une approche de la commande par anticipation restent les plus étudiées. Elles sont basées sur l'identification d'un modèle du procédé à partir d'une description phénoménologique ou systémique. L'intégration de ce modèle dans un schéma de contrôle permet de simuler le comportement du procédé en réponse aux actions de commande ou de calculer le vecteur de commande en fonction d'une sortie déterminée.

Les commandes à modèle de référence (*M.R.*), statique et dynamique, font partie des schémas qui ont fait leurs preuves sur des pilotes en laboratoire comme sur des procédés en milieu industriel (Rhinehart et Riggs 1990, Rhinehart 1995). Cette démarche retenue par l'*I.R.I.S.*¹⁸ dès le début des années 80 a conduit au développement de modèles basés sur des équations de bilan¹⁹, dans le cadre des projets *C.H.E.O.P.S.*²⁰ et *R.A.M.S.E.S.*²¹ implantés sur le procédé d'évaporation de la sucrerie de Lillier dès 1988 (Windal et al. 1989, Baudot et al. 1989, Crevits 1990).

Les commandes à modèle interne (*C.M.I.*), basées sur le concept proposé par Garcia et Morari (Garcia et Morari 1982) dans les années 80, reposent également sur la connaissance d'un modèle supposé du procédé. Plusieurs stratégies ont fait l'objet d'implantations in situ. Le *G.T.S.*²² a conçu notamment un schéma de *C.M.I.* de type feed-forward du multiple-effets basé sur l'identification d'une fonction de transfert du premier ordre avec retard pur pour chaque effet (Daclin 1989). Mais la caractérisation des fonctions de transfert, réalisée à partir d'un traçage au Lithium ou au Magnésium, a nécessité un important effort d'identification, à l'instar de la stratégie proposée par Belhadj (Belhadj et Vandoolaeghe 1993) qui repose sur un modèle multivariable (3 variables de commande et 2 variables régulées : $(Bx_j^s)^3$ et $(Bx_j^s)^5$). Des développements non-linéaires de la *C.M.I.* (Economou et Morari 1986), utilisant le modèle inverse comme modèle de commande, ont également démontré leur capacité pour le contrôle des échangeurs thermiques (Arkun et al. 1986). L'inversion du modèle suivant une procédure de recherche non-linéaire permet le calcul de l'action de commande dans la perspective de satisfaire une consigne (Psychogios et al. 1991).

¹⁸ *I.R.I.S.* : Institut de Recherche pour l'Industrie Sucrière

¹⁹ Bilan de matière, conservation de l'énergie et équilibre thermodynamique de chaque constituant

²⁰ *C.H.E.O.P.S.* : Conduite Hiérarchisée par Echange entre Ordinateurs pour le Procédé Sucrier

²¹ *R.A.M.S.E.S.* : Régulation par Automatismes Modulaires de Stations d'Evaporation de Sucrierie

²² *G.T.S.* : Groupe Technique des Sucriers

Mais toutes ces approches à base de modèles de connaissance présentent les mêmes contraintes structurelles, expérimentales et instrumentales que nous avons décrites dans la deuxième partie du *chapitre 1*. Les descriptions les plus précises ne permettent généralement pas de prendre en compte la dispersion des temps de séjour, le caractère multiphasique de la solution, etc., de sorte que les rapports *performance / rapidité de mise en œuvre* et *performance / investissement* leur sont largement défavorables en comparaison avec le régulateur *P.I.D.*

En revanche, les schémas de commande basés sur des modèles systémiques qui privilégient la description des comportements à celle des structures assurent une réponse rapide sans présenter toutes ces contraintes.

4.2.3 Approche systémique

Ces dernières années, l'évolution des techniques d'identification et les progrès informatiques ont encouragé leur développement pour la modélisation des systèmes dynamiques multivariables et leur intégration dans des schémas de commande numériques. En France, les premières applications industrielles datent des années 80, avec par exemple la commande prédictive d'une colonne de distillation (Defaye et al. 1983). Mais la plupart des applications basées sur une représentation systémique dans un espace paramétrique ont rapidement montré leurs limites pour la modélisation des procédés fortement non-linéaires.

Comme nous l'avons vu dans le *chapitre 2*, l'extension de cette approche à une représentation dans un espace de fonctions non-linéaires a conduit aux modèles à réseau de neurones (*R.N.*). Leurs propriétés d'apprentissage facilitent l'identification des fonctions de transfert de systèmes non-linéaires sans recourir au développement d'un formalisme algébrique complexe, ce qui facilite leur implantation dans des schémas de commande avancée. Les applications industrielles de schémas de commande avancée à base de modèles à *R.N.* sont encore marginales. Nous pouvons citer deux approches intéressantes qui concernent des procédés d'évaporation. Mills, Zomaya et Tade proposent la commande prédictive d'un évaporateur industriel basée sur son modèle neuronal (Mills et al. 1994) ; Zamarreño et Vega ont développé des modèles à *R.N.* du procédé d'évaporation d'une sucrerie de betteraves (Zamarreño et Vega 1996) et sa commande prédictive (Zamarreño et Vega 1996). Les résultats de ces travaux démontrent la supériorité des schémas à base de modèle neuronal sur les schémas traditionnels, ce qui nous amène à envisager la mise en œuvre d'une commande prédictive à base d'un modèle à réseau de neurones du procédé d'évaporation de la sucrerie de Bois Rouge.

4.3 La commande prédictive par modèle interne (Richalet 1993)

Un schéma de contrôle numérique classique assure, à chaque instant d'échantillonnage k , le calcul du vecteur de commande en réponse aux perturbations qui affectent le comportement du système au même instant. L'effet de cette commande en réaction aux perturbations intervient nécessairement avec un retard, lequel s'avère d'autant plus pénalisant dans le cas des systèmes qui présentent une inertie massique et /ou thermique importante.

La définition d'un modèle du système capable de prédire son comportement en réponse à des sollicitations connues et son intégration dans un algorithme de calcul du vecteur de commande par anticipation constituent les bases de la commande prédictive par modèle interne (C.P.M.I.).

4.3.1 Principes de la C.P.M.I.

Le concept de la C.P.M.I. d'un système repose sur son contrôle à partir d'une connaissance a priori de son comportement obtenue par une prédiction sur un horizon glissant. Le calcul du vecteur de commande est un calcul itératif sur cet horizon suivant 4 étapes répétées à chaque itération.

4.3.1.1 Prédiction par modèle interne

Le comportement du système est prédit par un modèle dynamique du type parallèle qui permet l'estimation du vecteur de sortie : $\hat{\mathbf{y}}(k+i/k)$ aux instants $k+i$ sur un horizon de prédiction H_p à partir de connaissances disponibles à l'instant k : $\mathbf{u}(k)$ et $\mathbf{y}(k)$:

$$\hat{\mathbf{y}}(k+1) = f(\hat{\mathbf{y}}(k-1), \dots, \hat{\mathbf{y}}(k-n_a+1), \mathbf{u}(k-1-n_k), \dots, \mathbf{u}(k-n_b-n_k+1)) \quad (4.1)$$

Ce modèle identifié au préalable peut prendre la forme d'un modèle paramétrique, d'une représentation d'état ou d'un réseau de neurones.

4.3.1.2 Suivi d'une trajectoire de référence

A chaque itération i sur l'horizon de prédiction, $\hat{\mathbf{y}}(k+i/k)$ est comparée à une référence $\mathbf{y}_R(k+i)$ qui décrit la trajectoire optimale (de premier ordre le plus souvent) que doit suivre $\hat{\mathbf{y}}$ pour atteindre la consigne à respecter. Cette consigne peut être fixe ou suivre un profil dynamique. La référence, initialisée à chaque itération k à la valeur de la consigne en k , peut être calculée suivant différentes équations qui décrivent des trajectoires d'ordre 1 ou d'ordre 2 (Grondin-Perez 1994).

Trajectoires du premier ordre

La plus simple s'écrit en fonction de la différence entre la consigne y_C et la trajectoire de référence sur l'horizon glissant, à partir de la différence à l'instant k :

$$y_R(k+i) = y_C(k+i) - \alpha_R (y_C(k) - y_R(k)) \quad (4.2-a)$$

où le paramètre α_R détermine la dynamique de la trajectoire de référence. Cette différence peut également s'exprimer en fonction des valeurs de y_C et y_R en $k+i$ sur l'horizon glissant ($1 \leq i \leq H_p$) :

$$y_R(k+i) = (1 - \alpha_R) y_C(k+i) + \alpha_R y_R(k+i-1) \quad (4.2-b)$$

Trajectoire du deuxième ordre

L'introduction des valeurs de y_R en $k+i-2$ pondérées par le paramètre α_R au carré introduit une trajectoire dite de deuxième ordre :

$$y_R(k+i) = (1 - 2\alpha_R + \alpha_R^2) y_C(k+i) + 2\alpha_R y_R(k+i-1) - \alpha_R^2 y_R(k+i-2) \quad (4.2-c)$$

4.3.1.3 Optimisation de la commande

Le calcul du vecteur de commande u à appliquer relève d'une méthode d'optimisation multivariable basée sur la minimisation de l'écart entre \hat{y} et y_R sur H_p et la minimisation de la variation de u sur un horizon de commande H_C . La fonction de coût $V(u)$ s'écrit :

$$V(u) = \frac{1}{2} \sum_{i=H_1}^{H_p} [y_R(k+i) - \hat{y}(k+i/k)]^2 + \sum_{i=0}^{H_C-1} [u(k+i)]^2 \quad (4.3)$$

où \hat{y} est la somme de la sortie prédite par le modèle et de l'erreur de modélisation obtenue par la différence entre la sortie du système et la sortie du modèle :

$$ep(k) = y_{sys}(k) - y_{mod}(k) \quad (4.4)$$

Les autres termes de (4.3) sont :

- $u(k+i) = u(k+i) - u(k+i-1)$ qui définit la variation de u calculée sur H_C périodes d'échantillonnage (l'horizon de commande) ;

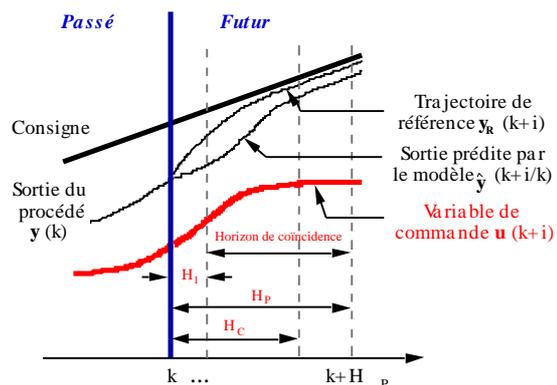


figure 4.3 : principe de la commande prédictive

- $H_p - H_1$ qui représente un horizon de coïncidence sur lequel \hat{y} devrait suivre le signal de référence y_R ;
- les coefficients de pondération et dont l'ajustement doit assurer une meilleure robustesse de l'algorithme. Dans le cas multivariable, il faut définir un paramètre pour chaque sortie et un paramètre pour chaque variable de commande.

4.3.1.4 Application de la commande

A l'issue de l'optimisation du vecteur de commande, seule la première variable du vecteur calculé sur H_C est appliquée au système. La procédure itérative est répétée afin de corriger les perturbations intervenues pendant la période d'échantillonnage durant laquelle le système est en boucle ouverte.

4.3.2 Ajustements de l'algorithme

Les horizons de prédiction et les coefficients de pondération doivent être ajustés pour atteindre les critères de robustesse et de performance énoncés au paragraphe 4.1.1. (stabilité, précision, rapidité). Ces ajustements reposent essentiellement sur des considérations pratiques (Clarke 1988, Clarke 1990) :

- $2n - 1 \quad H_p \quad \frac{\quad}{tec}$;
où n dépend de l'espace de régression : $n = \max(n_a, n_b + n_k)$
: temps de réponse du système
- $n_k + 1 \quad H_1 \quad n_b + n_k + 1$;
- $1 \quad H_C \quad n$;
- et font l'objet d'ajustements manuels suivant une démarche du type essai-erreur.

4.3.3 Commande prédictive non-linéaire à modèle neuronal

Nous avons déjà dit que le modèle du système peut prendre plusieurs formes. Dans le cas d'un modèle à réseau de neurones, les 4 étapes du principe de la commande prédictive énoncées au paragraphe précédent supposent l'introduction d'un réseau de neurones bouclé (modèle dynamique) et d'un algorithme d'optimisation non-linéaire.

4.3.3.1 Réseau de neurones bouclé

La propriété de prédiction du modèle impose le développement d'un réseau de neurones dynamique de structure *M.I.S.O.* suivant une architecture bouclée (cf. *chapitre 2*).

A chaque instant d'échantillonnage, le vecteur des observations est initialisé à partir des connaissances disponibles à l'instant k : $\mathbf{u}(k)$ et $\hat{\mathbf{y}}(k)$. Le calcul des prédictions à partir de $k+1$ sur l'horizon H_p fait intervenir les estimées antérieures (figure 4.4).

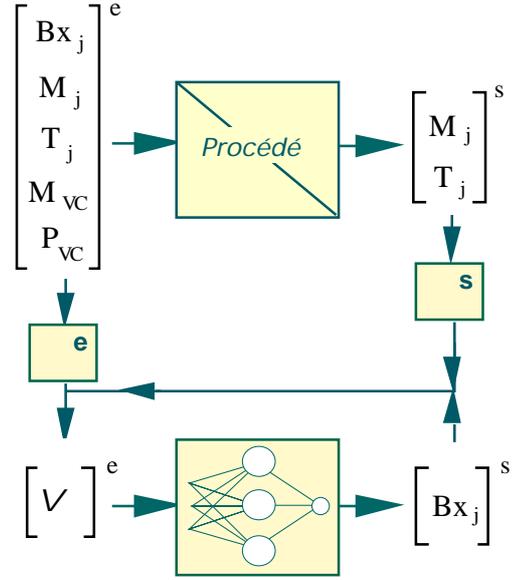


figure 4.4 : prédicteur du Brix du sirop

4.3.3.2 Algorithme d'optimisation non-linéaire

$\hat{\mathbf{y}}$ étant une fonction non-linéaire des entrées, la minimisation de $\mathbf{V}(\mathbf{u})$ suivant une méthode d'erreur d'estimation nécessite l'utilisation d'un algorithme d'optimisation non-linéaire (cf. paragraphe 2.4.2. du *chapitre 2*).

A chaque itération, la sortie estimée dépend des sorties et des variables de commande précédentes bouclées respectivement avec l'ordre de récurrence n_a et n_b . Une description précise de l'évolution des vecteurs d'entrées proposée par Grondin-Perez (Grondin-Perez 1994) permet de mieux appréhender les matrices de dérivées qui interviennent dans cette procédure de minimisation (figure 4.5).

La matrice jacobienne $\mathbf{J}(\mathbf{u})$ introduit les dérivées partielles par rapport aux variables de commande et par rapport aux estimées précédentes sur l'horizon de prédiction H_p :

$$\mathbf{J}(\mathbf{u}) = \frac{d\mathbf{V}(\mathbf{u})}{d\mathbf{u}(k+j)} = - \sum_{i=H_1}^{H_p} [\mathbf{y}_R(k+i) - \hat{\mathbf{y}}(k+i/k)] \frac{d\hat{\mathbf{y}}(k+i/k)}{d\mathbf{u}(k+j)} + \sum_{i=0}^{H_c-1} \mathbf{u}(k+i) \frac{d\mathbf{u}(k+i)}{d\mathbf{u}(k+j)} \quad (4.5)$$

avec $0 \leq j \leq H_c - 1$.

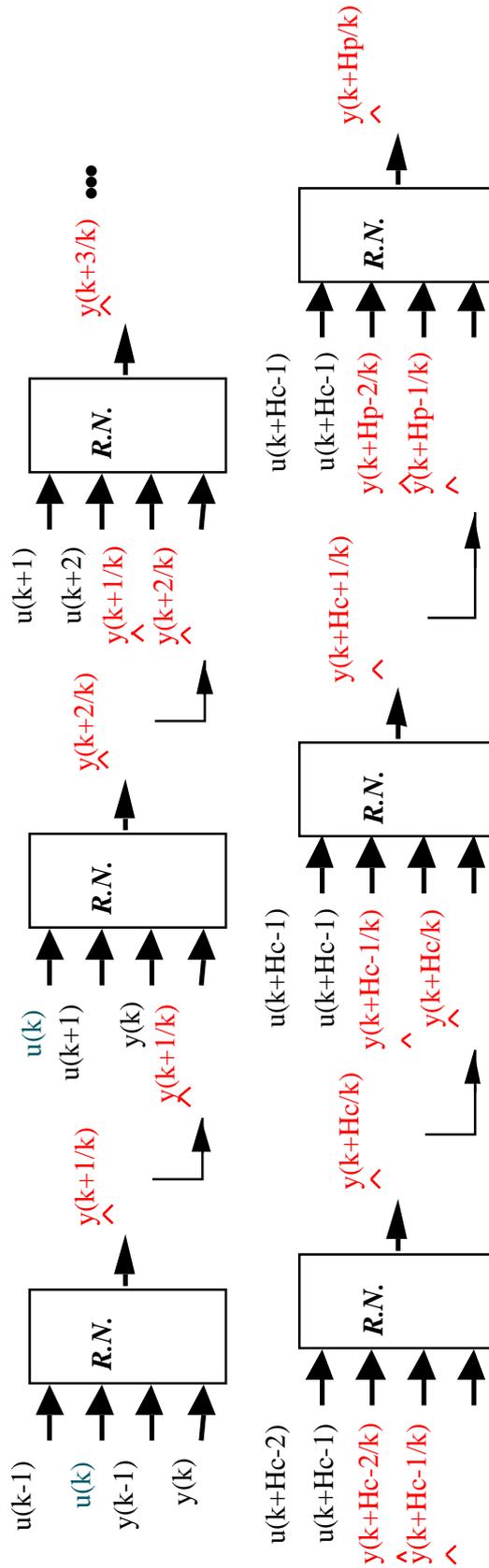


figure 4.5 : les entrées-sorties du réseau de neurones sur l'horizon de prédiction

D'après la figure 4.5, le développement du gradient par rapport à $\mathbf{u}(k+j)$ sur l'horizon de commande $0 \leq j \leq H_c - 1$ (4.5) montre que seul le terme $\hat{\mathbf{y}}(k+j+1/k)$ dépend directement de $\mathbf{u}(k+j)$. Les autres dérivées sont induites par le bouclage des sorties précédentes. Il en résulte une écriture de la dérivée des estimées sur l'horizon de prédiction sous la forme (Grondin-Perez 1994) :

$$\frac{d\hat{\mathbf{y}}(k+i/k)}{d\mathbf{u}(k+j)} = \frac{d^+\hat{\mathbf{y}}(k+i/k)}{d\mathbf{u}(k+j)} + \sum_{n=1}^{i-j} \frac{d^+\hat{\mathbf{y}}(k+i/k)}{d\hat{\mathbf{y}}(k+i-n/k)} \frac{d\hat{\mathbf{y}}(k+i-n/k)}{d\mathbf{u}(k+j)}$$

où $\frac{d^+\mathbf{y}}{d\mathbf{x}}$ n'introduit pas les termes induits par le bouclage ;

- $H_1 \leq i \leq H_p, 0 \leq j \leq H_c - 1$ et $j < i$;
- $\frac{d^+\hat{\mathbf{y}}(k+i/k)}{d\hat{\mathbf{y}}(k+i-n/k)} = 0$ pour $k+i-1$;
- $\frac{d^+\hat{\mathbf{y}}(k+i/k)}{d\mathbf{u}(k+j)} = 0$ pour $j \geq i + n_b + 1$.

4.4 Les paramètres de la commande

Le choix des variables à manipuler pour la commande d'un procédé industriel repose à la fois sur des considérations phénoménologiques, sur des contraintes expérimentales liées à l'instrumentation du procédé et sur la structure algorithmique du schéma de commande.

Comme nous allons le voir dans le *chapitre 5*, l'analyse des équations de bilan que nous avons détaillées dans le *chapitre 1* et la disponibilité des mesures des variables thermodynamiques mises en jeu dans ces équations conditionnent fortement ce choix. En outre, dans une approche préliminaire de la commande du procédé d'évaporation, notre objectif est le calcul du vecteur de commande appliqué au procédé réel. Par conséquent le choix des variables à manipuler est imposé par la stratégie de régulation adoptée par l'industriel. Le schéma développé dans le chapitre suivant définit une commande mono variable : la simulation de la commande conduit au calcul de cette variable sur l'horizon de prédiction, afin de reproduire au mieux le comportement souhaité pour le vecteur de sortie.

Le modèle neuronal du procédé admet en entrée cette variable manipulée notée U dans la suite et un certain nombre de variables extensives et intensives qui caractérisent l'état thermodynamique du procédé regroupées dans le vecteur V . La sortie du modèle doit comporter au moins la variable régulée en sortie du procédé : le Brix du sirop en sortie du dernier corps d'évaporation.

Les paramètres de réglage de la commande prédictive e et t sont ajustés suivant une méthode d'essai-erreur et sur la base des critères de Clarke énoncés plus haut pour ce qui concerne les horizons de commande et de prédiction (H_C et p_H)

5. Automatisation du procédé d'évaporation de la sucrerie de Bois Rouge - Mise en œuvre et simulation d'une commande prédictive à modèle neuronal

Nous abordons la dernière partie de cette étude consacrée à la mise en œuvre et à la simulation d'une commande prédictive du procédé d'évaporation de Bois Rouge.

L'étude du schéma installé sur le quintuple-effets et l'examen du comportement des variables manipulées illustrent les difficultés d'ajustement des paramètres des régulateurs *P.I.D.* C'est sur ce constat que nous fondons la nécessité de mettre en œuvre une commande prédictive à base d'un modèle neuronal du procédé. Dans la perspective de valider ce schéma en simulation sur des données expérimentales, il s'avère essentiel de développer une approche qui permet de considérer les variables manipulées par les boucles de régulation *P.I.D.* comme des éléments de comparaison, ce qui implique une stratégie centrée sur le dernier corps d'évaporation. La solution que nous présentons est une commande mono variable basée sur un modèle neuronal bouclé du cinquième effet. Les tests en simulations sur des données enregistrées pendant la campagne 1998 démontrent les capacités d'asservissement de cette commande prédictive mono variable, ce qui nous permet d'envisager des tests in situ dès la campagne sucrière 1999.

5.1 Le contrôle du procédé d'évaporation en multiple-effets

Le procédé d'évaporation en multiple-effets présente tous les problèmes de régulation qui ont suscité le développement des commandes avancées :

- la complexité et la non-linéarité des phénomènes mis en jeu ;
- des problèmes de retards purs qui ont pour origine les temps de séjour dans chaque effet ;
- des instabilités inhérentes à l'alimentation erratique en matière première ;
- des perturbations engendrées par les pannes matérielles et les accidents de production.

Le choix d'une stratégie de contrôle-commande susceptible de résoudre ces problèmes est fortement conditionné par les exigences de production, les contraintes technologiques et les contraintes économiques.

5.1.1 Stratégie de contrôle-commande à Bois Rouge

A Bois Rouge, la confrontation de ces exigences et de ces contraintes met en évidence les limites des schémas de contrôle traditionnels au profit d'une commande avancée du quintuple-effets.

5.1.1.1 Exigences de production

La volonté de produire un sucre de qualité vérifiant des critères de couleur précis impose la diminution du temps de séjour global. Par conséquent, le maintien de la concentration finale requiert une augmentation de l'apport énergétique local. Or les contraintes économiques et les risques de coloration limitent l'apport d'énergie supplémentaire, ce qui nécessite une gestion optimale des flux de matière et d'énergie.

5.1.1.2 Contraintes technologiques

C'est dans cette perspective que le procédé a subi des modifications technologiques conséquentes lors de la restructuration de 1992. La première concerne l'augmentation des capacités évaporatoires (et des capacités de traitement de la sucrerie), avec l'installation au niveau du deuxième effet d'un deuxième évaporateur en série sur le circuit de jus et en parallèle sur le circuit de vapeur. La seconde concerne l'augmentation du rendement de l'atelier d'extraction avec l'installation d'un diffuseur de type De Smet de 75 m de long pour 8 m de large avec une capacité de 325 TCH. Outre l'augmentation du temps de séjour qui va à l'encontre des exigences de production, ces aménagements sont à l'origine d'instabilités et de problèmes de régulation difficilement résolus par les systèmes *P.I.D.*

5.1.1.3 Schéma implanté sur le quintuple-effets

Comme nous l'avons déjà précisé, les schémas de contrôle les plus courants en sucrerie reposent sur des boucles de régulation mono variables de type *P.I.D.* Pourtant ces dispositifs ne permettent pas toujours un suivi stable de la consigne au niveau du procédé d'évaporation en multiple-effets :

- les fluctuations des débits de jus et des prélèvements de vapeur entraînent des variations de concentration en sortie de chaque effet ;
- et le *P.I.D.* ne permet pas de résoudre les problèmes qui en découlent (instabilités, perturbations, retards purs).

Il en résulte un fonctionnement instable de l'atelier d'évaporation et cette instabilité, reportée à l'ensemble des procédés connexes par le biais des prélèvements de vapeur et de la progression du sirop vers la cristallisation, s'avère pénalisante au sens de la gestion optimale de la consommation d'énergie. Pour garantir un fonctionnement stable, une solution largement répandue consiste à réguler le niveau du jus dans les faisceaux à chaque étape du quintuple-effets, ce qui permet d'affranchir chaque effet de la dérive et des perturbations des ateliers connexes. Dans ce cas, le maintien des concentrations intermédiaires assure la stabilité de la concentration finale Bx_j^5 .

A Bois Rouge, le procédé d'extraction par diffusion présente un temps de séjour important et cette solution qui présente l'inconvénient d'augmenter les temps de séjour à chaque effet n'est pas envisageable. C'est pourquoi le schéma adopté repose sur des boucles de régulation mono variables *P.I.D.* qui interviennent uniquement au niveau du cinquième effet et loin en amont au niveau du premier corps d'évaporation (figure 5.1). Plus précisément, l'asservissement du Brix du sirop repose sur 2 boucles de régulation mono variables dont les actionneurs contrôlent l'ouverture de vannes proportionnelles au niveau des fluides convectés, afin de maintenir le Brix dans l'intervalle des valeurs de consignes C_{Bx}^1 et C_{Bx}^2 . Lorsque Bx_j^5 est inférieur à C_{Bx}^1 , un régulateur *P.I.D.* de la pression de vapeur $P_{v,j}^4 = P_{vc}^5$ ajuste l'apport d'énergie à l'entrée de *EVO5* pour entretenir l'ébullition. L'évaluation des besoins d'énergie — représentés par le taux d'évaporation effectif — pour maintenir Bx_j^5 constant est traduite à partir de l'écart entre la concentration du sirop mesurée et C_{Bx}^1 . Lorsque Bx_j^5 dépasse C_{Bx}^2 , l'ajustement de l'apport de vapeur est combiné avec la dilution du jus à l'entrée du cinquième effet par ajout de jus clair (le *J.A.E.*) stocké dans le bac de jus clair récupéré en sortie de la clarification. L'apport de *J.A.E.* est équilibré par un deuxième régulateur *P.I.D.* du débit de retour de *J.A.E.*. Cette *réserve* de *J.A.E.*, associée au temps de séjour d'environ 45 min du procédé d'extraction par diffusion, assure une certaine stabilité de l'alimentation en jus, malgré les perturbations inhérentes à l'acheminement discontinu des cannes à l'entrée de la sucrerie. La plupart du temps, les perturbations entraînent plutôt une évaporation insuffisante. La présence d'un deuxième réservoir tampon permet de stocker le sirop, de sorte à maintenir une concentration moyenne et d'atténuer les variations de Bx_j^5 pour envoyer en cristallisation un sirop de Brix relativement constant.

Un schéma simplifié du dispositif de régulation est représenté à la figure 5.1 :

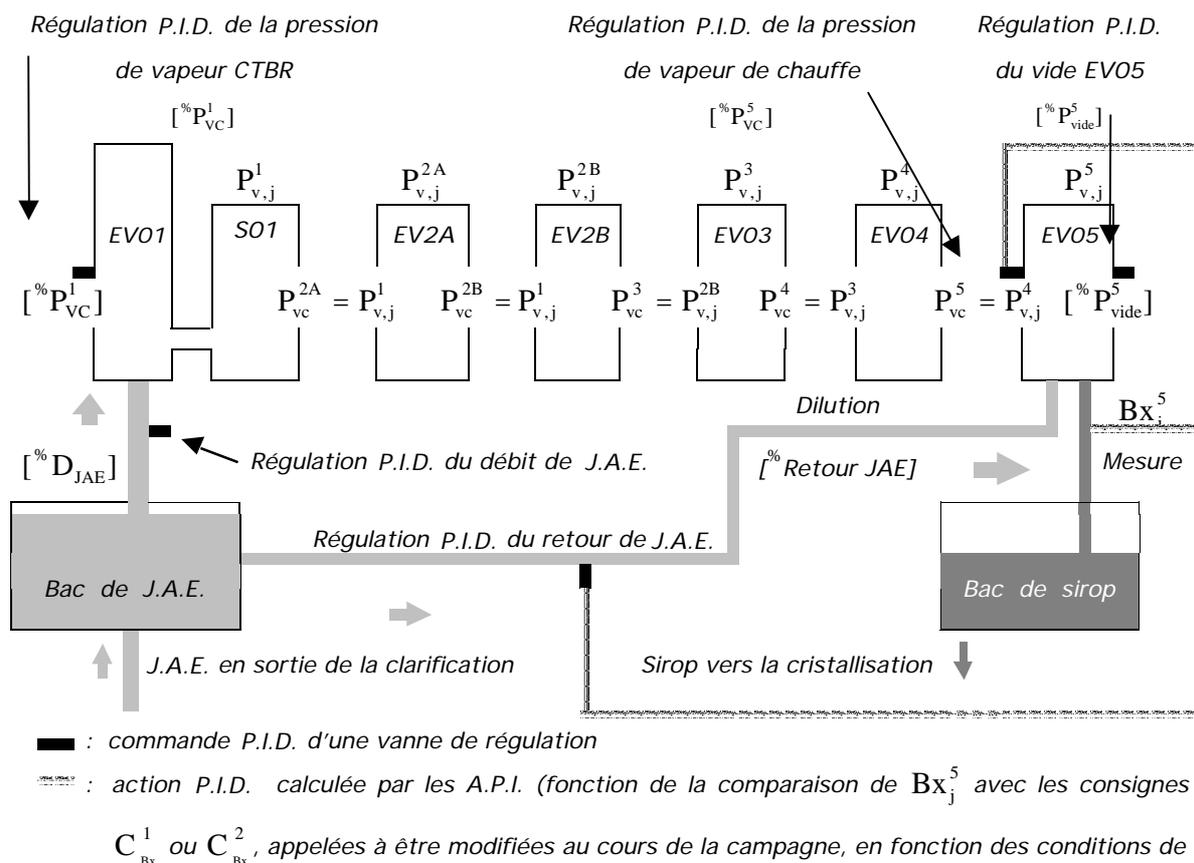


figure 5.1 : schéma synoptique de la régulation du procédé en cinq effets

Le schéma fonctionnel correspondant est représenté à la figure 5.2 :

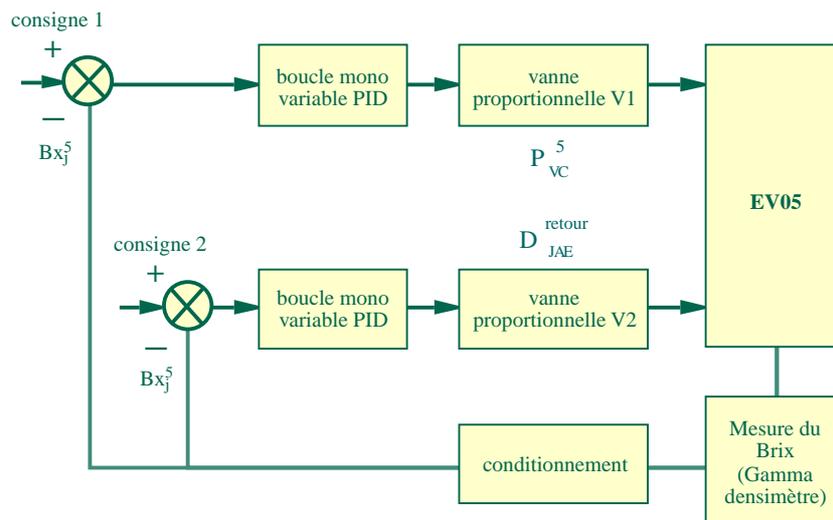


figure 5.2 : schéma fonctionnel de la régulation du procédé d'évaporation de Bois Rouge

Ce schéma de commande présente naturellement les limites du *P.I.D.* que nous avons rappelées dans le *chapitre 4*, limites confirmées par l'observation du comportement des actions de régulation.

5.1.2 Limites des réglages de la régulation à Bois Rouge

L'analyse des variations de Bx_j^5 en sortie de *EV05* et l'observation du comportement des vannes proportionnelles de régulation du débit de vapeur (V1) et du débit de retour de *J.A.E.* (V2) renseignent sur les limites de réglage du dispositif de régulation installé à Bois Rouge. A la figure 5.3, l'état de V1 illustre le caractère peu performant de la régulation *P.I.D.* de la pression de vapeur P_{vc}^5 pendant plusieurs heures de fonctionnement.

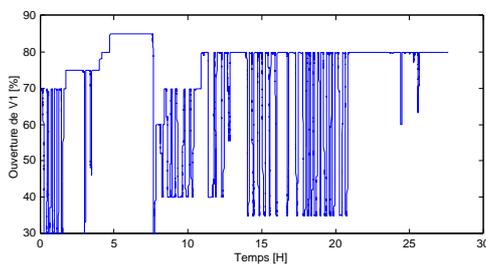


figure 5.3 : ouverture de V1
(15 octobre 1998)

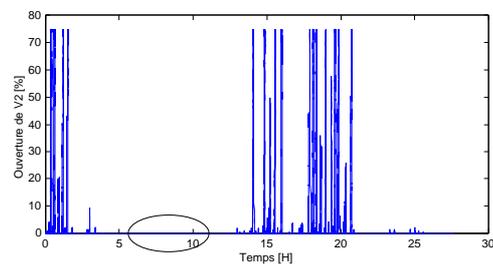


figure 5.4 : ouverture de V2
(15 octobre 1998)

L'analyse pendant environ 4 heures de fonctionnement ce même jour confirme que le dispositif ne tire pas avantage du caractère proportionnel des vannes V1 et V2 (figures 5.6 et 5.7). L'ouverture de V1 varie entre 2 états : un seuil minimum et un seuil maximum.

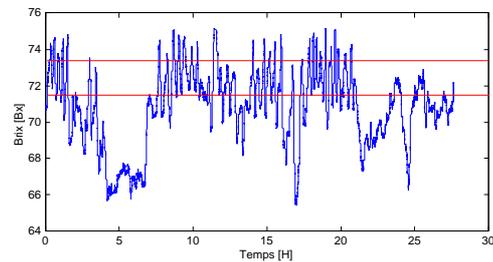


figure 5.5 : Bx_j^5 , le Brix en sortie de *EV05*
(15 octobre 1998)

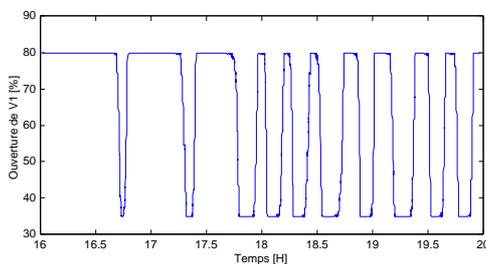


figure 5.6 : ouverture de V1

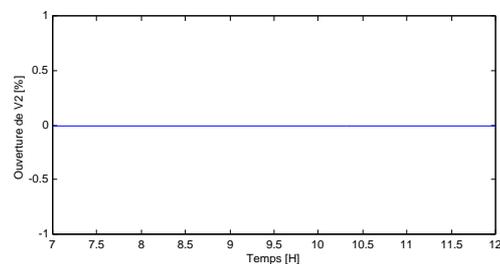


figure 5.7 : ouverture de V2

Au contraire, V2 reste fermée pendant plusieurs heures de fonctionnement (figure 5.7, figure 5.4 zone entourée). Pourtant Bx_j^5 dépasse fréquemment C_{Bx}^2 pendant cet intervalle de temps, ce qui devrait activer l'ouverture de la vanne pour assurer la dilution du jus (figures 5.5, 5.7 et 5.9).

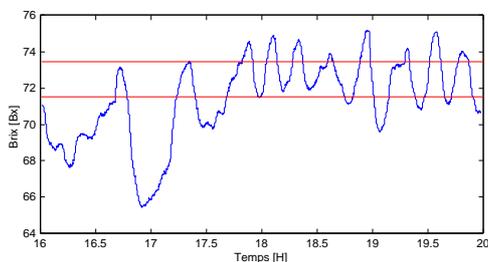


figure 5.8 : variations de Bx_j^5

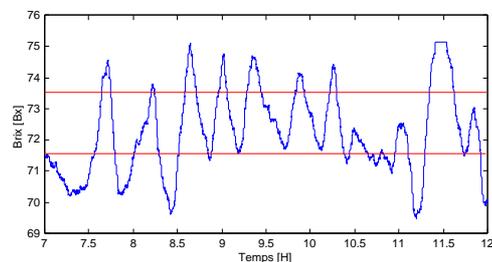


figure 5.9 : variations de Bx_j^5

Agrandissements des figures 5.3, 5.4 et 5.5 sur une zone correspondant à 4 ou 5 heures de fonctionnement le 15 octobre 1998

L'examen des enregistrements du 28 octobre 1998 confirme que la concentration de sortie ne présente pas un comportement stable (figure 5.10). Son maintien au-dessus de 70 °Bx (72.6 °Bx en moyenne) est réalisé au prix d'une ouverture intermittente des vannes proportionnelles.

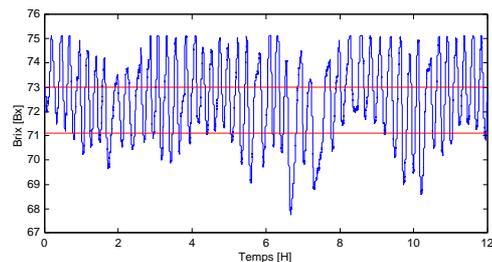


figure 5.10 : Bx_j^5 , le Brix en sortie de EV05

Sur les figures 5.11 et 5.12, le comportement de ces vannes relève plus d'un fonctionnement en tout ou rien entre 2 seuils limiteurs (30 et 70 % pour V1, 0 et 75 % pour V2).

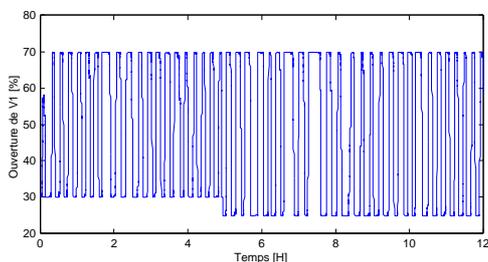


figure 5.11 : ouverture de V1 (28 octobre 1998)

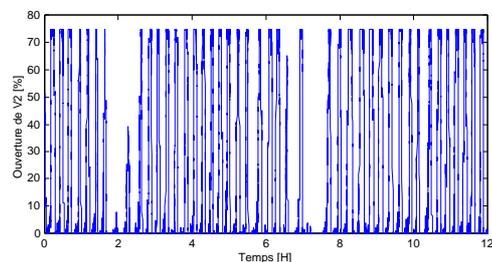


figure 5.12 : ouverture de V2 (28 octobre 1998)

Remarque : ce comportement de type tout ou rien de V1 et V2 — avec des états intermédiaires peu significatifs — est observé sur un grand nombre de mesures enregistrées au cours de la campagne 98 (annexes 3).

Ces observations illustrent les limites du réglage des boucles de régulation *P.I.D.* de la pression de chauffe et du débit de dilution :

- le temps de réponse élevé du procédé impose un gain élevé au niveau du facteur proportionnel K_p pour les 2 boucles de régulation ;
- le gain K_p élevé entraîne des actions de corrections brutales, à l'origine du fonctionnement de V1 et V2 examiné plus haut et des oscillations du Brix autour de la zone de consigne ;
- les facteurs des actions intégrale (K_i) et dérivée (K_d) ne parviennent pas à corriger les oscillations autour de la consigne (engendrées par les corrections brutales — K_p élevé) pour assurer un maintien stable de la concentration du sirop.

Autant de limites confirment l'intérêt de la recherche de solutions alternatives qui permettent de calculer des actions de régulation souples à partir du comportement anticipé du système. A titre de comparaison, on peut se référer aux résultats de la commande prédictive développée par Zamarreño et Vega (Zamarreño et Vega 1996).

5.1.3 Proposition d'un schéma de commande avancée

A la lumière des résultats théoriques du *chapitre 2* (propriété de prédiction des *R.N.* bouclés) et des résultats d'identification du procédé d'évaporation présentés dans le *chapitre 3*, nous proposons le développement d'un schéma de commande prédictive mono variable basée sur un modèle à réseau de neurones.

5.2 La commande prédictive du procédé d'évaporation de Bois Rouge

Dans cette dernière partie, nous travaillons en simulation à partir des données expérimentales enregistrées pendant la campagne 98. Le modèle prédictant doit calculer le Brix du sirop en sortie du cinquième effet sur l'horizon de prédiction, afin d'anticiper le comportement du procédé et de calculer la variable de commande qui permet de reproduire ce comportement.

5.2.1 *Modèle prédictant*

A partir des modèles identifiés dans le *chapitre 3*, deux approches sont envisageables en ce qui concerne le choix du modèle interne :

- un modèle du dernier effet $EVO5$;
- un modèle du multiple-effets introduisant des variables d'entrée-sortie de $EVO1$ et de $EVO5$ et des variables intermédiaires $(V^{e/s})^2$ i 4.

5.2.2 *Variables manipulables et variables manipulées*

Les boucles de régulation *P.I.D.* s'appliquent sur des vannes proportionnelles dont l'ouverture est ajustée pour réguler l'apport de vapeur de chauffe (V1) et le débit de jus clair (V2). Dans la perspective de valider un schéma de commande prédictive mono variable à partir de simulations sur des données expérimentales enregistrées à Bois Rouge, il s'avère essentiel de développer une approche qui permet de considérer les variables manipulées par les boucles de régulation *P.I.D.* comme des éléments de comparaison. L'état de V1 se révèle être une variable déterminante : l'ouverture de la vanne influence à la fois la pression et le débit de la vapeur. Or comme nous l'avons vu plus haut (figures 5.11 et 5.12 notamment) le caractère fortement perturbé des actions de régulation est à l'origine d'un fonctionnement par à coups de V1. Dans ces conditions, l'identification d'un modèle du procédé à partir de l'observation de V1 présente peu d'intérêt. En revanche, nous avons identifié des modèles suffisamment précis de $EVO5$ (ou du multiple-effets) à partir des variables thermodynamiques qui caractérisent les *T.M.C.* pour envisager le développement d'un schéma de commande basé sur ces modèles.

Par conséquent, il convient de choisir *une* variable à manipuler pertinente parmi les variables thermodynamiques mesurées manipulables.

5.2.3 *Détermination d'une variable de commande pertinente*

Parmi les variables mesurées qui caractérisent les *T.M.C.*, les variables manipulables sont le débit de jus clair utilisé pour la dilution, la pression P_{vc}^5 et le débit D_{vc}^5 de la vapeur de chauffe. Dans le cadre d'une commande prédictive qui permet une régulation par anticipation, l'ajustement de l'apport d'énergie doit suffire à maintenir constant le Brix du sirop sans nécessiter la dilution du jus à l'entrée du dernier corps d'évaporation. Dans ce cas, le schéma de commande repose sur les variables qui caractérisent l'apport d'énergie : P_{vc}^5 ou D_{vc}^5 . Afin de déterminer laquelle de ces variables s'avère prépondérante dans l'opération de concentration du jus, il convient d'analyser l'influence des nombreux paramètres qui

interviennent dans le phénomène d'ébullition et d'exhiber ceux qui sont déterminants. A cet effet, nous avons entrepris une étude de sensibilité qui peut se ramener à l'analyse des paramètres qui influencent les conditions nécessaires à l'ébullition du jus, ce qui peut encore se traduire par l'analyse de la sensibilité de la température de la paroi à l'intérieur des tubes à ces paramètres. Plus précisément, les conditions de l'ébullition sont vérifiées si la température de la paroi côté jus ($T_{p, j}$) est suffisante pour que s'opère le transfert de chaleur par convection entre la paroi et le jus.

La description de l'échange d'énergie entre la vapeur et le jus fait intervenir 3 modes de transfert modélisés par les coefficients d'échange k_1 , k_2 et k_3 (cf. *annexes 1, A 1.2*). Ainsi $T_{p, j}$ est déterminée par la relation :

$$T_{p, j} = T_{sat} - \frac{1}{k_{1/2} S_{éch}}$$

où le coefficient équivalent est $k_{1/2} = \frac{1}{\frac{1}{k_1} + \frac{1}{k_2}}$

L'analyse des fonctions de sensibilité de $T_{p, j}$ par rapport aux variables relatives à la vapeur de chauffe renseigne sur l'influence de ces variables sur les conditions d'ébullition. Afin de valider notre démarche en accord avec le schéma installé à Bois Rouge, nous avons calculé les fonctions de sensibilités pour *EVO5* : S1 et S2 définissent respectivement la sensibilité de $T_{p, j}$ par rapport à P_{vc}^5 et la sensibilité de $T_{p, j}$ par rapport D_{vc}^5 . Ces fonctions sont calculées pour le point moyen :

$$P_{vc}^5 = 0.5 \text{ bar}$$

$$D_{vc}^5 = 60 \text{ m}^3\text{h}^{-1}$$

qui vérifie : $T_{vc}^5 = T = 82.33^\circ\text{C}$
 $T_{p, j} = 77.78^\circ\text{C}$

Comme l'illustre la figure 5.13, $T_{p, j}$ s'avère nettement plus sensible à P_{vc}^5 sur tout le domaine de fonctionnement qui correspond au cinquième corps d'évaporation.

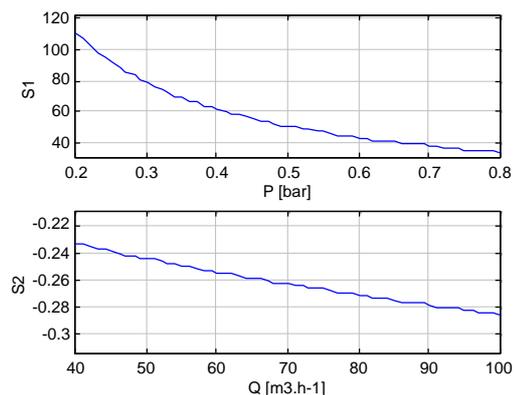


figure 5.13 : sensibilités S1 et S2

La pression de la vapeur de chauffe, autrement dit la qualité de cette vapeur, est déterminante dans la qualité du transfert thermique.

Du reste c'est bien l'écart entre la température du fluide caloporteur et celle du fluide chauffé qui détermine l'efficacité du transfert énergétique dans un échangeur de chaleur à contre-courant (Sacadura 1993). Nous choisissons la pression de vapeur de chauffe P_{vc}^5 comme variable manipulée.

5.2.4 Calcul de la commande

La variable de commande est ajustée en fonction de sa contribution à l'erreur calculée en comparant le Brix prédit sur l'horizon glissant à la référence \mathbf{y}_R qui décrit une trajectoire d'ordre 1 (cf. éq. (4.2-a) du chapitre 4). L'ajustement s'opère suivant les méthodes d'optimisation présentées au chapitre 2.

La démarche de calcul du vecteur de commande optimal suit les 4 étapes énoncées dans le chapitre 4. A chaque itération k :

- $\hat{\mathbf{y}}(k)$ est la somme de la sortie prédite par le *R.N.* sur l'horizon de prédiction H_p et de l'erreur de prédiction considérée constante sur H_p (Richalet 1993) :

$$\mathbf{ep}(k+i/k) = \mathbf{ep}(k/k) = \mathbf{y}_{pro}(k) - \mathbf{y}_{mod}(k/k) \text{ pour } 1 \leq i \leq H_p$$
- le critère d'erreur est calculé en fonction de l'écart entre $\hat{\mathbf{y}}(k+i/k)$ et $\mathbf{y}_R(k+i)$ sur l'horizon de prédiction H_p et de la variation de la variable de commande sur l'horizon de commande H_c ;
- le vecteur de commande est obtenu par la minimisation de ce critère $\mathbf{V}(\mathbf{u})$ à partir de l'algorithme de Levenberg-Marquardt ;
- la variable de commande est appliquée au modèle.

5.2.5 Application de la commande

Nous avons entrepris de tester l'algorithme de commande prédictive en simulation à partir des données expérimentales enregistrées sur le procédé réel. Dans ces conditions, la variable de commande calculée par l'algorithme d'optimisation est appliquée seulement au modèle interne et non au procédé, de sorte que l'état de ce dernier n'est pas modifié à chaque pas d'échantillonnage (il dépend des conditions d'entrée et des variables manipulées in situ).

Ainsi la meilleure façon de valider l'algorithme en simulation consiste à calculer la variable de commande qui permet d'obtenir en sortie du modèle un Brix aussi proche que possible de la trajectoire de référence, laquelle est déterminée à partir du profil dynamique de

consigne que constitue la mesure de Bx_j^s (simulation d'asservissement), et de comparer cette commande à la mesure correspondante.

Les étapes de l'optimisation de la commande se décomposent suivant la séquence décrite par l'organigramme à la figure 5.14.

5.3 Simulation de la commande prédictive à partir des données expérimentales du quintuple-effets de la sucrerie de Bois Rouge

L'observation des résultats de simulation au *chapitre 3* révèle que le modèle du dernier effet est plus performant que celui du procédé en multiple-effets : c'est sur la base du modèle de *EVO5* que nous avons développé le schéma de commande prédictive.

5.3.1 Structure du modèle et paramètres de la commande

En accord avec ce qui précède, la topologie de base introduit les variables suivantes :

- 7 variables d'entrée : Bx_j^e , D_j^e , T_j^e , D_j^s et T_j^s pour le réseau de jus et P_{vc}^5 et D_{vc}^5 pour le réseau de fluide caloporteur ;
- et une variable régulée : le Brix du sirop en sortie de *EVO5* Bx_j^s .

Nous retrouvons une topologie similaire à celle que nous avons introduite au paragraphe 3.5.1. du *chapitre 3* avec $U = P_{vc}^5$ et $V = [Bx_j^e, D_j^e, T_j^e, D_j^s, T_j^s, D_{vc}^5]$.

La validation du schéma de commande repose à la fois sur la comparaison de la pression prédite \hat{P}_{vc}^5 à la mesure P_{vc}^5 et sur la comparaison du Brix calculé par le modèle prédictant (qui admet \hat{P}_{vc}^5 en entrée) \hat{Bx}_j^s au Brix mesuré Bx_j^s .

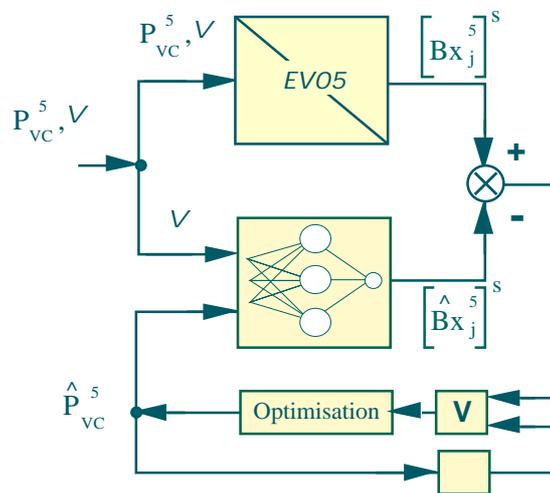


figure 5.15 : schéma de principe de validation de la C.P.M.I. de *EVO5*

L'optimisation du critère $V(U)$ se fait sur 6 itérations au maximum. Les paramètres de réglage sont déterminés par une méthode de type essai-erreur et à partir des critères de Clarke :

- $H_1 = 1$, $H_p = 20$ et $H_c = 3$;
- $H_1 = 1$, $H_p = 20$ et $H_c = 3$;
- $\alpha = 1$, $\beta = 3$;
- $\rho_R = 0.6$.

5.3.2 Résultats de simulation

Des tests en simulation sur les données du 19 octobre 1998 donnent des résultats très satisfaisants : l' EOM sur le Brix de sirop vaut 3.31, l'erreur absolue est de l'ordre de 1 °Brix (0.5 °Brix en moyenne) et l'erreur relative est inférieure à 2 % (figure 5.16).

Les résultats de simulation du modèle de $EVO5$ sur les données enregistrées le 15 octobre 1998, qui présentent un comportement similaire sur une quinzaine d'heures de fonctionnement, sont tout aussi satisfaisants.

L' EOM sur le Brix du sirop est de 1.64, l'erreur absolue est inférieure à 1 °Brix (0.3 en moyenne), et l'erreur relative est de l'ordre du pour cent (figure 5.17).

En simulation sur 3000 exemples qui représentent un peu plus de 20 heures d'enregistrement le 8 octobre 1998, on observe un EOM de 9.04 sur le Brix du sirop. Malgré une variance de l'ordre de 12 points, l'erreur absolue reste globalement inférieure à 1 °Brix et l'erreur relative est inférieure à 2 % (figure 5.18).

P_{vc}^5 [bar]	Mesure	Estimée
Moyenne	0.55	0.52
Variance	$3.05 \cdot 10^{-3}$	$5.64 \cdot 10^{-3}$
Ecart-type	$5.52 \cdot 10^{-2}$	$7.51 \cdot 10^{-2}$
Bx_i^s [°Brix]	Mesure	Estimée
Moyenne	72.62	72.49
Variance	3.89	6.14
Ecart-type	1.97	2.48

P_{vc}^5 [bar]	Mesure	Estimée
Moyenne	0.50	0.48
Variance	$9.13 \cdot 10^{-4}$	$2.93 \cdot 10^{-3}$
Ecart-type	$3.02 \cdot 10^{-2}$	$5.43 \cdot 10^{-2}$
Bx_i^s [°Brix]	Mesure	Estimée
Moyenne	70.81	70.64
Variance	5.40	6.85
Ecart-type	2.32	2.62

P_{vc}^5 [bar]	Mesure	Estimée
Moyenne	0.47	0.45
Variance	$1.92 \cdot 10^{-3}$	$3.06 \cdot 10^{-3}$
Ecart-type	$4.38 \cdot 10^{-2}$	$5.53 \cdot 10^{-2}$
Bx_j^s [°Brix]	Mesure	Estimée
Moyenne	70.58	70.51
Variance	11.63	12.83
Ecart-type	3.41	3.58

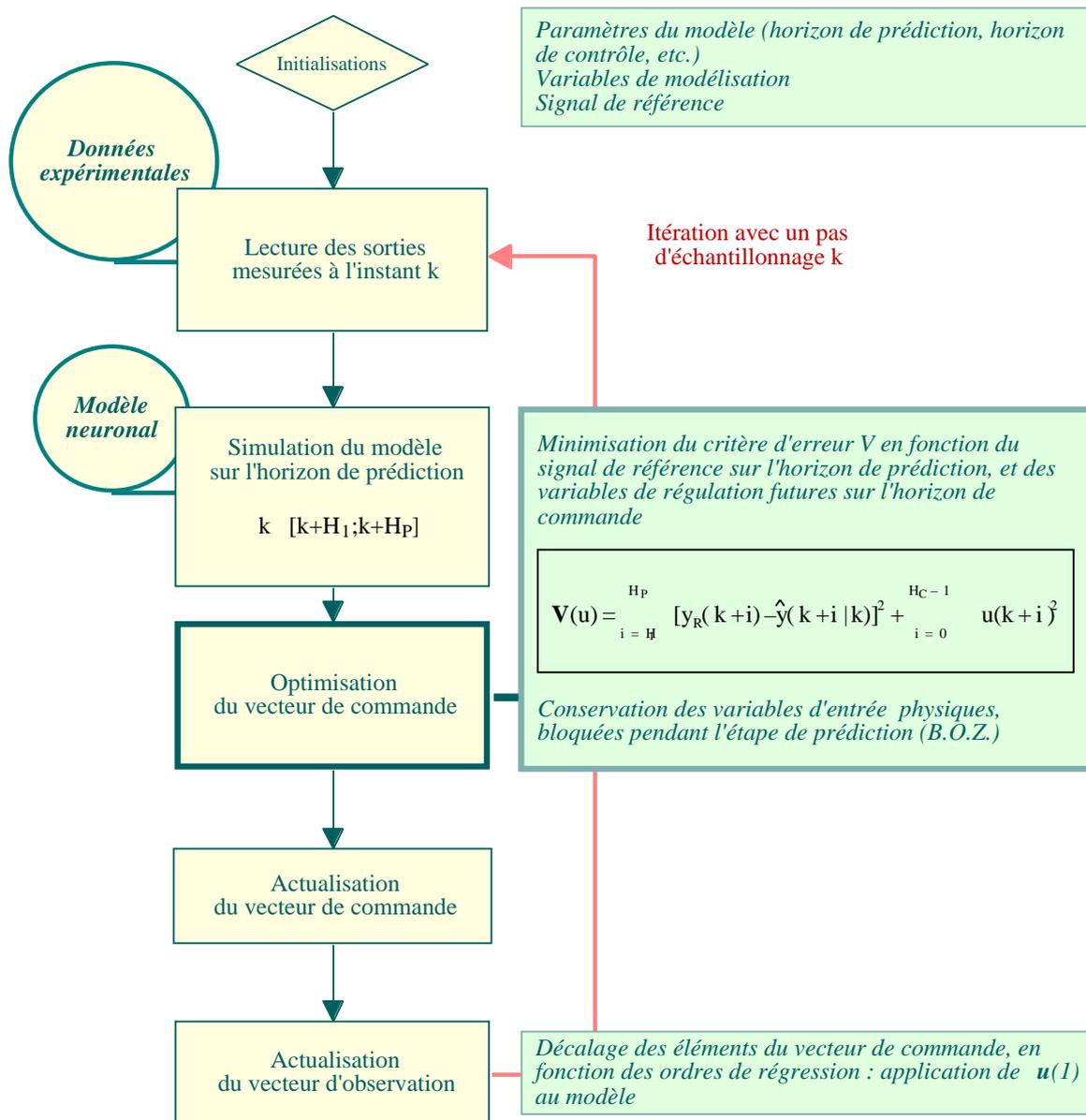


figure 5.14 : organigramme du calcul de U sur l'horizon glissant

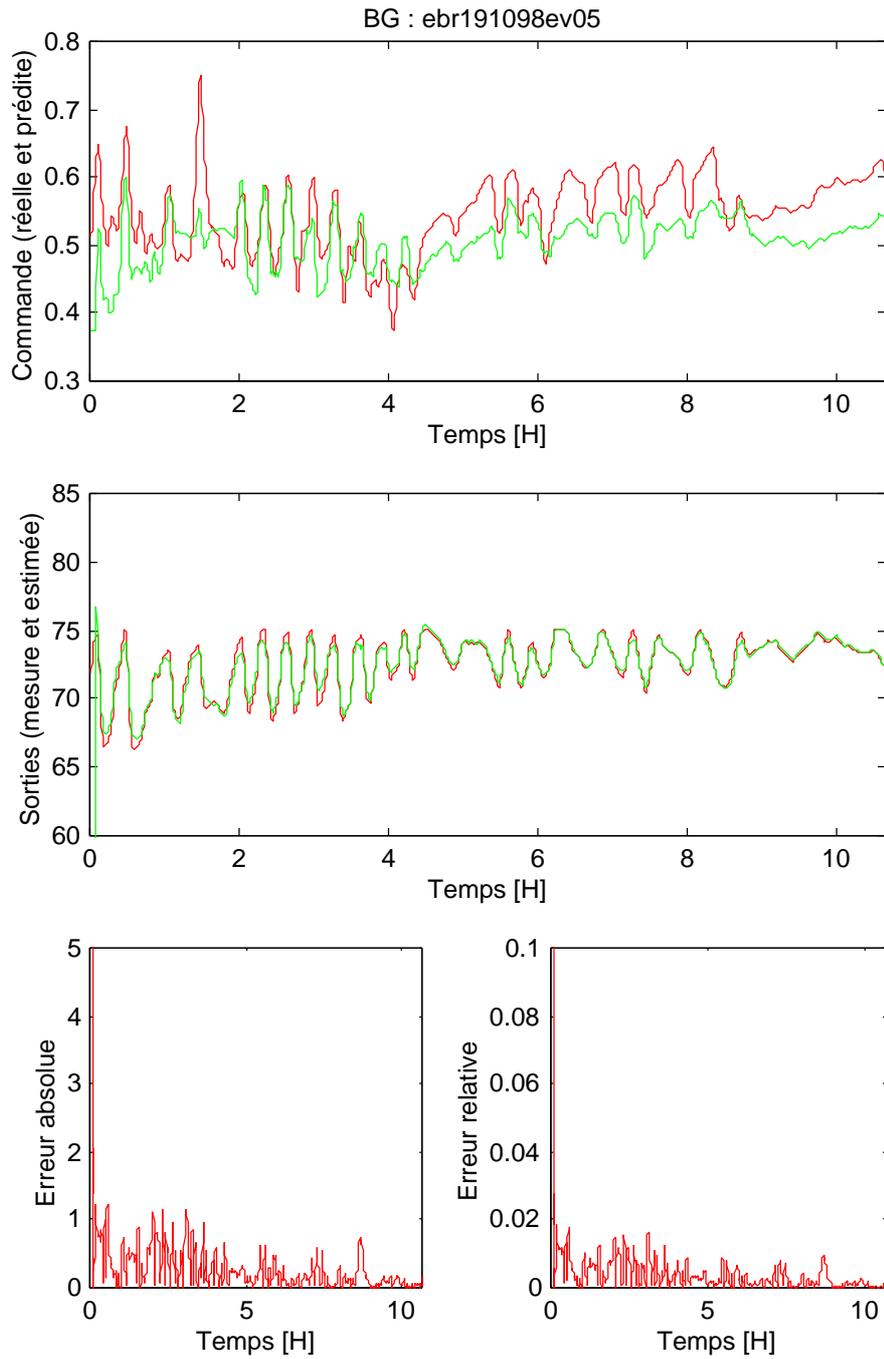


figure 5.16 : mesure (noir) et estimation (gris) de P_{vc}^s (en haut) et de Bx_j^s (au milieu) et les fonctions d'erreur sur Bx_j^s (en bas)

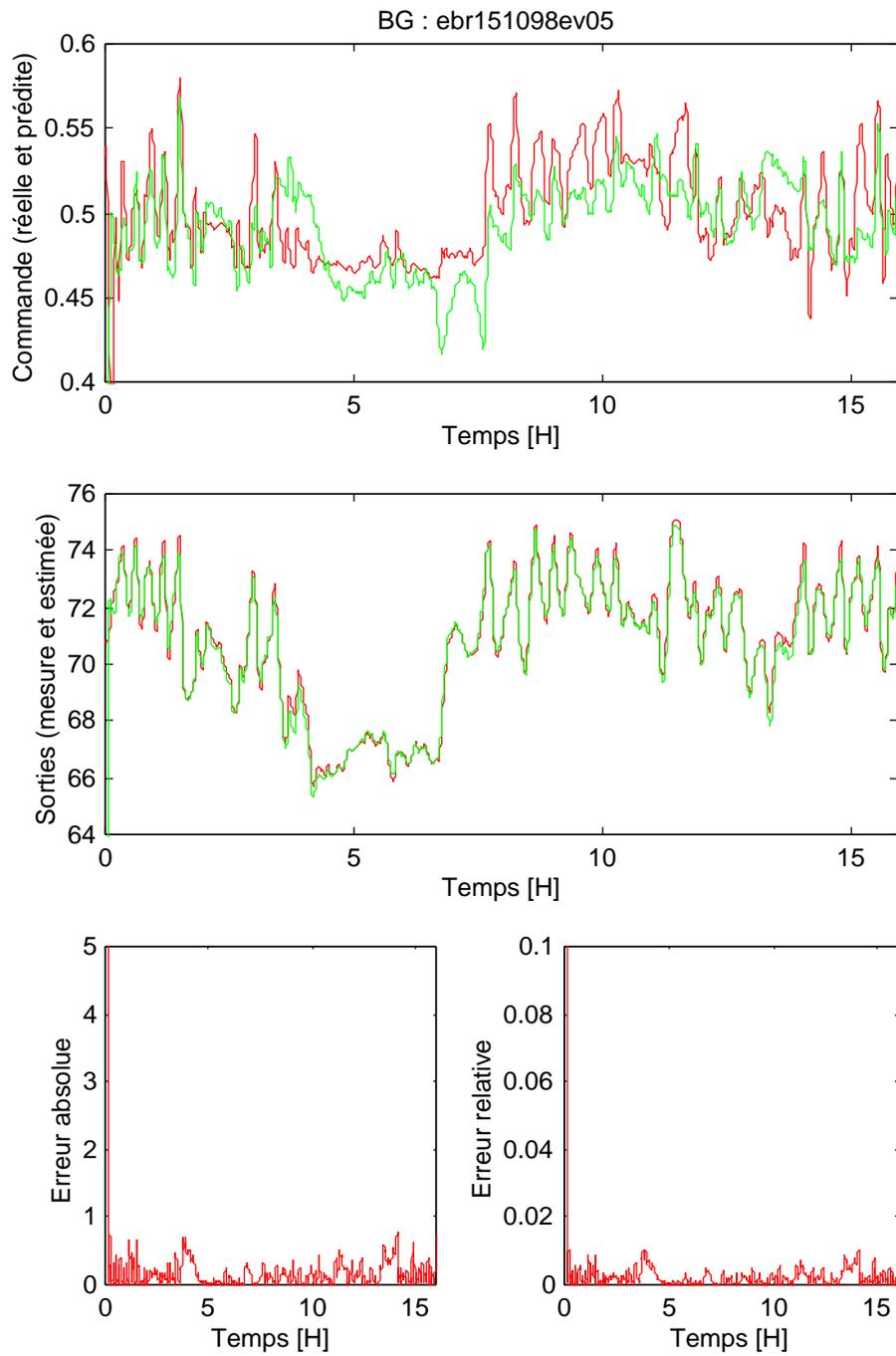


figure 5.17 : mesure (noir) et estimation (gris) de P_{vc}^s (en haut) et de Bx_j^s (au milieu) et les fonctions d'erreur sur Bx_j^s (en bas)

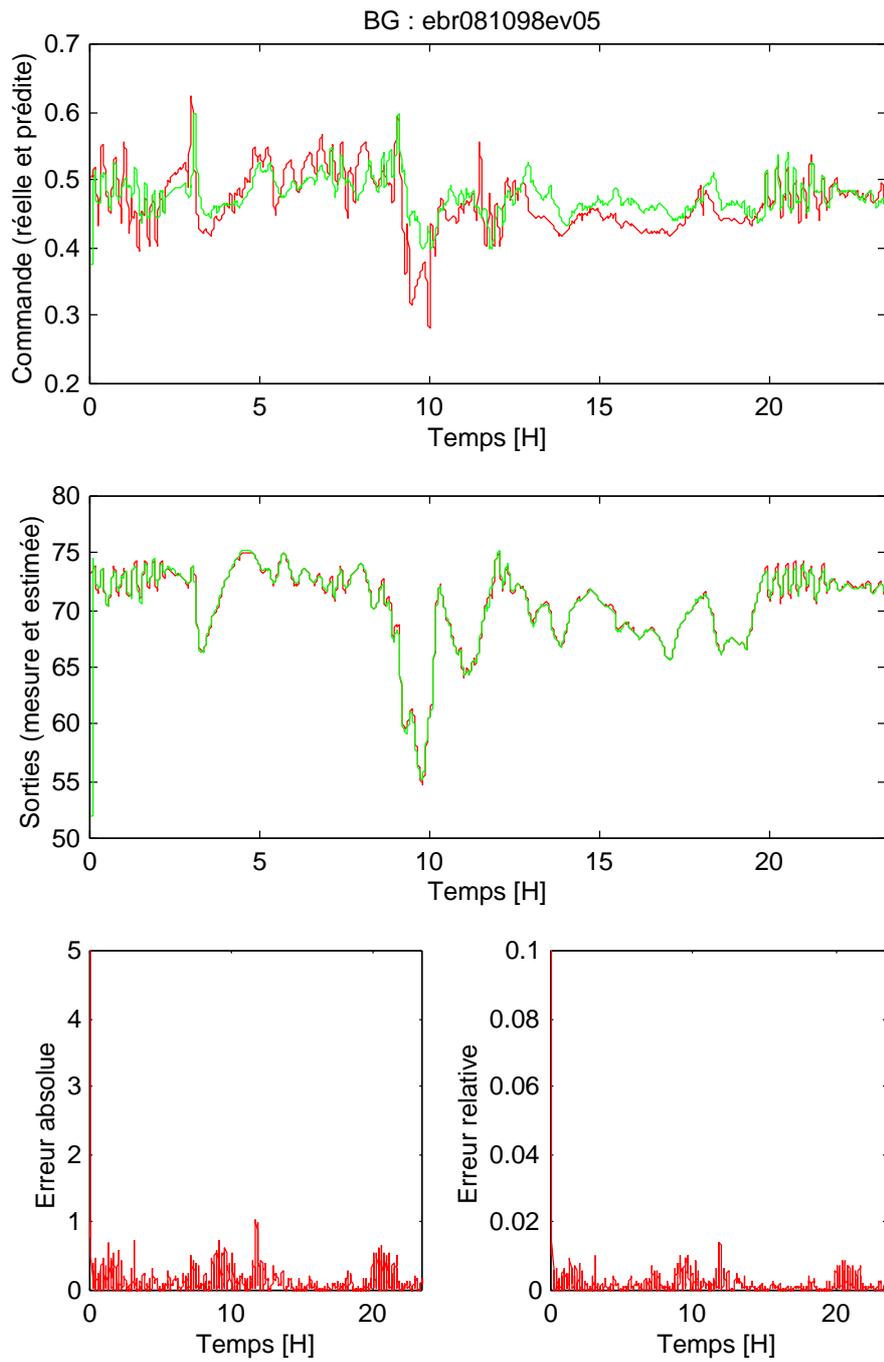


figure 5.18 : mesure (noir) et estimation (gris) de P_{vc}^s (en haut) et de Bx_j^s (au milieu) et les fonctions d'erreur sur Bx_j^s (en bas)

5.4 L'évaluation et les perspectives d'implantation in situ

Notre volonté de valider l'algorithme de commande prédictive hors-ligne nous a conduit à le tester en asservissement, suivant une procédure un peu particulière qui consiste à calculer la pression de la vapeur de chauffe nécessaire pour suivre le profil de consigne dynamique défini par la mesure du Brix du sirop.

Comme l'illustrent les résultats présentés au paragraphe 5.3.2., l'algorithme montre de bonnes capacités d'asservissement sur des données dont nous avons pu observer le comportement fortement dynamique et perturbé, ainsi que l'étendue des variations d'amplitude : l'algorithme de commande calcule une pression proche de la pression manipulée et le Brix prédit (à partir de cette pression calculée) suit parfaitement le profil dynamique.

Néanmoins le développement d'outils de modélisation et de contrôle-commande de procédés industriels nécessite une phase de validation in situ. La première phase de validation de la commande prédictive du quintuple-effets, envisageable dès la campagne 1999, consiste à tester la commande en ligne suivant une approche similaire à la procédure de validation appliquée au paragraphe 5.3. La phase suivante, qui consiste à agir directement sur la vanne de régulation de la pression de la vapeur de chauffe, est plus difficile à mettre en œuvre et devra faire l'objet d'aménagements au niveau de l'instrumentation du dernier effet.

Conclusion

Cette étude, consacrée à l'identification d'un *modèle dynamique* et à la mise en œuvre d'une *commande prédictive du procédé d'évaporation en multiple-effets* en sucrerie de cannes, s'est déroulée en forte interaction avec la sucrerie de Bois Rouge, au rythme des campagnes sucrières entre 1996 et 1998.

A l'issue de notre première campagne en 1996, nous avons défini nos objectifs de modélisation à partir desquels nous avons déterminé les priorités au niveau de l'instrumentation des évaporateurs, pour disposer des mesures expérimentales essentielles à l'identification du procédé. Pendant l'inter campagne qui a suivi, nous avons installé plusieurs capteurs :

- un réfractomètre pour la mesure en ligne des concentrations à tous les étages du multiple-effets ;
- des débitmètres pour mieux préciser les transferts de masse au niveau des deux derniers effets ;
- et des capteurs de pression supplémentaires au niveau des faisceaux de ces mêmes corps d'évaporation.

En parallèle, nous avons développé le programme *I-MEDI* pour l'acquisition des données expérimentales. Les fonctions de ce programme ont beaucoup évolué au fil des campagnes et aujourd'hui, outre sa fonction principale de *serveur de données*, *I-MEDI* assure la fonction d'*interface* entre les procédés industriels et des *applications clientes* développées au laboratoire pour la réalisation de tâches d'acquisition, de supervision ou de commande.

En 1997, à partir des données expérimentales enregistrées au cours de notre première campagne d'acquisition, nous avons entrepris la modélisation du quintuple-effets. Etant donné l'investissement en équipements de mesure trop important pour l'établissement d'un modèle de connaissance et la mise en œuvre d'un schéma de commande associé, nous avons choisi d'identifier des modèles à réseaux de neurones (*R.N.*) du procédé. Entre 1997 et 1998, nous avons progressivement précisé nos objectifs de modélisation et nous avons identifié des modèles directs et des modèles bouclés des 5 effets séparément ainsi que des modèles du

procédé en multiple-effets. Testés en simulation à partir des enregistrements des campagnes 1997 et 1998, ces modèles montrent des performances très satisfaisantes, avec une erreur relative de l'ordre de 5 % en prédiction et des capacités de généralisation qui permettent d'envisager leur implantation en-ligne.

Sur la base des modèles dynamiques du dernier effet, nous avons entrepris la mise en œuvre d'une commande prédictive mono variable à modèle interne (*C.P.M.I.*) dès 1998. Nous souhaitons comparer cette stratégie prédictive au schéma de commande traditionnel installé à Bois Rouge. La première étape de la validation de cette commande prédictive à partir des enregistrements de la dernière campagne d'acquisition s'est révélée très encourageante et nous envisageons des tests en-ligne dans les meilleurs délais. Le schéma de commande est clairement défini et la plate-forme *I-MEDI*. est prête pour la communication entre l'application cliente de *C.P.M.I.* développée sous *Matlab* et les *A.P.I.* qui contrôlent les actionneurs. Mais la régulation de la pression de vapeur au moyen d'une vanne proportionnelle ayant montré ses limites, il reste à mener une réflexion sur la technique à adopter pour la manipulation de cette variable.

En conclusion, à la lumière des résultats obtenus en simulation, les modèles à *R.N.* et la *C.P.M.I.* s'avèrent tout à fait adaptés à l'implantation sur ordinateur d'une stratégie de commande avancée du procédé d'évaporation. Néanmoins la performance du schéma de commande peut encore être améliorée. Les prochaines étapes de développements algorithmiques que nous programmons à court terme concernent :

- la mise en œuvre d'une commande multi variables ;
- la gestion des contraintes sur les variables manipulées ;
- et le renforcement de la robustesse avec le développement de *R.N.* adaptatifs (figure 6.1).

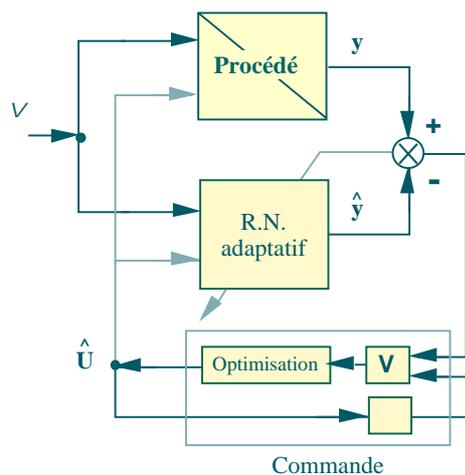


figure 6.1 : schéma de commande à base d'un *R.N.* adaptatif

A moyen terme, la souplesse de l'architecture de l'interface *I-MEDI*. nous permet d'envisager l'implantation de nos schémas de commande dans un environnement temps réel existant — *Matlab d-space* — dont la puissance de calcul ouvre la voie au développement d'applications de contrôle-commande autonomes et robustes.

Bibliographie

- Accorsi, G. et Mantovani, G. (1973) Mesure de densité et d'indices de réfraction dans les systèmes binaires eau-saccharose, eau-glycine, ainsi que dans les systèmes ternaires eau-glycine-saccharose, Actes de la deuxième Conférence Sucrière de Lodz
- Arkun, Y., Holley, J., Canney, W. M. and Morari, M. (1986) Experimental study of internal model control, *Ind. Eng. Chem. Process. Des. Dev.*, 25 (102)
- Badger, W. L. (1946) How long tube evaporators work, *Chem. and Met. Eng.*, 39, pp. 640-645
- Barraud, A. Y. (1986) L'identification : une technique d'un autre type ?, *APII*, 22, pp. 433-454
- Baudot, M., Delannoy, J.-P., Deleurence, A. et Windal, G. (1989) Dialogue entre conduite et contrôle. Systèmes CHEOPS et CLEOPATRE, *Sucrerie Française*, avril 1989, pp. 129-132
- Belhadj, M. et Vandoolaeghe, F. X. (1993) Régulation avancée multivariable d'un évaporateur de sucrerie, *RGE*, 11 (98), pp. 17-21
- Benne, M., Grondin-Pérez, B. et Chabriat, J.-P. (1997) Artificial neural networks applied to the identification of a heat transfer coefficient, In *F.T.E.C. Proceedings*, Yogyakarta, Java, Indonesia, July 21-24 1997
- Benne, M., Lorion, R., Chane-Kuang-Sang, L., Lan-Sun-Luk, J.-D. et Chabriat, J.-P. (1998) I-MEDIA 1.0. An Interface under Multitask Environment for Digital Industrial Applications, *Industrial Engineering Laboratory, University of La Reunion*
- Berk, Z., Decloux, M. et Vasseur, J. (1994) *Evaporation, cours de l'ENSIA*
- Billet, R. (1989) *Evaporation technology : principes, applications, economics, VCH*
- Bishop, C. M. (1994) Neural networks and their applications, *Rev. Sci. Instrum.*, 65 (6), pp. 1803-1832
- Bordet, J. et Pons, M.-N. (1992) Tendances dans le domaine de la conduite des procédés continus et discontinus, In *Stork, A. and Grevillot, G., Génie des procédés*, Lavoisier, pp. 23-57
- Borne, P., Dauphin-Tanguy, G., Richard, J.-P., Rotella, F. et Zambettakis, I. (1993) *Analyse et régulation des processus industriels*, Editions Technip, Paris

- Boudrant, J., Corrieu, G. et Coulet, P. (1994) Capteurs et mesures en biotechnologie, Lavoisier, Paris
- Boulard, H. (1992) Reconnaissance automatique de la parole : modèles stochastiques et/ou modèles connexionnistes, In 19^{es} J.E.P. Proceedings, Bruxelles
- Bricard, A. et Tadrist, L. (1996) Initiation aux échangeurs thermiques à contact direct, Lavoisier
- Bubnik, Z. et Kadlec, P. (1995) La solubilité du saccharose, In Mathlouthi, M. et Reiser, P., Le saccharose. Propriétés et applications, Polytechnica, Paris
- Cadet, C. (1997) Modélisation et étude d'une commande automatique d'un procédé industriel d'évaporation en sucrerie de cannes, Thèse de Doctorat, Université Claude Bernard, Lyon
- Chabriat, J.-P. (1993) Analyse énergétique de procédés industriels en sucrerie de cannes, Thèse de Doctorat, Université Claude Bernard, Lyon
- Chen, J. C. P. (1985) Cane sugar handbook, John Wiley & sons, New-York
- Chen, S. and Billings, S. A. (1989) Representation of non-linear systems : the NARMAX model, Int. J. of Control, 49, pp. 1013-1032
- Chitra, S. P. (1993) Use neural networks for problem solving, Chemical Engineering Progress, April 1993
- Clarke, D. W. (1988) Application of generalized predictive control of industrial processes, IEEE Control system magazine, 8(2), pp. 49-55
- Clarke, D. W. (1990) Generalized predictive control and its applications, In CIM Europe Workshop on Computer Integrated Design of Control Industrial Systems Proceedings, Paris
- Clarke, M. A. (1995) Valeur technologique du saccharose dans les produits alimentaires, In Mathlouthi, M. et Reiser, P., Le saccharose. Propriétés et applications, Polytechnica, Paris, pp. 236-262
- Corrieu, J.-P. (1993) Commande des procédés, Lavoisier, Paris
- Coulson, J. M. and Richardson, J. F. (1987) Evaporation, Pergamon Press
- Crevits, P. (1990) Gestion des stations d'évaporation, Sucrierie Française, 141, pp. 17-20
- Crowe, E. R. and Costas, A. V. (1995) Artificial intelligence : starting to realize its practical promise, Chemical engineering progress, January 1995
- Daclin, M. (1989) Automatisation d'une évaporation multiple-effets en sucrerie. Synthèse et méthodologie, Industries Alimentaires et Agricoles, juillet-août 1989, pp. 595-607
- Defaye, G. (1979) Identification dynamique et commande de processus industriels. Application à des colonnes de distillation, Thèse de Doctorat, Université de Bordeaux I, Bordeaux

- Defaye, G., Caralp, L. and Jouve, P. (1983) A simple deterministic predictive control algorithm and its application to an industrial chemical process : a distillation column, Chem. Eng. J., 27, pp. 161-166
- Du Genestoux, P., Claus, R. et Mériot, A. (1995) Evolution de la demande industrielle de sucre dans le monde sur la période 1960-1995, Etudes et Recherches Sucrères (ERSUC) - Paris
- Economou, C. G. and Morari, M. (1986) Internal model control. 2. Extension to non-linear systems, Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev., 25, pp. 403-411
- Faure, P. et Robin, M. (1984) Eléments d'automatique, Dunod, Paris
- Feidt, M. (1987) Thermodynamique et optimisation des procédés, Lavoisier, Paris
- Févotte, J. (1997) Contrôle de procédés, In Lieto, J., Le génie chimique à l'usage des chimistes, Lavoisier, Paris, pp. 393-449
- Garcia, C. E. and Morari, M. (1982) Internal model control. 1. A unifying review and some results, Ind. Eng. Chem. Process Des. Dev., 21, pp. 308-323
- Giorgi, J.-C., Portales, B. et Crevits, P. (1988) La régulation I.R.I.S. de la station d'évaporation. Résultats expérimentaux, Sucrerie Française, Avril 1988, pp. 97-101
- Goldberg, D. E. (1991) Genetic algorithms in search optimization and machine learning, Addison-Wesley
- Grondin-Perez, B. (1994) Les réseaux de neurones pour la modélisation et la conduite des réacteurs chimiques : simulations et expérimentations, Thèse de Doctorat, Université de Bordeaux I, Bordeaux
- He, X. and Asada, H. (1993) A new method for identifying orders of input-output models for non-linear dynamic systems, In American Control Conf. Proceedings, San Francisco, California
- Hewitt, G. F. (1990) Hemisphere handbook of heat exchanger design, Hemisphere publishing corporation, New-York
- Hornik, K. (1989) Multilayer feedforward networks are universal approximators, Neural networks, 2, pp. 359-366
- Hrycej, T. (1997) Neurocontrol, J. Wiley & sons, New-York
- Hugot, E. (1987) La sucrerie de cannes, Lavoisier, Paris
- Jodouin, J.-F. (1994) Les réseaux de neurones. Principes et définitions, Hermès, Paris
- Kadlec, P., Bretschneider, R. et Dandar, A. (1981) La mesure et le calcul des propriétés physico-chimiques des solutions sucrées, La sucrerie belge, 100, pp. 45-53
- Kern, D. Q. (1965) Process heat transfer, McGraw-Hill international editions, Singapore
- Labarrere, M., Krief, J.-P. et Gimonet, B. (1988) Le filtrage et ses applications, Cepadue's-Editions, Toulouse

- Landau, I. D. (1993) Identification et commande des systèmes, Hermès, Paris
- Landau, I. D. (1998) Identification des systèmes, Hermès, Paris
- Le Cun, Y., Denker, S. and Solla, S. A. (1990) Optimal brain damage, In Advances in neural information processing systems Proceedings, Denver, 1989
- Lebert, A., Rousset, F., Duquenoy, A. et Bonnenfant, P. (1980) Simulation sur ordinateur d'un évaporateur de sucrerie à multiple-effets, Industries alimentaires et agricoles, pp. 691-698
- Lescure, J.-P. (1995) L'analyse des solutions sucrées, In Mathlouthi, M. and Reiser, P., Le saccharose. Propriétés et applications, Polytechnica, Paris
- Levenberg, K. (1944) A method for the resolution of certain non-linear problems in least-squares, Quart. Appl. Math., II (2), pp. 164-168
- Ljung, L. (1987) System identification. Theory for the user, Prentice-Hall, Englewood Cliffs
- Longchamp, R. (1995) Commande numérique de systèmes dynamiques, Presses polytechniques et universitaires romandes, Lausanne
- Lucas, T. (1995) Les réseaux de neurones à l'heure de la maturité, L'usine nouvelle, 2518 (octobre 95)
- Marcos, S., Roussel-Ragot, P., Personnaz, L., Nerrand, O. et Dreyfus, G. (1993) Réseaux de neurones pour le filtrage non-linéaire adaptatif, Traitement du signal, 8(6), pp. 409-421
- Marquardt, D. W. (1963) An algorithm for least-squares estimation of non-linear parameters, J. Soc. Indust. Appl. Math., 11(No 2, June), pp. 431-441
- McCulloch, W. and Pitts, W. (1943) A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, Bulletin of mathematical biophysics, 7, pp. 115-133
- Mills, P. M., Zomaya, A. Y. and Tadé, M. O. (1994) Adaptive model-based control using neural networks, Int. J. Control, 60 (6), pp. 1163-1192
- Minton, P. E. (1986) Handbook of evaporation technology, Noyes Publication, New-Jersey
- Mira, C. (1990) Systèmes asservis non-linéaires, Hermès, Paris
- Naslin, P. (1991) Les trois masques de la connaissance, SIRPE
- Norgaard, M. (1995) Neural networks based system identification toolbox, Technical University of Denmark
- Pedersen, M. W., Hansen, L. K. and Larsen, J. (1995) Pruning with generalization based weight saliencies, In Proceedings of the Neural Information Processing Systems 8 Proceedings
- Psichogios D. C., Ungar, L. H. (1991) Direct and indirect model based control using artificial neural networks, Ind. Eng. Chem. Res., 30, 12, pp. 2564-2573
- Ragage, H. (1998) Le contrôle avancé dans les unités de production, Revue de l'électricité et de l'électronique, 1 (janvier 1998), pp. 30-31

- Reiser, P., Birch, G. G. et Mathlouthy, M. (1995) Propriétés physiques, In Mathlouthi, M. et Reiser, P., Le saccharose. Propriétés et applications, Polytechnica, Paris, pp. 197-235
- Renders, J.-M. (1994) Algorithmes génétiques et réseaux de neurones, Hermès, Paris
- Rhinehart, R. R. (1995) Model-based control. Instrument engineers handbook, In Liptak, B., Chilton Press., pp. 66-69 (section 61.10)
- Rhinehart, R. R. and Riggs, J. B. (1990) Process control through non-linear modeling, Control, 3 (7) (86)
- Richalet, J. (1993) Pratique de la commande prédictive, Hermès, Paris
- Rivals, I., Personnaz, P. et Dreyfus, G. (1995) Modélisation, classification et commande par réseaux de neurones. Principes fondamentaux, méthodologie de conception et illustrations industrielles, Récents progrès en génie des procédés, 9, pp. 1-37
- Russel, N. T. and Bakker, H. H. C. (1997) Modular modelling of an evaporator for long-range prediction, Artificial Intelligence in Engineering, 11, pp. 347-355
- Sacadura, J.-F. (1993) Initiation aux transferts thermiques, Lavoisier, Paris
- Siegmund, B. (1997) Ouverture du quatrième congrès de l'ARTAS, Actes du quatrième congrès de l'ARTAS, Saint-Denis de La Réunion, France
- Suykens, J. A. K., Vandewalle, J. P. L. and De Moor, B. L. R. (1996) Artificial neural networks for modelling and control of non-linear systems, Kluwer Academic Publisher, Boston
- Thome, J. R. (1990) Enhanced boiling heat transfer, Hemisphere publishing corporation, New-York
- Urbani, D., Roussel-Ragot, P., Personnaz, L. and Dreyfus, G. (1994) The selection of Neural models of non-linear dynamical systems by statistical tests, In Neural networks for signal processing IV, IEEE, , pp. 229-237
- van Hengel, A. (1990) Diffusion as steam saver, Zuckerind., 115 (7), pp. 551-554
- Vidil, R., Grillot, J.-M., Marvillet, C., Mercier, P. et Ratel, G. (1990) Les échangeurs à plaques : description et éléments de dimensionnement, Lavoisier
- Vilain, J. (1998) La dualité des approches numérique et symbolique en contrôle avancé, Revue de l'électricité et de l'électronique, 1, janvier 1998, pp. 37-38
- Villiermaux, J. (1992) Une science-clé pour l'ingénieur, In Stork, A. and Grevillot, G., Génie des procédés, Lavoisier, pp. 1-21
- Walter, E. et Pronzato, L. (1993) In Fossard, A. J. et Normand-Cyrot, D., Systèmes non-linéaires. Tome 1, Modélisation, estimation, Masson, Paris
- Walter, E. et Pronzato, L. (1994) Identification de modèles paramétriques, Lavoisier, Paris
- Windal, G., Portales, B. et Crevits, P. (1989) Performance industrielle de la conduite optimale de la station d'évaporation. Système RAMSES, Sucrerie Française, avril 1989, pp. 137-140

Young, B. and Allen, R. M. (1995) Data collection and identification strategy for a climbing film evaporator, *Measurement and control*, 28, pp. 167-172

Zamarreño, J.-M. and Vega, P. (1996) Red Dinámica Recurrente. Modelo de Identificación, In V Congreso Internacional de Nuevas Tecnologías Informáticas de La Habana Proceedings,

Zwingelstein, G. (1984) Panorama des méthodes d'identification, *Le nouvel automatisme*, Octobre 1984

A nnexes 1

Compléments de technologie sucrière

A 1.1. Physicochimie du jus de cannes

Composition du jus de cannes

Le jus de canne est considéré comme un système à trois composants : le saccharose, l'eau, et les non-sucre (toutes les substances présentes dans la matière sèche, à l'exception du saccharose). Plusieurs définitions, exprimées à partir des fractions massiques et des fractions molaires, permettent de préciser cette composition.

Fractions massiques

Le Brix : c'est la concentration en matières sèches dissoutes (saccharose, réducteurs, acides, sels, amidon, etc.) dans le jus de cannes, exprimée en pourcentage de masse. De plus en plus répandue dans l'industrie sucrière, la mesure du Brix réfractométrique d'une solution sucrée, exprimée en °Brix, est obtenue par une lecture de l'indice de réfraction de la solution.

Le pol : c'est la teneur apparente en saccharose d'une solution sucrée exprimée en pourcentage de masse. La mesure du pol s'obtient par la lecture de l'angle de déviation du plan de polarisation de la lumière au travers de la solution en fonction de son pouvoir rotatoire. Le saccharose n'étant pas la seule substance optiquement réactive dans le jus de cannes, la présence de glucose (dextrogyre) et de fructose (lévogyre) est susceptible de fausser légèrement les mesures de pol.

La pureté : théoriquement, la pureté d'un échantillon est le pourcentage de saccharose dans les matières solubles : c'est la pureté réelle. Mais généralement, quand on parle de pureté, sans spécification particulière, on désigne la pureté apparente qui est le pourcentage de pol dans le Brix.

Formulations des fraction massiques

Les fractions massiques des constituants du jus de canne (saccharose, non-sucre, eau) peuvent s'écrire à partir des définitions de concentrations très utilisées en milieu sucrier :

$$x_s = \frac{Bx}{100} \cdot \frac{Pte}{100} \quad x_{ns} = \frac{Bx}{100} \cdot \frac{(100 - Pte)}{100} \quad x_e = \frac{(100 - Bx)}{100} \quad (A1.1)$$

Fractions molaires

Les fractions molaires du jus de canne (X_{mol_s} , X_{mol_e} , $X_{mol_{ns}}$) sont déterminées à partir des masses molaires du saccharose M_s et de l'eau M_e . La masse molaire moyenne des non-sucres M_{ns} est précisée par les travaux de P. Kadlec (Kadlec et al. 1981).

$$N_s = \frac{x_s}{M_s} \quad N_{ns} = \frac{x_{ns}}{M_{ns}} \quad N_e = \frac{x_e}{M_e} \quad (A1.2)$$

La formulation de la fraction molaire probable de la matière sèche X_{ms} de la solution sucrée (A1.3) permet de simplifier les autres calculs (A1.4) :

$$X_{ms} = \frac{5 \cdot Bx - 2 \cdot Pol}{5700 - 52 \cdot Bx - 2 \cdot Pol} \quad (A1.3)$$

$$X_{mol_s} = \frac{N_s}{N_s + N_{ns} + N_e} \quad X_{mol_{ns}} = X_{ms} - X_{mol_s} \quad X_{mol_e} = 1 - X_{ms} \quad (A1.4)$$

En injectant (A1.1) dans (A1.4), avec $Pol = \frac{Bx \cdot Pte}{100}$, il en résulte :

$$X_{mol_e} = 1 - \frac{5 \cdot Bx - 2 \cdot \frac{Bx \cdot Pte}{100}}{5700 - 52 \cdot Bx - 2 \cdot \frac{Bx \cdot Pte}{100}}$$

qui nous conduit à une expression du Brix en fonction de X_{mol_e} et de la pureté :

$$Bx = \frac{5700(1 - X_{mol_e})}{57 - 52 \cdot X_{mol_e} - 2 \cdot \frac{X_{mol_e} \cdot Pte}{100}} \quad (A1.5)$$

Mesure de la concentration par gamma densimètre

Une sonde gamma est constituée de deux éléments : une source laser et le détecteur associé :

- la source émet à travers un élément de volume d'une solution analysée un rayonnement nucléaire (des photons gamma, particules non chargées).
- le détecteur (détecteur à chambre à ionisation) évalue la fraction du rayonnement incident qui caractérise la densité de cette solution.

L'interaction des particules radioactives avec la matière permet leur détection, et la caractérisation du milieu traversé. En traversant la solution, le rayonnement est atténué, de sorte que le détecteur reçoit une fraction du rayonnement proportionnelle à la densité de la solution traversée. L'intérêt majeur des jauges radioactives est de permettre une mesure sans contact sur des produits en mouvement, à travers des parois et des milieux difficiles d'accès.

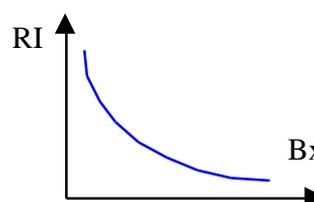


figure A1.1

La plupart des physiciens admettent l'existence de liaisons hydrogènes fortes entre les molécules de saccharose et d'eau en solutions sucrées. Les molécules de saccharose y sont donc hydratées, et l'hydratation décroît lorsque la concentration croît. A partir d'une concentration critique, l'interaction entre les molécules du corps dissout devient tellement importante qu'il se forme des associations, les molécules d'eau agissant comme des ponts. G. Accorsi et G. Mantovani (Accorsi et Mantovani 1973) précisent certains aspects numériques, chiffrés, de cette théorie. Ils ont établi les équations de densité en fonction des molalités, ces équations permettant de calculer les volumes molales apparents des solutés et du solvant. Ils ont établi des relations semblables pour l'indice de réfraction.

D égradation du saccharose

Le jus de cannes est moins thermostable que celui de la betterave. Par conséquent, il est plus vulnérable à la détérioration par la chaleur (perte de saccharose et coloration). A 110 °C, pour une acidité normale (pH = 6,5 à 7,2), la perte de saccharose est estimée à moins de 0,1 % par heure. Elle s'accroît rapidement pour des températures plus élevées. Il existe une température critique à partir de laquelle le sucre se caramélise, provoquant à la fois une perte de saccharose et une coloration qui se retrouvera jusque dans les cristaux de sucre. Deer (Deer, p. 329, in Hugot 1987) préconise une température maximale de 127 °C pour les jus ; Tromp (Tromp, p. 408, in Hugot 1987) indique pour la vapeur de chauffage, une température maximale de 130 °C, soit 125 °C pour le jus.

Des analyses statistiques ont permis d'établir des corrélations entre la quantité des produits de dégradation (acides totaux, acide lactique, matières réductrices, matières colorantes), et les conditions opératoires (durée de chauffage, température, pH, concentration en saccharose). A l'aide de saccharose radioactif, on peut déterminer des corrélations quantitatives entre le saccharose décomposé et les produits de dégradation.

A 1.2. Compléments thermodynamiques

Le procédé d'évaporation en multiple-effets

Fonctionnement nominal

La découverte du procédé d'évaporation (Norbert Rillieux²³, 1830, Louisiane) est sans doute le progrès le plus important de l'histoire de la sucrerie, au moins en termes d'économie d'énergie. En effet, si l'ébullition en marmite à feu nu avait été abandonnée au profit du chauffage avec de la vapeur, Rillieux est le premier à proposer d'utiliser les vapeurs émises par le jus à chaque effet pour chauffer le jus à l'effet suivant. Cependant, de la vapeur à 110 °C (430 g.cm⁻² i.e. 0,422 bar) permet de chauffer et d'évaporer du jus à la pression atmosphérique (température d'ébullition de 100 °C). En aval, la vapeur émise à 100 °C ne permet plus de porter le jus à ébullition. La solution réside à imposer un vide plus important de caisse en caisse, ce qui revient à faire chuter la pression de calandre du premier corps au dernier.

2ème corps	90 °C	(230 mmHg de vide) 0,303 bar	0,697 bar
3ème corps	80 °C	(400 mmHg de vide) 0,526 bar	0,474 bar
4ème corps	70 °C	(520 mmHg de vide) 0,684 bar	0,316 bar

tableau A1.1 : température d'ébullition du jus sous vide

²³ Norbert Rillieux était un américain d'origine française.

Remarque

L'ébullition sous vide présente deux avantages qui compensent les complications de l'installation :

- l'accroissement de l'écart total de température entre vapeur et jus d'une quantité égale à la chute du point d'ébullition du jus entre la pression de la première caisse et celle de la dernière ;
- la poursuite de l'évaporation à des températures d'autant moins dangereuses, du point de vue de l'inversion et de la coloration, que le jus devient plus concentré et plus visqueux.

Plages de températures

Il existe une température critique à partir de laquelle le sucre se caramélise, provoquant à la fois une perte de saccharose et une coloration qui se retrouvera jusque dans les cristaux de sucre. Noël Deer (in Hugot 1987) préconise une température maximale de 127 °C pour les jus, Tromp (Hugot 1987) indique pour la vapeur de chauffage, une température maximale de 130 °C, soit 125 °C pour le jus.

	T [°C]	P [bar]
Effet ordinaire	120	0,981
Kestner	125	1,275
Caisse à descendage	130	1,668

tableau A1.2 : températures du jus en premier effet

La limite inférieure qui borne le champ des températures du jus entre lesquelles fonctionne un multiple effet est la température d'ébullition correspondant au vide régnant dans la dernière caisse. On peut obtenir un vide de 66 à 68 cm (ou 0,868 à 0,895 bar, i.e. une pression de 132 à 105 mbars dans la caisse), soit 52 à 47 °C, mais il y a intérêt à maintenir un vide de 62 à 65 cm (0,815 à 0,855 bar, donc une pression de 185 à 145 mbars, i.e. 58 à 53 °C).

	T [°C]	P [bar]
Ebullition (dernier effet)	55	0,842

tableau A1.3 : température du jus en dernier effet

A l'entrée de la dernière caisse, le Brix du sirop passe de 40 environ à 60 ou 65, soit un Brix moyen de 55. Cela correspond à une élévation d'environ 2 °C du point d'ébullition, à

laquelle il convient d'ajouter l'élévation du point d'ébullition due à la pression hydrostatique. Par conséquent, la limite inférieure de 55 °C dans l'espace-vapeur de la dernière caisse signifie une température moyenne du sirop de 58 ou 60 °C.

Température et pression de la vapeur de chauffe

	T [°C]	P [bar]
Effet ordinaire	125 130	1,275 1,668
Kestner	130 135	1,668 2,060
Caisse à descendage	135 137	2,060 2,256

tableau A1.4 : températures des vapeurs de chauffage correspondantes

Conception d'un multiple-effets

Hauteur de caisse

Afin d'éviter les risques d'entraînement de gouttelettes, projetées par l'ébullition du jus, on préconise pour la calandre supérieure une hauteur de 1,5 à 2 fois la hauteur des tubes (Tromp, in Hugot 1987).

Référence Tromp, ISJ, 1965, p. 210	2,5 fois la hauteur des tubes
Standard Hauteur minimum en Europe	3,5 à 4 m.

tableau A1.5 : hauteurs de caisse caractéristiques

Diamètre de caisse

Le diamètre de la caisse influe également sur les entraînements. D'après les expériences de Loschge (Hausbrand et Hirsh, in Hugot 1987), la surface d'évaporation, i.e. la section horizontale de la caisse, doit être de 1 m² pour 400 m³.h⁻¹ de vapeur produite, si l'on veut avoir des vapeurs sèches. Actuellement, ces règles sont peu respectées. Elles conduiraient à des diamètres prohibitifs.

A analyse des transferts thermiques au sein d'un évaporateur

Le principal transfert d'énergie a lieu lors de la condensation de la vapeur sur la paroi des tubes. Son analyse est directement déduite (par superposition) de l'étude du transfert thermique à travers la paroi d'un tube (figure A1.2).

Dans la partie inférieure des tubes, l'apport de chaleur permet d'augmenter la température du liquide, dont la pression est plus forte sous l'effet de la pression hydrostatique (et le point d'ébullition plus haut), jusqu'à atteindre le point d'ébullition correspondant à la pression locale.

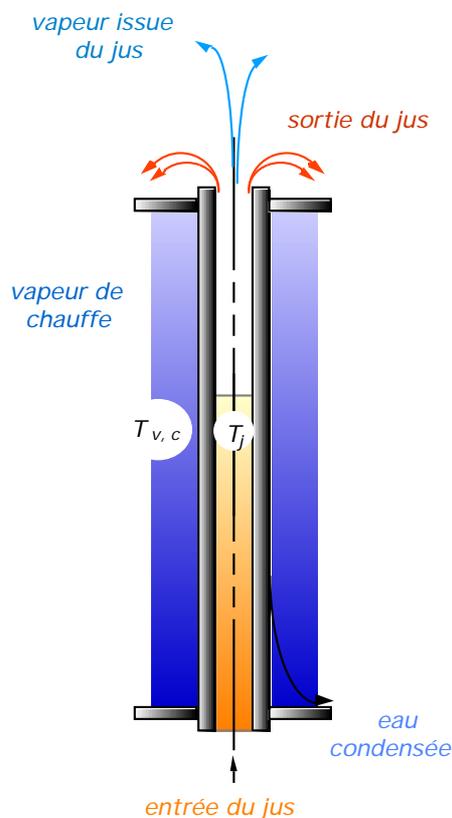


figure A1.2 : modèle du transfert énergétique dans un tube

Outre les phénomènes de convection et de conduction, relatifs à un transfert thermique entre deux fluides séparés par une paroi solide (Sacadura 1993), l'échange global fait intervenir des mécanismes complexes liés aux écoulements diphasiques — ou multiphasiques — (Kern 1965, Thome 1990).

Nous pouvons écrire \dot{Q} , le flux global de puissance d'énergie-chaleur échangée entre les deux réseaux au travers d'une section unitaire du tube. En introduisant un coefficient d'échange local, $k_{\text{éch}}$, s'écrit :

$$\dot{Q} = k_{\text{éch}} (T_{\text{vc}} - T_j) \quad (\text{A1.6})$$

T_{vc} et T_j représentent la température de la vapeur de chauffe et la température du jus. $k_{\text{éch}}$ est le coefficient d'échange global, calculé à partir des coefficients k_1 , k_2 et k_3 qui modélisent le transfert de chaleur entre la vapeur de chauffe et le jus (figure A1.3) :

- k_1 représente le coefficient d'échange convectif entre la vapeur de chauffe et la paroi extérieure des tubes, déduit du modèle de Nusselt :

$$k_1 = 1.387 \frac{g}{D_1} \text{Re}_1^{-\frac{1}{3}} \quad (\text{A1.7})$$

$$\text{avec } \text{Re}_1 = \frac{4 D_1}{n_t d \mu_1}$$

- k_2 est le coefficient d'échange conductif à l'intérieur de cette paroi :

$$k_2 = \frac{\lambda_m}{e_m} \quad (\text{A1.8})$$

où e_m est l'épaisseur du métal de conductivité λ_m qui constitue la paroi (le dépôt d'encrassement de conductivité moyenne λ_d est négligé).

- k_3 , le coefficient d'échange convectif entre la paroi intérieure des tubes et le jus, modélisé par (Benne et al. 1997) :

$$\text{Nu}_j = 0.16 \text{Pr}_j^{-0.22} \text{Re}_j^{0.05} \text{Re}_{\text{v},j}^{0.36} \left(\frac{P_{\text{v},j} D}{\mu_j} \right)^{0.52} \quad (\text{A1.9})$$

$$\text{et } k_3 = \frac{\text{Nu}_j \lambda_j}{D}$$

Le coefficient d'échange global est donné par la relation : $k_{\text{éch}} = \frac{1}{\frac{1}{k_1} + \frac{1}{k_2} + \frac{1}{k_3}}$.

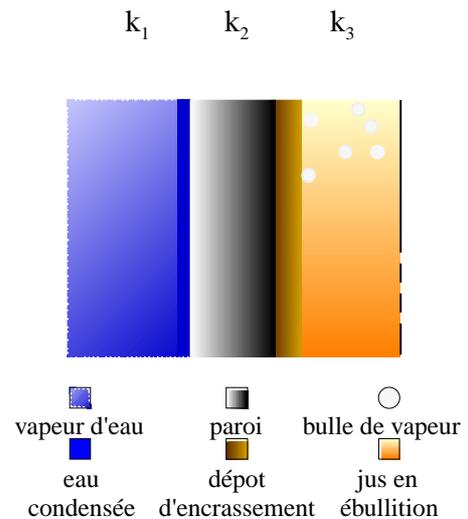


figure A1.3 : description des modes de transfert énergétique

A nnexes 2

Compléments mathématiques

Du modèle d'état discret au modèle paramétrique

Pour un système stationnaire de sortie $y(t)$ linéaire par rapport à l'entrée $u(t)$ la description dans l'espace d'état discret à l'aide de l'état $x(t)$ s'écrit (Walter et Pronzato 1994) :

$$\begin{aligned}x(t+1) &= \mathbf{A}(z)x(t) + \mathbf{B}(z)u(t) \\ y(t) &= \mathbf{C}(z)x(t) + \mathbf{D}(z)u(t)\end{aligned}$$

La transformée en Z de ces équations conduit au système :

$$\begin{aligned}z^{-1}x(z) &= \mathbf{A}(z)x(z) + \mathbf{B}(z)u(z) & x(z)(z\mathbf{I} - \mathbf{A}(z)) &= \mathbf{B}(z)u(z) \\ y(z) &= \mathbf{C}(z)x(z) + \mathbf{D}(z)u(z) & y(z) &= \mathbf{C}(z)x(z) + \mathbf{D}(z)u(z)\end{aligned}$$

ou encore :

$$\begin{aligned}x(z) &= \frac{\mathbf{B}(z)u(z)}{z\mathbf{I} - \mathbf{A}(z)} \\ y(z) &= \mathbf{C}(z) \frac{\mathbf{B}(z)}{z\mathbf{I} - \mathbf{A}(z)} + \mathbf{D}(z)u(z)\end{aligned}$$

i.e.

$$y(z)(z\mathbf{I} - \mathbf{A}(z)) = (\mathbf{C}(z)\mathbf{B}(z) + \mathbf{D}(z)(z\mathbf{I} - \mathbf{A}(z)))u(z)$$

Par transformée en Z inverse nous pouvons déduire des équations de récurrence :

$$y(t+1) = \sum_{i=0}^{n_a-1} \mathbf{P}_i(z)y(t-i) + \sum_{i=0}^{n_b-1} \mathbf{Q}_i(z)u(t-i)$$

L'introduction d'un opérateur retard q et de polynômes $\mathbf{A}(q, z)$ et $\mathbf{B}(q, z)$ d'ordre correspondant aux ordres de récurrence :

$$\begin{aligned}\mathbf{A}(q, z) &= 1 - a_1q^{-1} \dots - a_{n_a}q^{-n_a} \\ \mathbf{B}(q, z) &= b_1q^{-1} \dots + b_{n_b}q^{-n_b}\end{aligned}$$

permet d'écrire ces équations sous une forme condensée :

$$\mathbf{A}(q, z)y(t) = \mathbf{B}(q, z)u(t - n_k)$$

Critères statistiques de sélection de l'espace de régression (modèles paramétriques)

Critère de Akaike

Le critère de Akaike repose sur la comparaison de la fonction logarithmique de $SSE(\beta)$ rapporté au nombre d'exemples N pour plusieurs ensembles β :

$$AIC = 2N \log \frac{SSE(\beta)}{N} + 2M \text{ où } M \text{ est la dimension de } \beta$$

Critère L.D.R.T.

Sous l'hypothèse que le vecteur des paramètres β est composé de 2 ensembles de paramètres $\beta = [\beta_1, \beta_2]$, le critère *L.D.R.T.* (pour *Log Determinant Ratio Test*) consiste à réduire β , en éliminant les paramètres de β_2 supposés nuls. Ce critère introduit le rapport de la somme des écarts quadratiques de β_1 $SSE(\beta_1)$ à $SSE(\beta)$:

$$X_{LDRT} = N \log \frac{SSE(\beta_1)}{SSE(\beta)} \text{ où } N \text{ est le nombre des exemples}$$

Les fonctions d'activation

La plus répandue est sans aucun doute la fonction sigmoïde exponentielle (figure A2.1). Pour une entrée x_i , l'activité A_i d'un neurone sigmoïde est comprise entre 0 et 1. A_i et sa dérivée par rapport à x_i s'écrivent :

$$A_i = \frac{1}{1 + e^{-x_i}}$$
$$\frac{dA_i}{dx_i} = A_i(1 - A_i)$$

La sigmoïde tangentielle (figure A2.2) présente des capacités de convergence plus rapide (Jodouin 1994, p.35, Boulard 1992). Son activité est comprise entre -1 et 1. Son activité A_i et sa dérivée s'écrivent :

$$A_i = 1 - \frac{2}{1 + e^{2x_i}}$$
$$\frac{dA_i}{dx_i} = (1 - A_i^2)$$

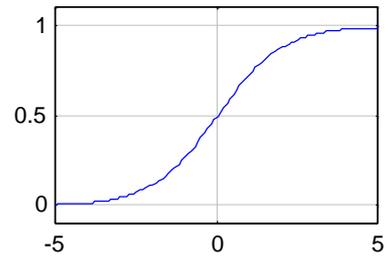


figure A2.1 : sigmoïde exponentielle

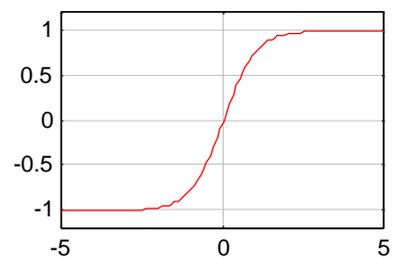


figure A2.2 : sigmoïde tangentielle

Calculs des gradients pour les réseaux de neurones sigmoïdes

On définit un réseau qui comporte 3 entrées $\mathbf{U} = (U_1, U_2, U_3)$ ($ne=3$), 2 neurones cachés dont la fonction d'activation est la tangente hyperbolique ($nc=2$), et les sorties sont représentées par $\mathbf{Z} = (Z_1, Z_2)$, et 1 sortie \mathbf{Y} ($ns=1$) :

$$\mathbf{Z} = \begin{pmatrix} \tanh(1_{11}U_1 + 1_{12}U_2 + 1_{13}U_3 + 1_{14}) \\ \tanh(1_{21}U_1 + 1_{22}U_2 + 1_{23}U_3 + 1_{24}) \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{Y} = \tanh(2_1Z_1 + 2_2Z_2 + 2_3) = \tanh\left(2_1[\tanh(1_{11}U_1 + 1_{12}U_2 + 1_{13}U_3 + 1_{14})] + 2_2[\tanh(1_{21}U_1 + 1_{22}U_2 + 1_{23}U_3 + 1_{24})]\right)$$

Les gradients en fonction des paramètres s'expriment comme suit :

$$\frac{d\mathbf{Y}}{d\mathbf{Z}} = \frac{\mathbf{Y}}{2} \frac{\mathbf{Y}}{1} \quad [ns \quad ns \cdot (nc+1) \quad nc \cdot (ne+1)]$$

$$\frac{d\mathbf{Y}}{d\mathbf{Z}} = \frac{\mathbf{Y}}{2_1} \frac{\mathbf{Y}}{2_2} \quad 1$$

$$\frac{d\mathbf{Y}}{d\mathbf{1}} = \frac{d\mathbf{Y}}{d\mathbf{Z}} \cdot \frac{d\mathbf{Z}}{d\mathbf{1}} = \frac{d\mathbf{Y}}{dZ_1} \cdot \frac{dZ_1}{d1_{1,k}} \quad \frac{d\mathbf{Y}}{dZ_2} \cdot \frac{dZ_2}{d1_{2,k}}$$

$$\frac{d\mathbf{Y}}{d\mathbf{1}} = \begin{pmatrix} 2_1(1-Y^2) \frac{dZ_1}{d1_{11}} & \frac{dZ_1}{d1_{12}} & \frac{dZ_1}{d1_{13}} & \frac{dZ_1}{d1_{14}} & 2_2(1-Y^2) \frac{dZ_2}{d1_{21}} & \frac{dZ_2}{d1_{22}} & \frac{dZ_2}{d1_{23}} & \frac{dZ_2}{d1_{24}} \end{pmatrix}$$

$$\frac{d\mathbf{Y}}{d\mathbf{2}} = (Z_1(1-Y^2) \quad Z_2(1-Y^2) \quad (1-Y^2)) = (\tanh(1_{11}U_1 + 1_{12}U_2 + 1_{13}U_3)(1-Y^2) \quad \tanh(1_{21}U_1 + 1_{22}U_2 + 1_{23}U_3)(1-Y^2))$$

$$\frac{d\mathbf{Y}}{d\mathbf{1}} = \begin{pmatrix} 2_1(1-Y^2)U_1(1-Z_1^2) & 2_1(1-Y^2)U_2(1-Z_1^2) & 2_1(1-Y^2)U_3(1-Z_1^2) & 2_1(1-Y^2)(1-Z_1^2) \\ 2_2(1-Y^2)U_1(1-Z_2^2) & 2_2(1-Y^2)U_2(1-Z_2^2) & 2_2(1-Y^2)U_3(1-Z_2^2) & 2_2(1-Y^2)(1-Z_2^2) \end{pmatrix}$$

Les gradients en fonction des variables d'entrée s'expriment comme suit :

$$\frac{d\mathbf{Y}}{d\mathbf{U}} = \frac{d\mathbf{Y}}{d\mathbf{Z}} \frac{d\mathbf{Z}}{d\mathbf{U}} \quad [ns \quad ne]$$

$$\frac{d\mathbf{Y}}{d\mathbf{Z}} = \frac{\mathbf{Y}}{Z_1} \frac{\mathbf{Y}}{Z_2} = \begin{pmatrix} 2_1(1-Y^2) & 2_2(1-Y^2) \end{pmatrix} \quad [ns \quad nc]$$

$$\frac{d\mathbf{Z}}{d\mathbf{U}} = \begin{pmatrix} \frac{Z_1}{U_1} & \frac{Z_1}{U_2} & \frac{Z_1}{U_3} \\ \frac{Z_2}{U_1} & \frac{Z_2}{U_2} & \frac{Z_2}{U_3} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1_{12}(1-Z_1^2) & 1_{12}(1-Z_1^2) & 1_{13}(1-Z_1^2) \\ 1_{21}(1-Z_2^2) & 1_{22}(1-Z_2^2) & 1_{23}(1-Z_2^2) \end{pmatrix} \quad [nc \quad ne]$$

$$\frac{d\mathbf{Y}}{d\mathbf{U}} = \begin{pmatrix} 2_1 \frac{Z_1}{U_1} + 2_2 \frac{Z_2}{U_1} (1-Y^2) & 2_1 \frac{Z_1}{U_2} + 2_2 \frac{Z_2}{U_2} (1-Y^2) & 2_1 \frac{Z_1}{U_3} + 2_2 \frac{Z_2}{U_3} (1-Y^2) \end{pmatrix}$$

$$\frac{d\mathbf{Y}}{d\mathbf{U}} = \left(\begin{pmatrix} 2_1 \cdot 1_{11}(1-Z_1^2) + 2_2 \cdot 1_{21}(1-Z_2^2) \\ 2_1 \cdot 1_{12}(1-Z_1^2) + 2_2 \cdot 1_{22}(1-Z_2^2) \\ 2_1 \cdot 1_{13}(1-Z_1^2) + 2_2 \cdot 1_{23}(1-Z_2^2) \end{pmatrix} (1-Y^2) \right)$$

Les algorithmes génétiques

A l'inverse des méthodes classiques de recherche basées sur le calcul des gradients, et gouvernées par des lois déterministes, les algorithmes génétiques (A.G.) font intervenir des lois d'évolution stochastiques, et la procédure d'optimisation se ramène à un problème de maximisation d'une fonction d'adaptation.

La métaphore évolutionniste

Le principe fondateur consiste à faire évoluer un ensemble, appelé population, de N solutions potentielles $\{k\}_{k=1..N}$ affectées initialement à des valeurs aléatoires. Chaque solution k est assimilée à un individu (ou encore chromosome), composé de plusieurs gènes correspondant aux paramètres à optimiser. L'A.G. fait évoluer la population en y propageant les caractéristiques des individus les plus adaptés, suivant une métaphore évolutionniste (Goldberg 1991). A chaque génération, les individus soumis à des opérateurs de sélection et d'évolution progressent à l'intérieur d'une niche écologique qui correspond à un extremum dans l'espace de recherche. Le principal avantage des lois d'évolution stochastiques sur les méthodes déterministes réside dans l'évolution aléatoire des individus, par le biais de deux opérateurs : le croisement et la mutation. Au fil des générations, la conjugaison de ces opérateurs permet d'échapper aux attracteurs engendrés par les extremums locaux. Les meilleurs individus de chaque génération sont retenus par l'opérateur de sélection, et la recherche d'un individu optimal se poursuit jusqu'à vérifier un critère d'adaptation, le *fitness*.

Le cycle d'évolution

A partir d'un élément de base, la population initiale $\{k\}_{k=1..N}$ composée de valeurs aléatoires répondant à une loi de répartition gaussienne, le cycle de l'évolution s'articule autour de 4 étapes répétées de manière itérative (figure A2.3) :

- La sélection détermine le choix des meilleurs individus k pour le croisement, et le nombre de fois pour lequel chaque individu doit être reproduit. Elle se décompose en deux opérations : l'évaluation de chacun des individus par rapport aux autres (attribution du *fitness*) ; et l'utilisation d'une méthode de choix : les parents sont sélectionnés en fonction de leur évaluation moyenne.
- Le croisement produit de nouveaux individus-enfants en combinant les gènes des individus-parents.

- La mutation fait suite au croisement. Chacun des individus subit, avec une certaine probabilité, une évolution de ses gènes. La probabilité de mutation doit être faible pour garantir une évolution correcte de la population, et assurer la convergence.
- La réinsertion, enfin, qui substitue les nouveaux individus à ceux de la population précédente, pour constituer la nouvelle génération $\left\{ \begin{matrix} i+1 \\ k \end{matrix} \right\}_{k=1..N}$.

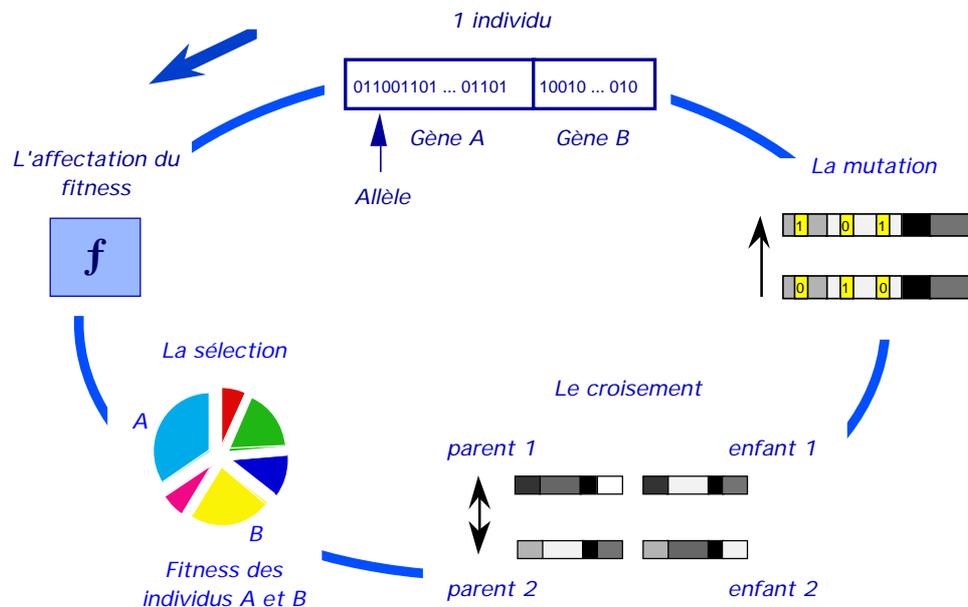


figure A2.3 : le cycle de l'évolution génétique

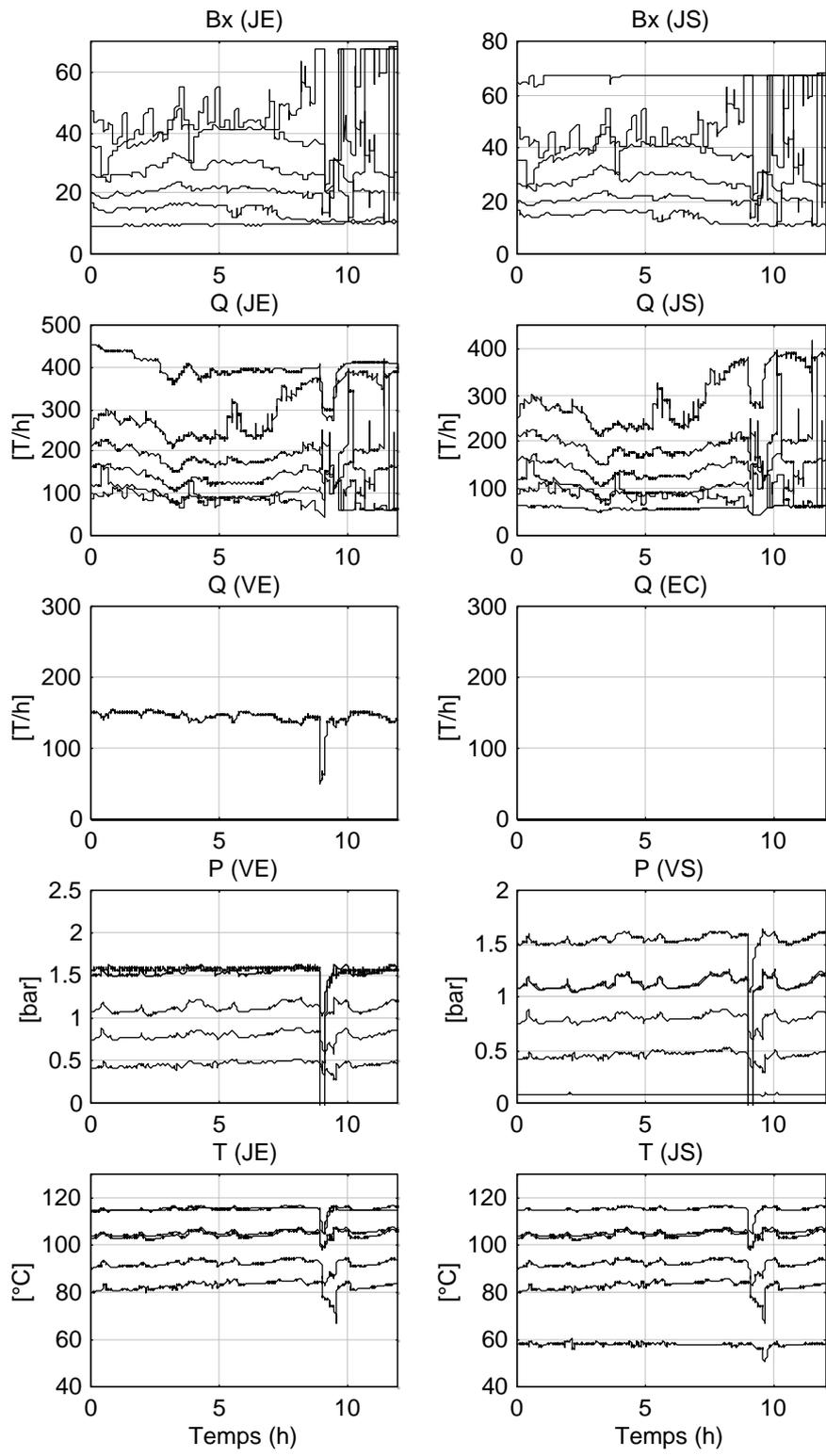
L'apparition de nouvelles propriétés engendrées par la mutation, combinée au croisement des gènes, permet la diffusion de ces caractéristiques génétiques lors du renouvellement de la population. Cette balance entre l'exploration par mutation et l'exploitation par croisement doit être soigneusement respectée. Un taux de mutation trop élevé risque d'entraîner la destruction de gènes, avant qu'ils n'aient eu la chance de composer de nouveaux individus susceptibles de présenter un *fitness* maximum. De plus en plus d'ouvrages de références (Goldberg 1991, Renders 1994) proposent une description documentée et des exemples d'application des A.G. pour l'identification et la commande de procédés.

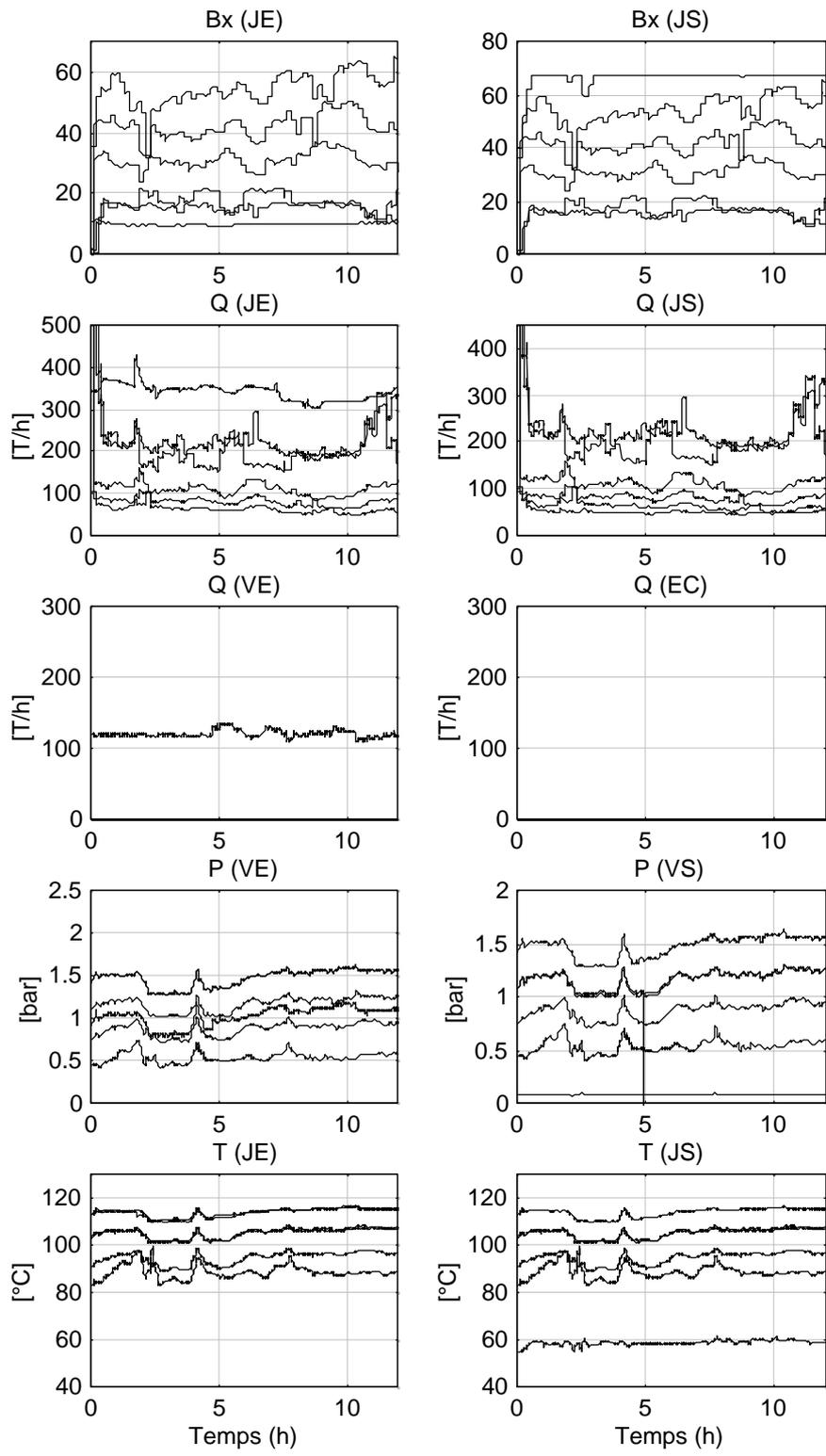
A nnexes 3

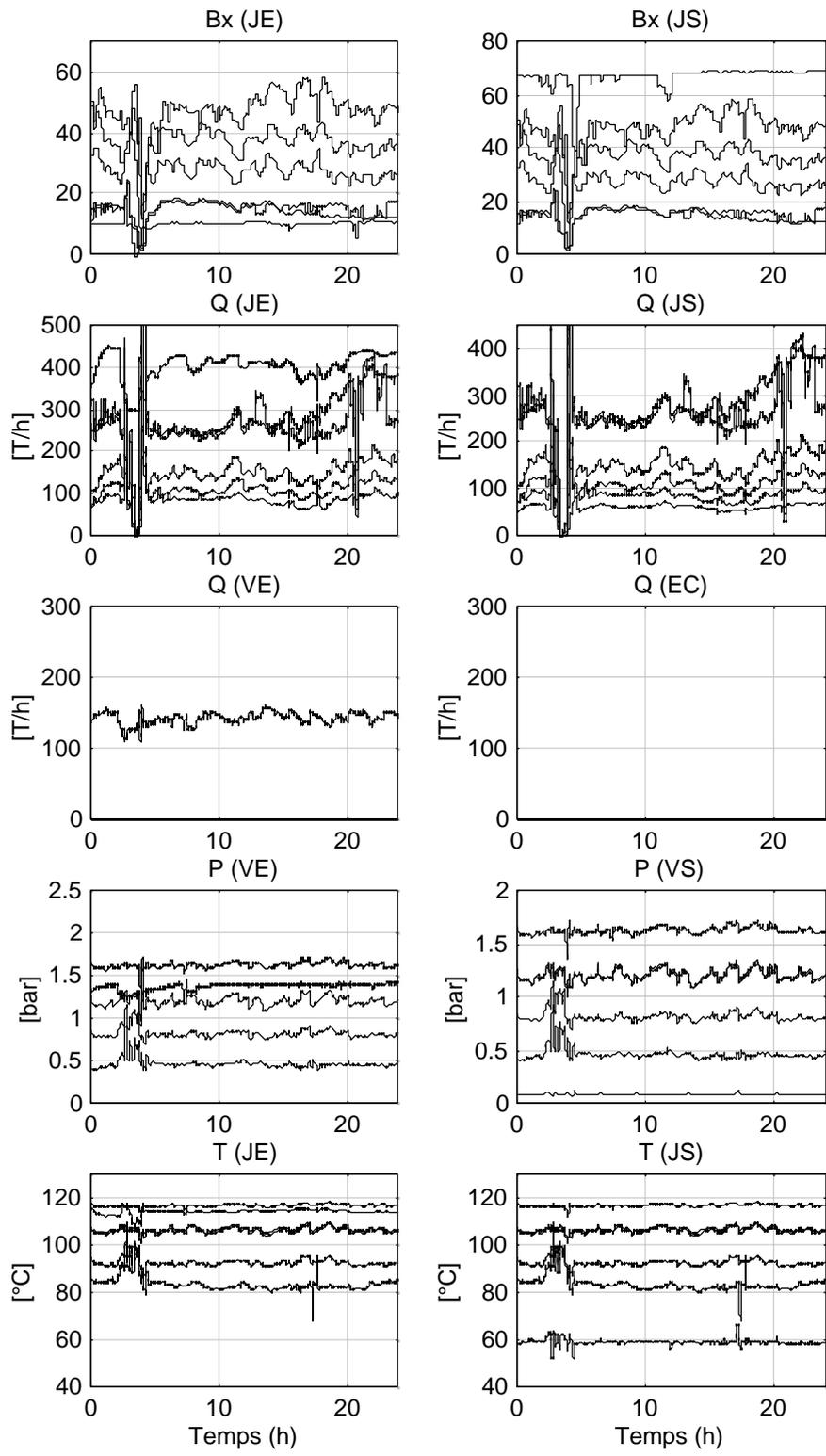
*Quelques enregistrements des
campagnes 1997 et 1998*

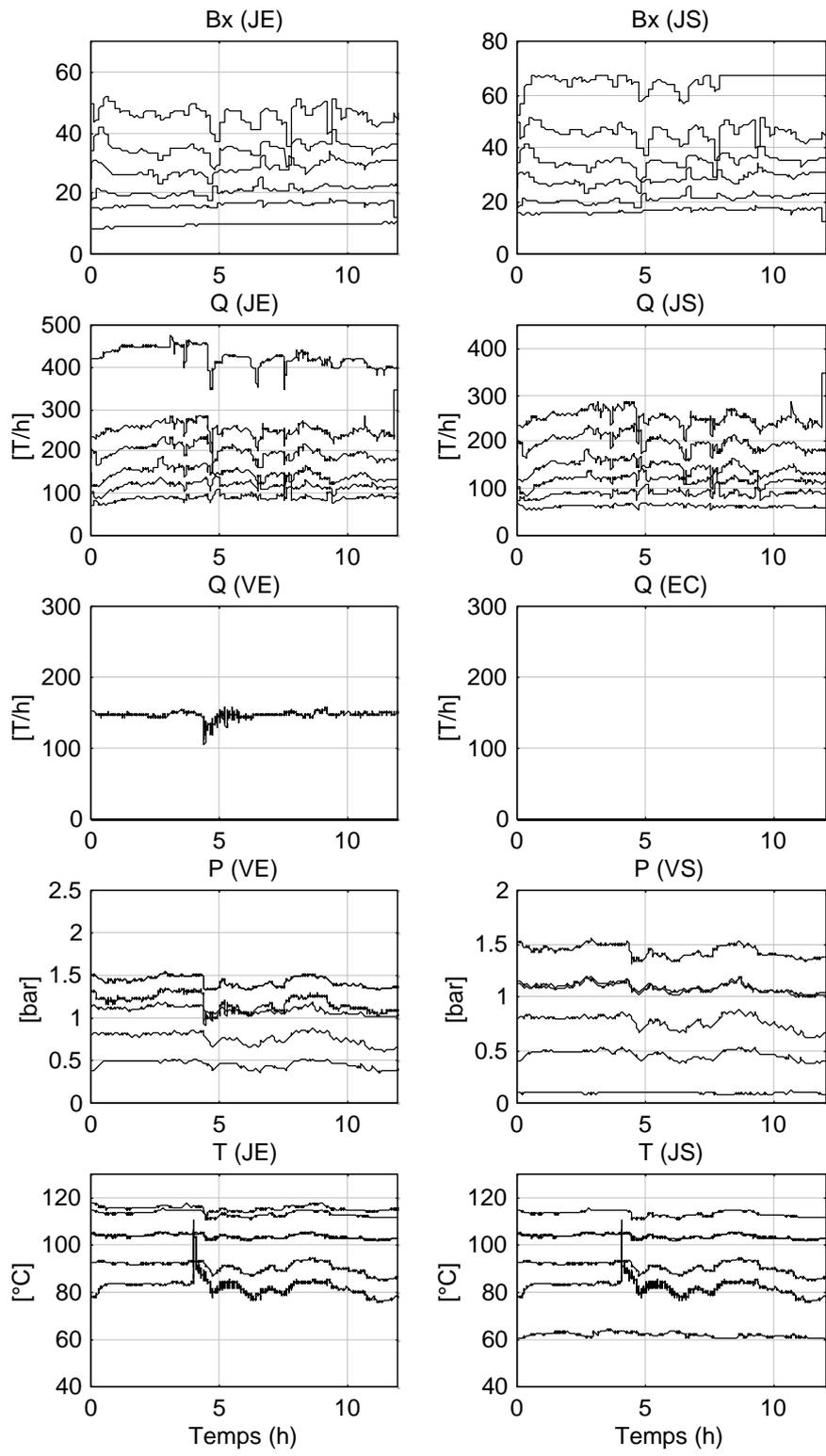
Quelques enregistrements de la campagne 1997

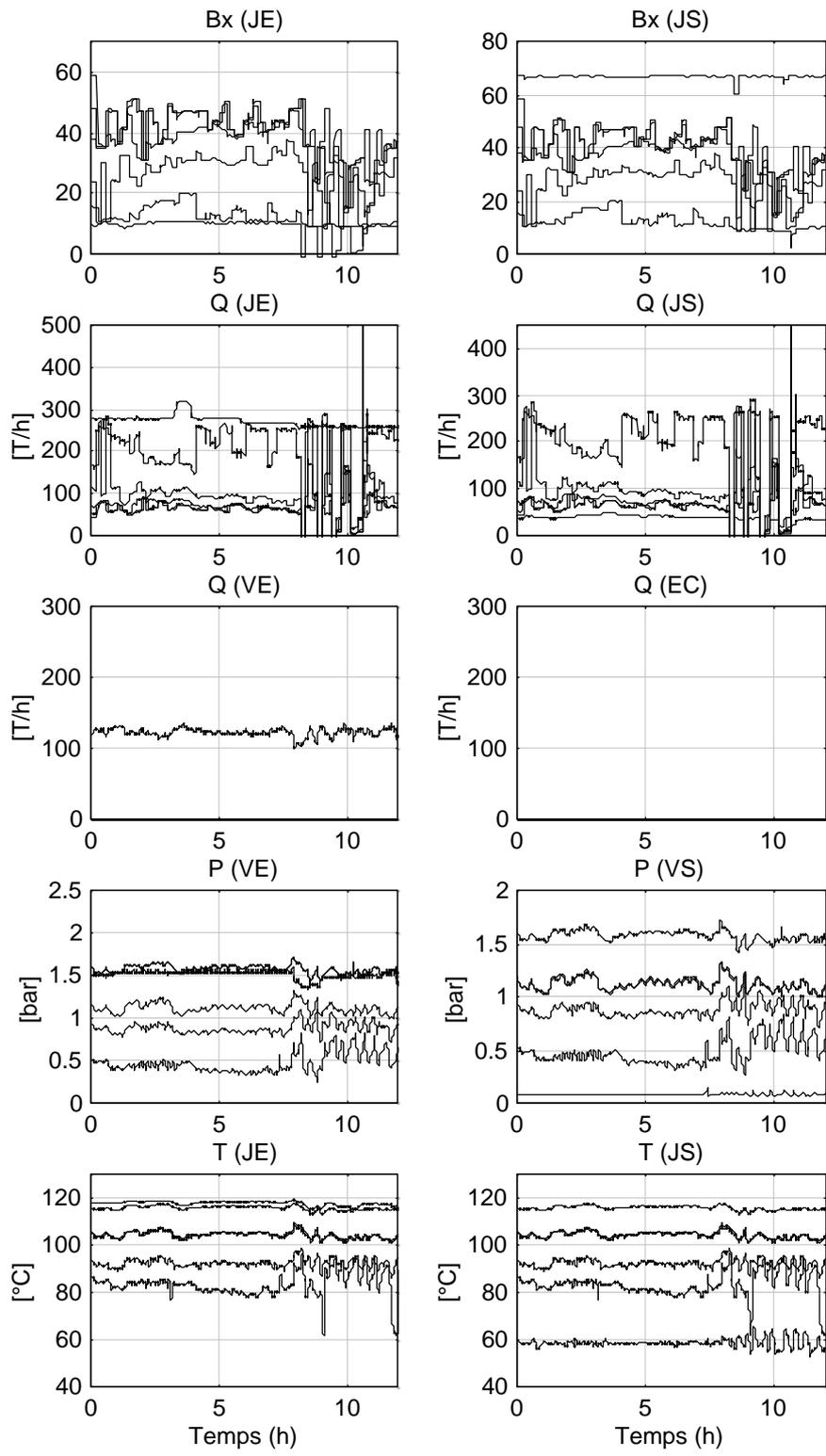
<i>Date des enregistrements</i>	<i>Durée d'acquisition</i>	<i>Nb. de variables</i>		<i>Nb. d'exemples</i>	<i>Taille mémoire</i>
		<i>Lecture et Ecriture</i>			
<i>21-11</i>	<i>12 H.</i>	<i>28</i>	<i>6</i>	<i>13360</i>	<i>2.8 Mo</i>
<i>24-11</i>	<i>12 H.</i>	<i>28</i>	<i>6</i>	<i>13340</i>	<i>2.8 Mo</i>
<i>26-11</i>	<i>24 H.</i>	<i>28</i>	<i>6</i>	<i>26718</i>	<i>5.8 Mo</i>
<i>01-12</i>	<i>12 H.</i>	<i>28</i>	<i>6</i>	<i>13361</i>	<i>2.8 Mo</i>
<i>08-12</i>	<i>12 H.</i>	<i>28</i>	<i>6</i>	<i>13358</i>	<i>2.9 Mo</i>





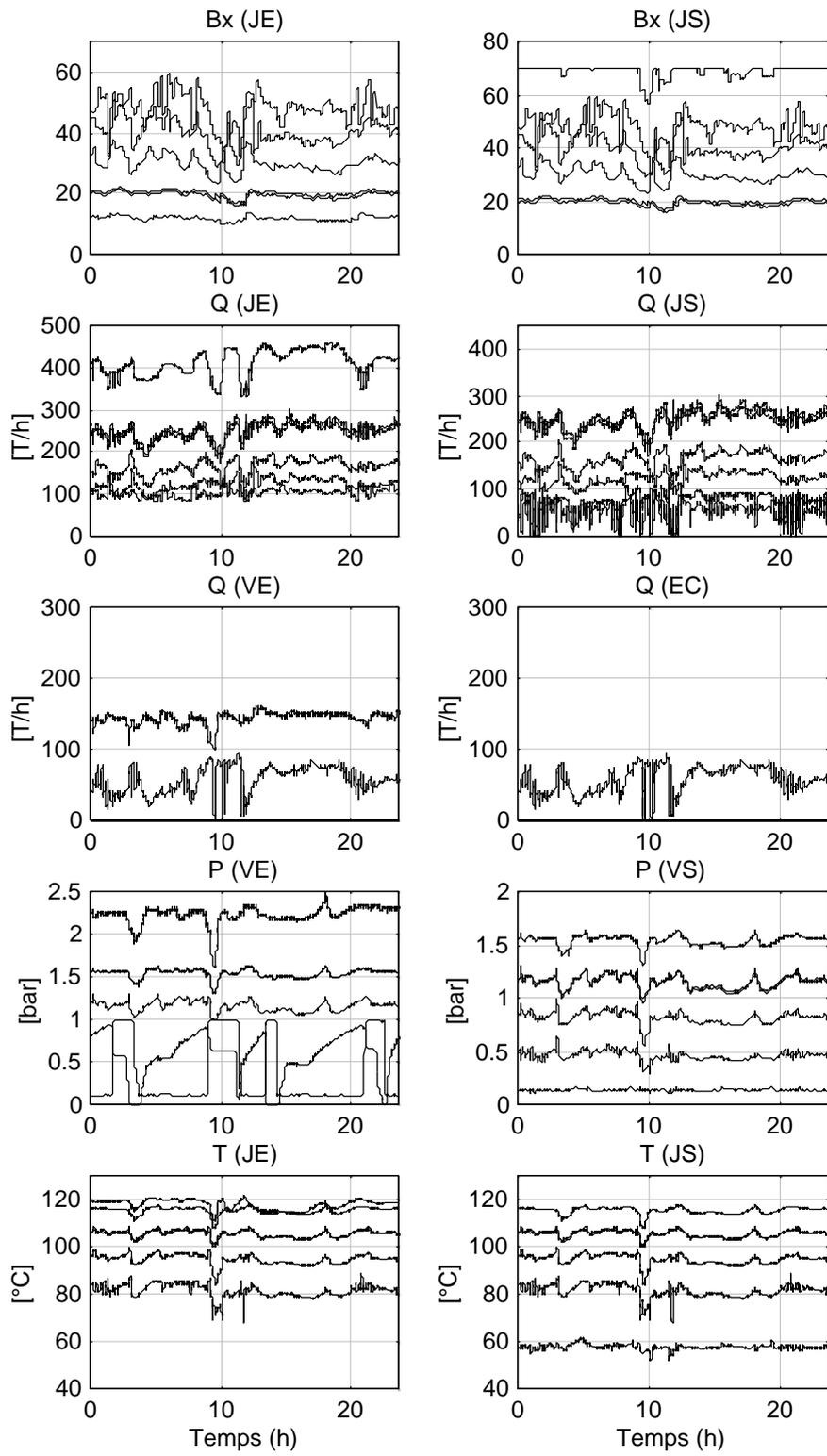


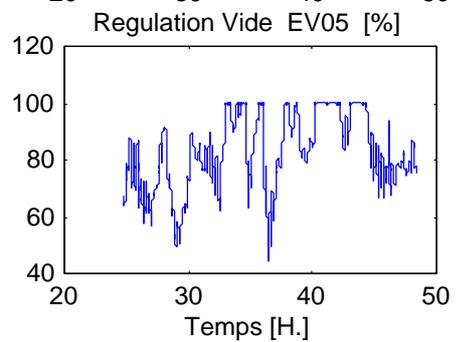
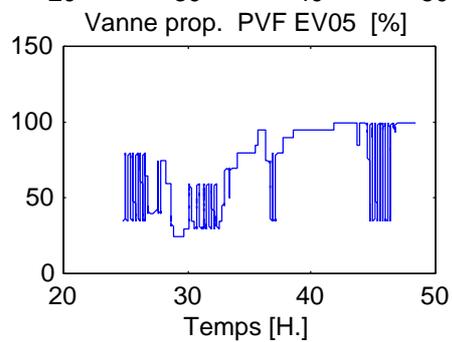
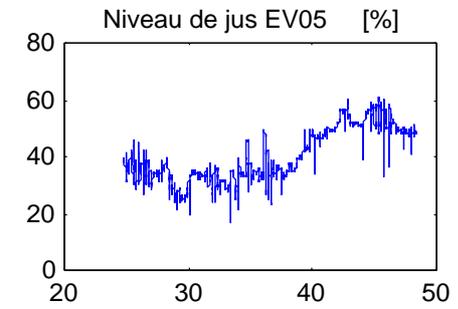
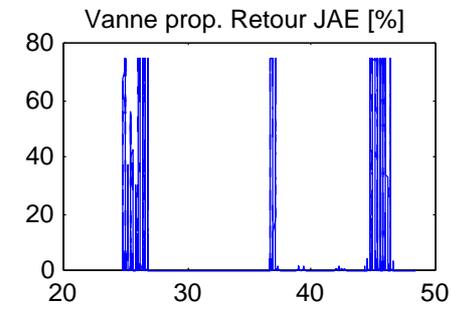
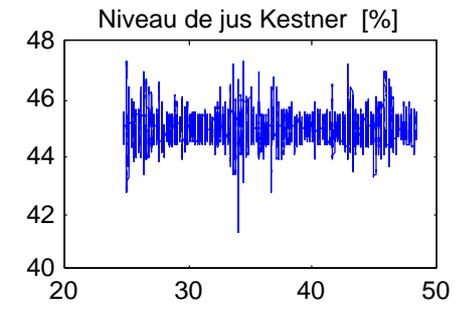
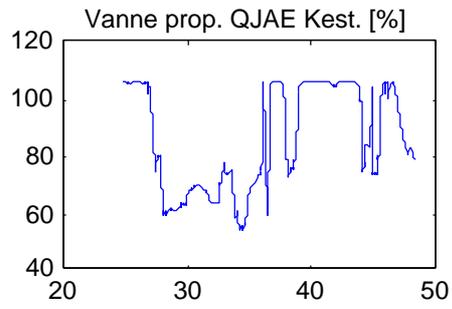
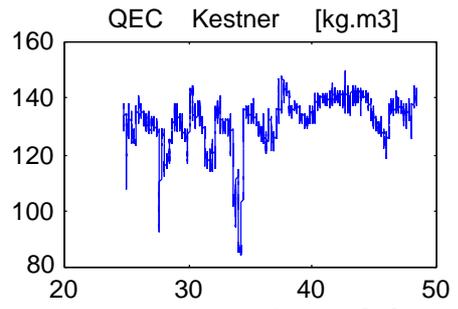
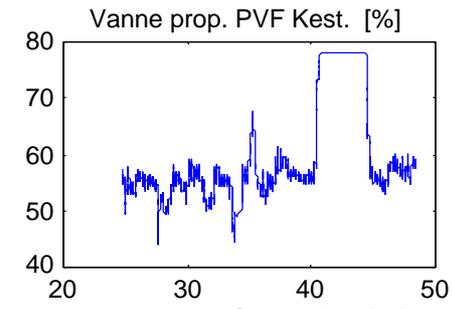
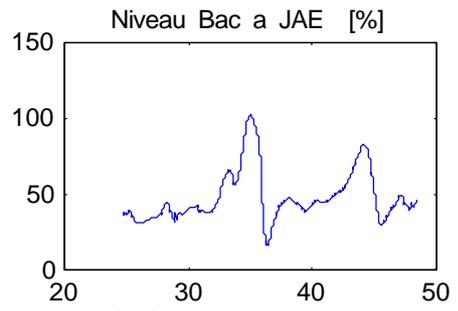
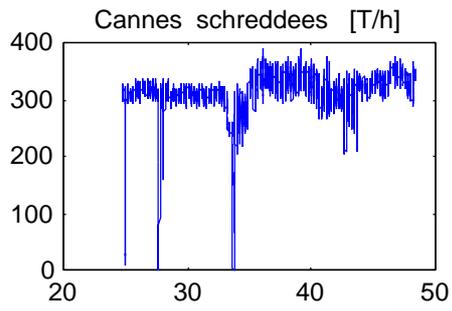


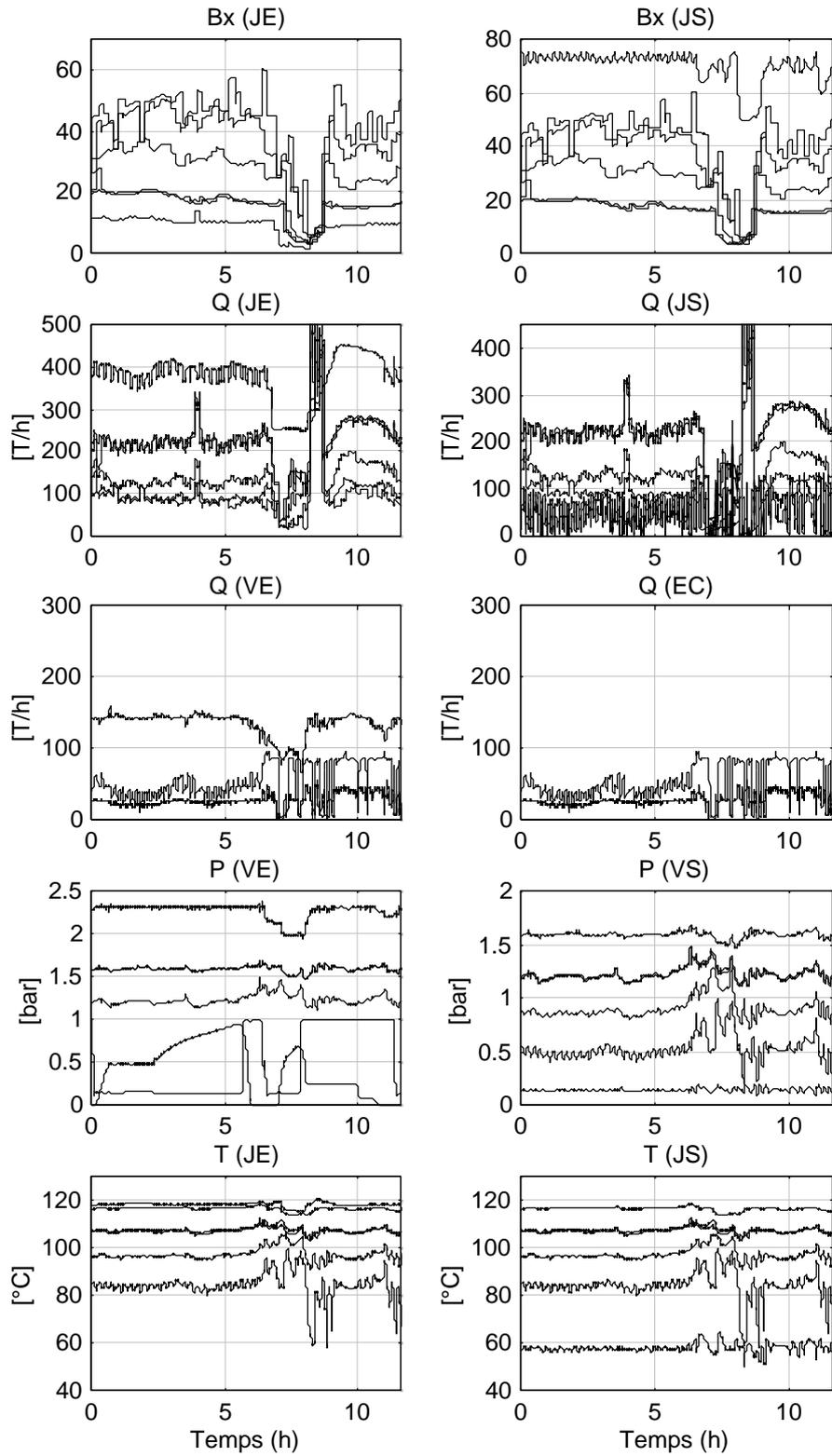


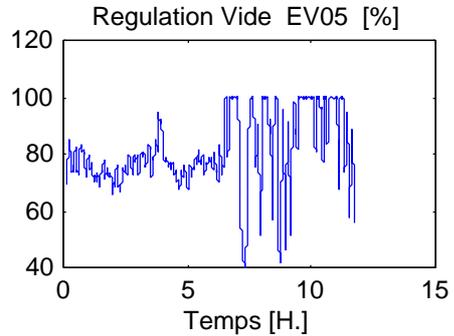
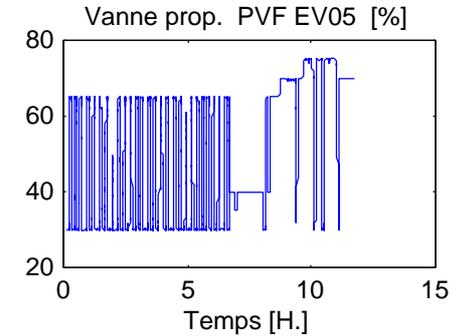
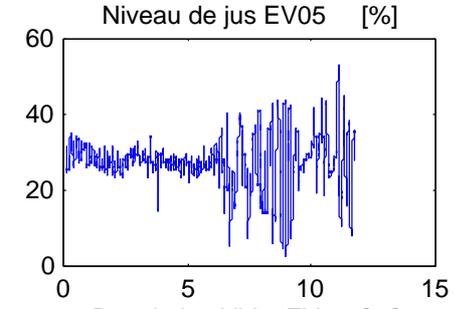
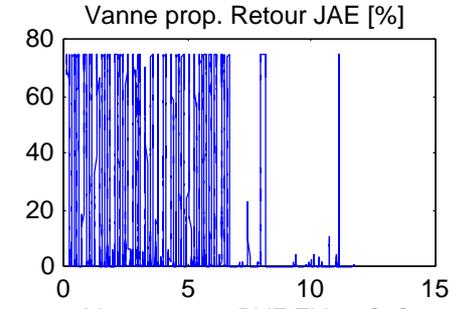
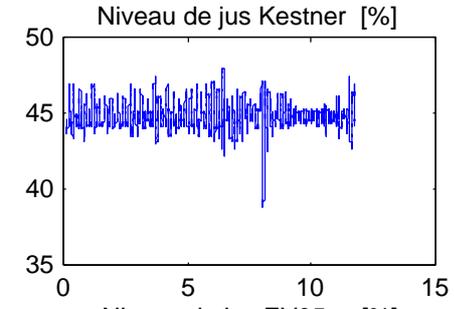
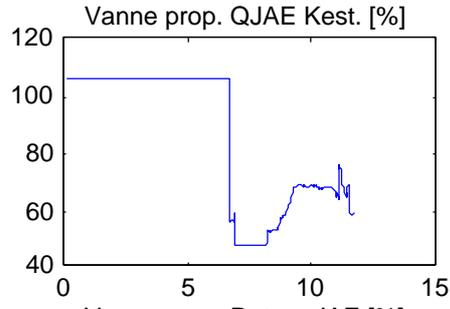
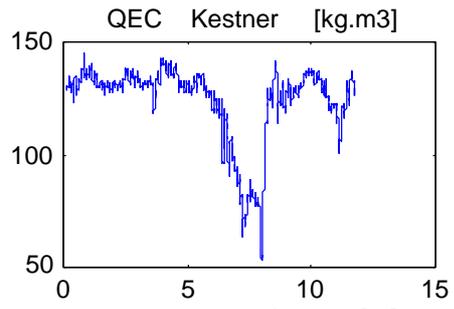
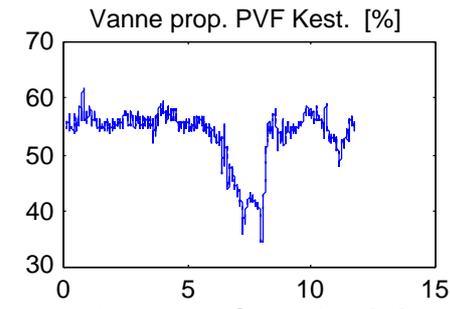
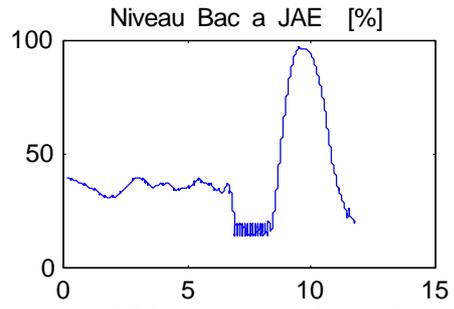
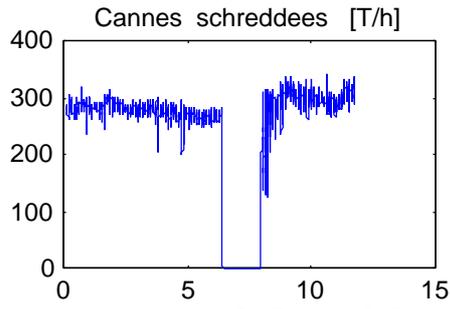
Quelques enregistrements de la campagne 1998

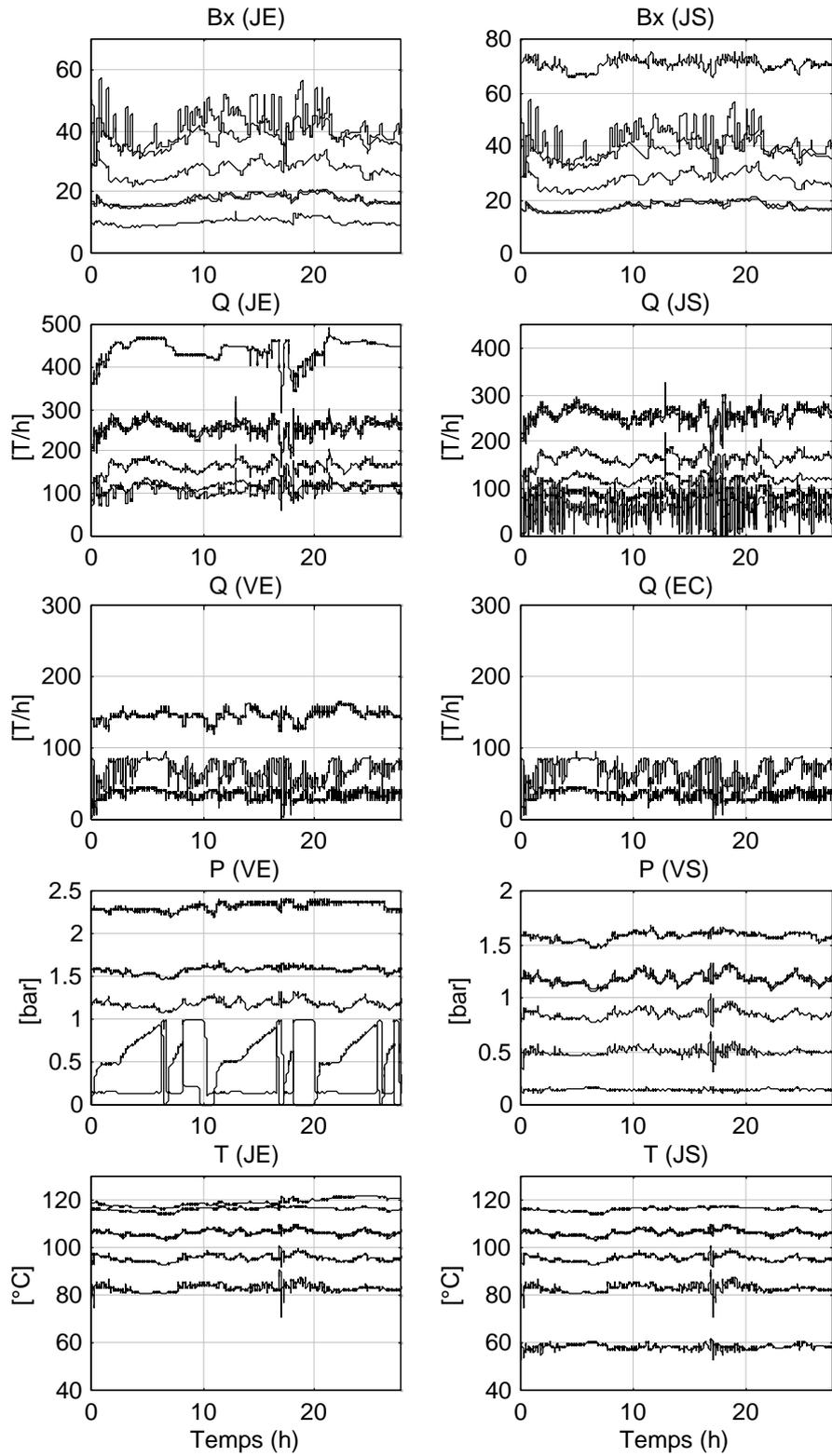
<i>Date des enregistrements</i>	<i>Durée d'acquisition</i>	<i>Nb. de variables</i>		<i>Nb. d'exemples</i>	<i>Taille mémoire</i>
		<i>Lecture et Ecriture</i>			
08-10	23 H. 30'	45	6	29290	9.3 Mo
14-10	11 H. 30'	45	6	14103	4.4 Mo
15-10	27 H. 30'	45	6	34286	10.9 Mo
16-10	22 H. 30'	45	6	28178	8.9 Mo
19-10	11 H.	45	6	13134	4.1 Mo
27-10	23 H. 25' 2.9 s.	45	6	29104	9.3 Mo
28-10	23 H. 50' 2.9 s.	45	6	29557	9.5 Mo

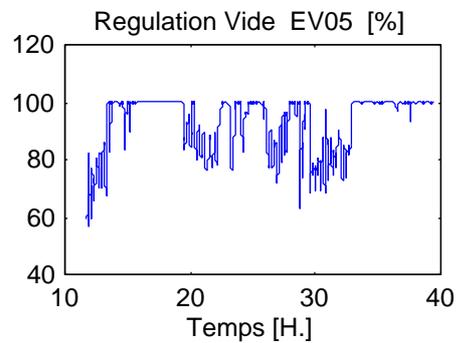
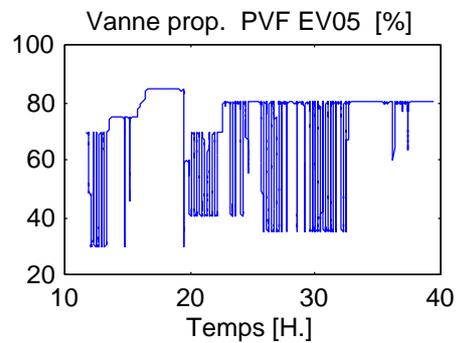
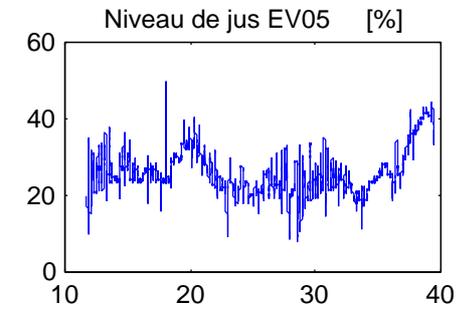
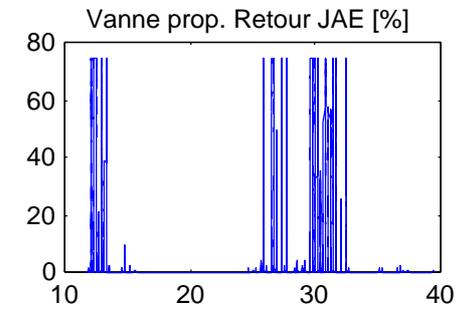
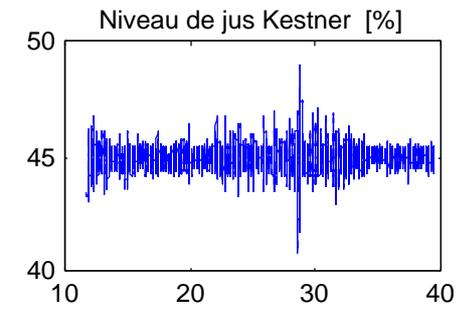
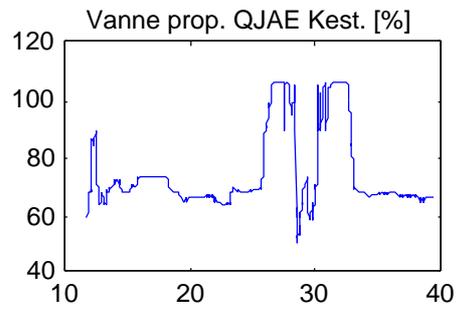
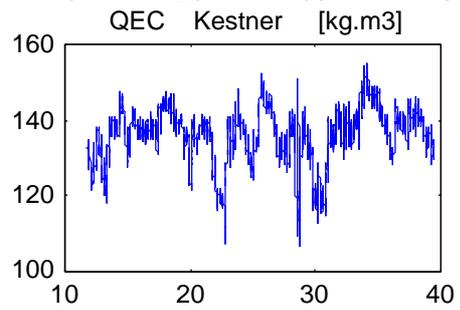
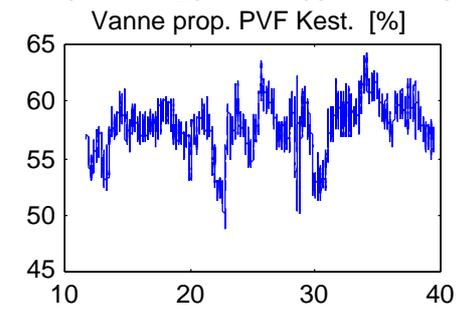
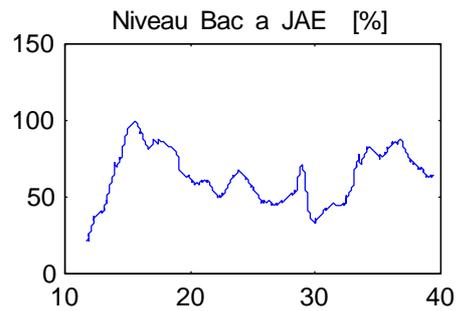
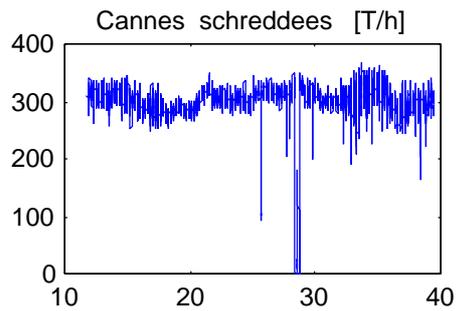


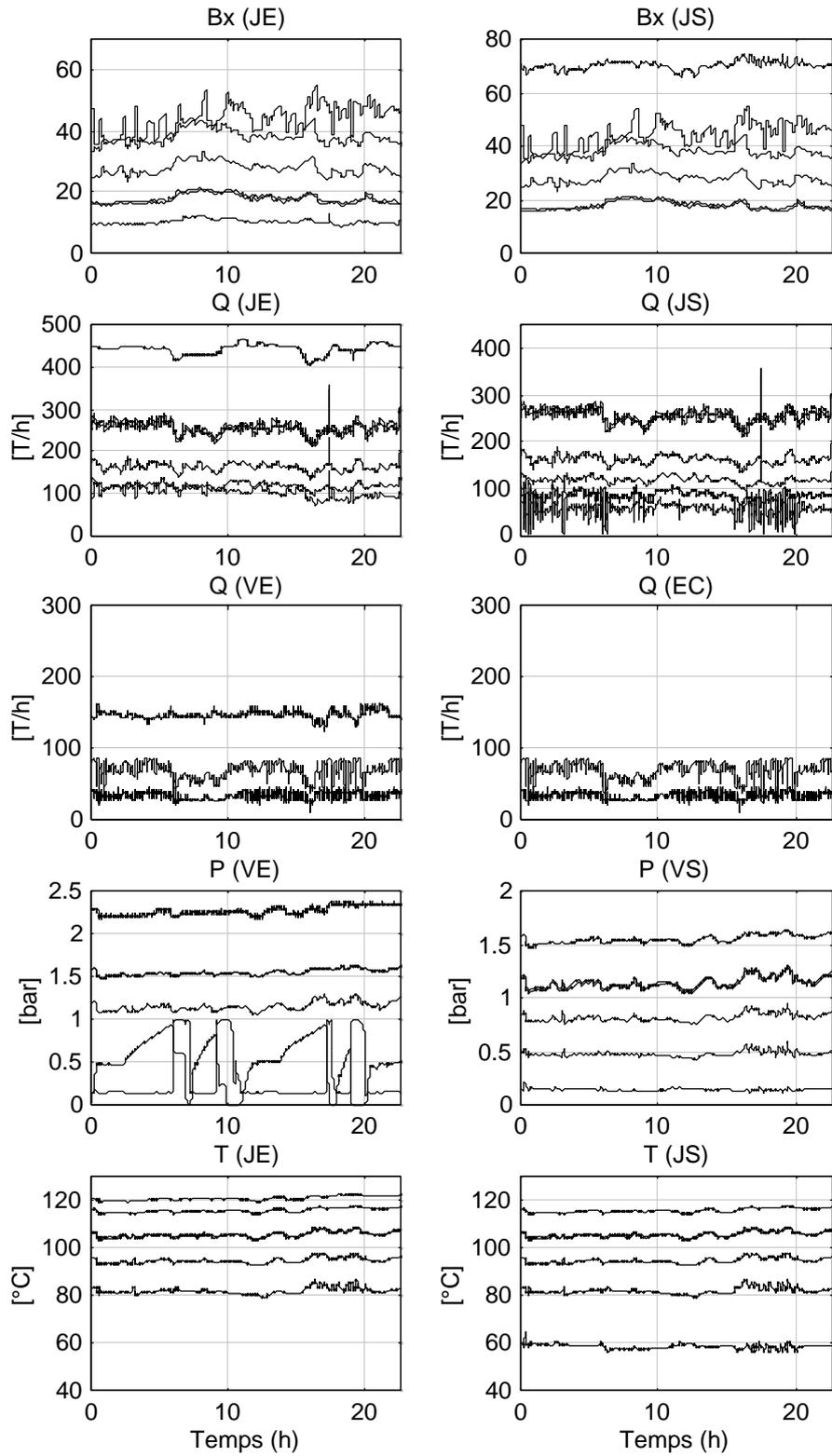


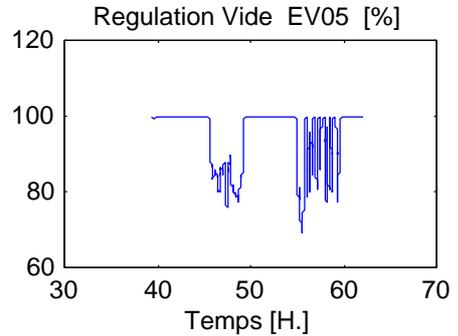
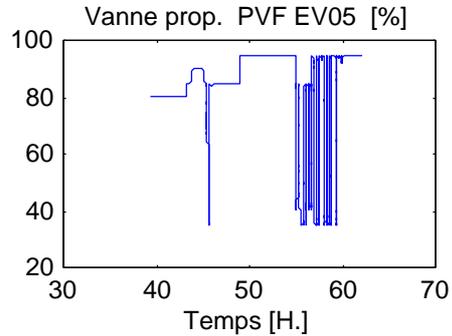
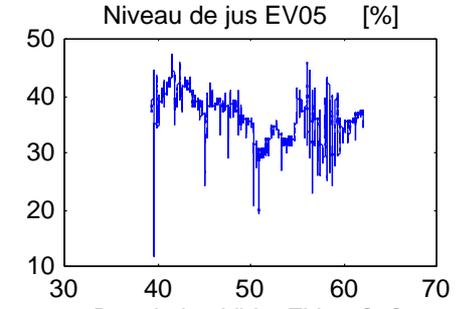
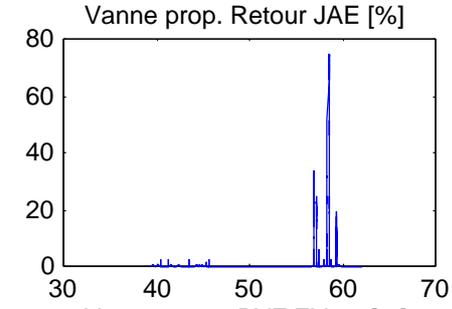
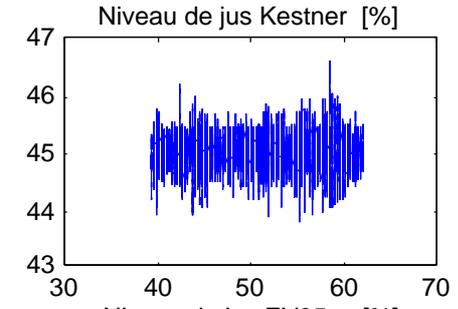
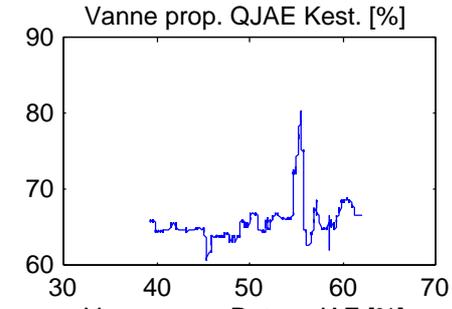
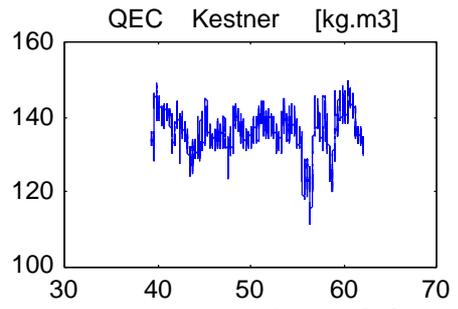
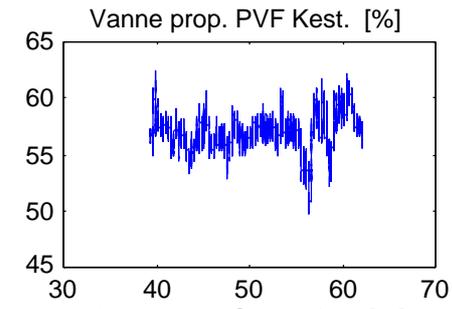
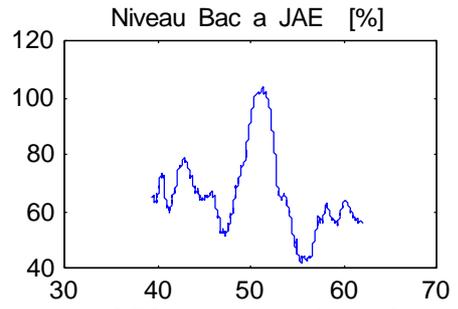
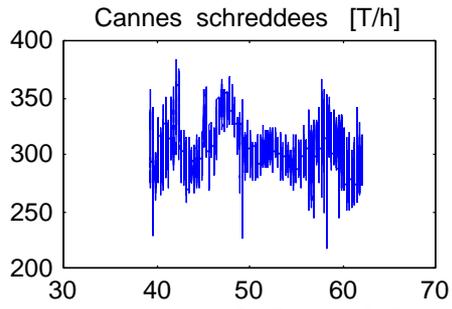


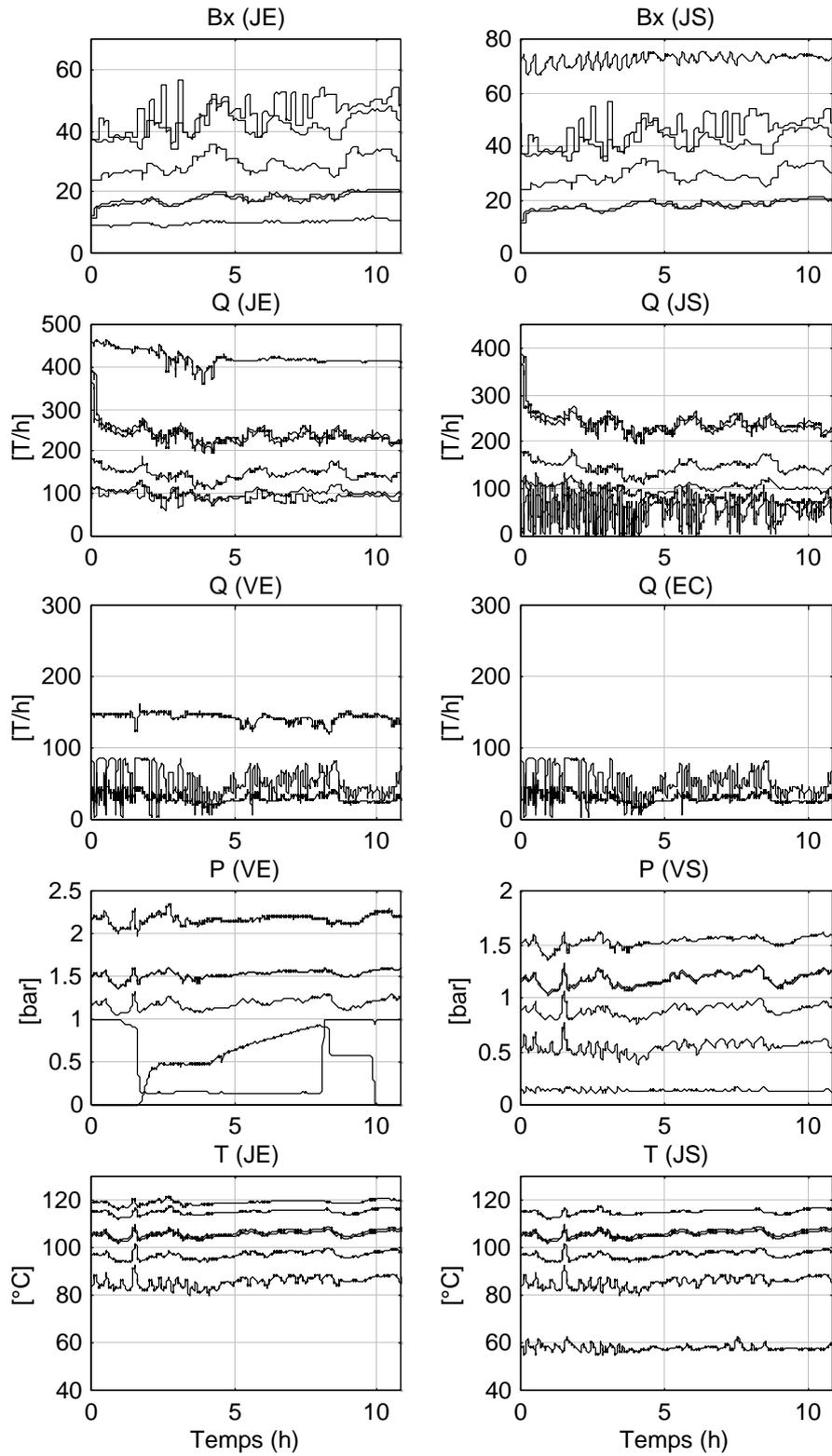


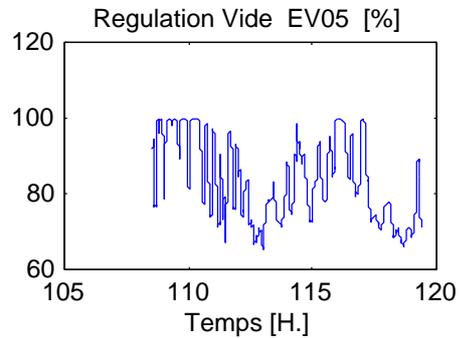
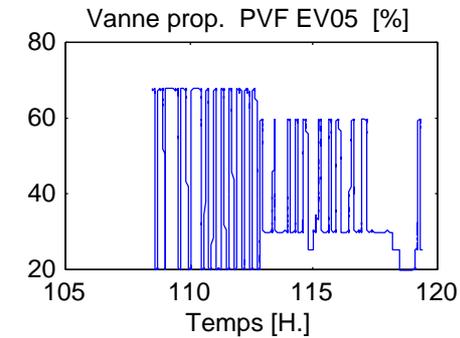
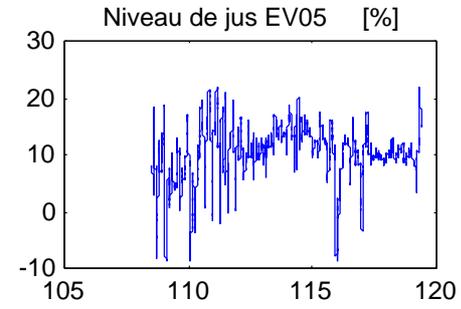
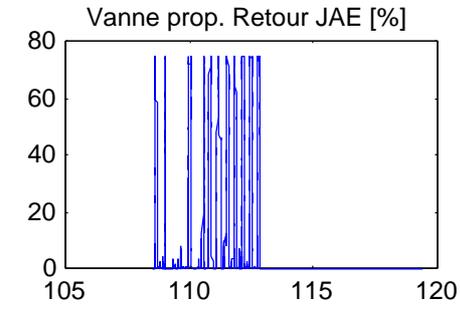
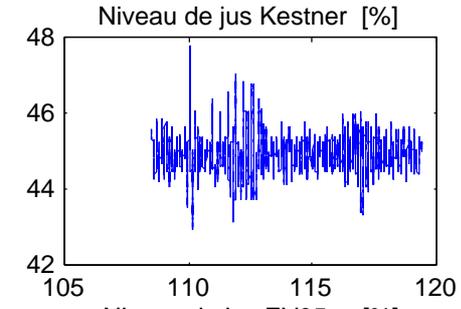
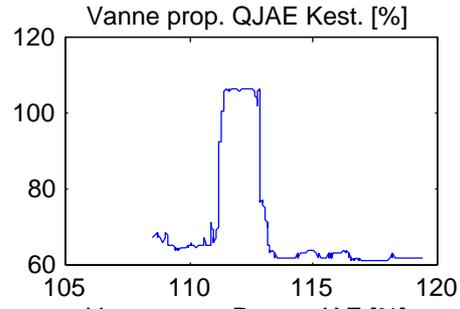
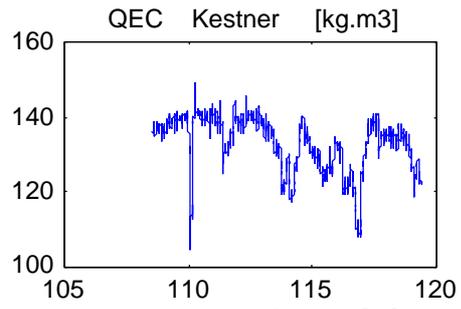
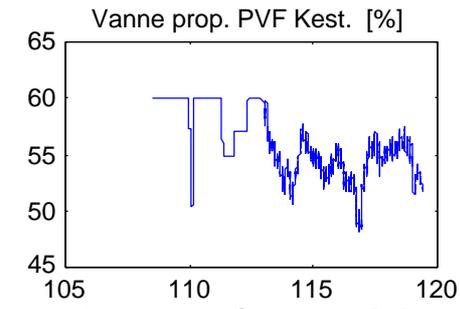
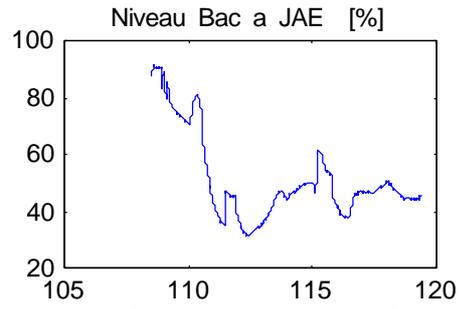
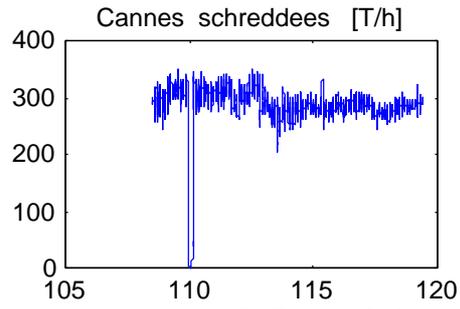


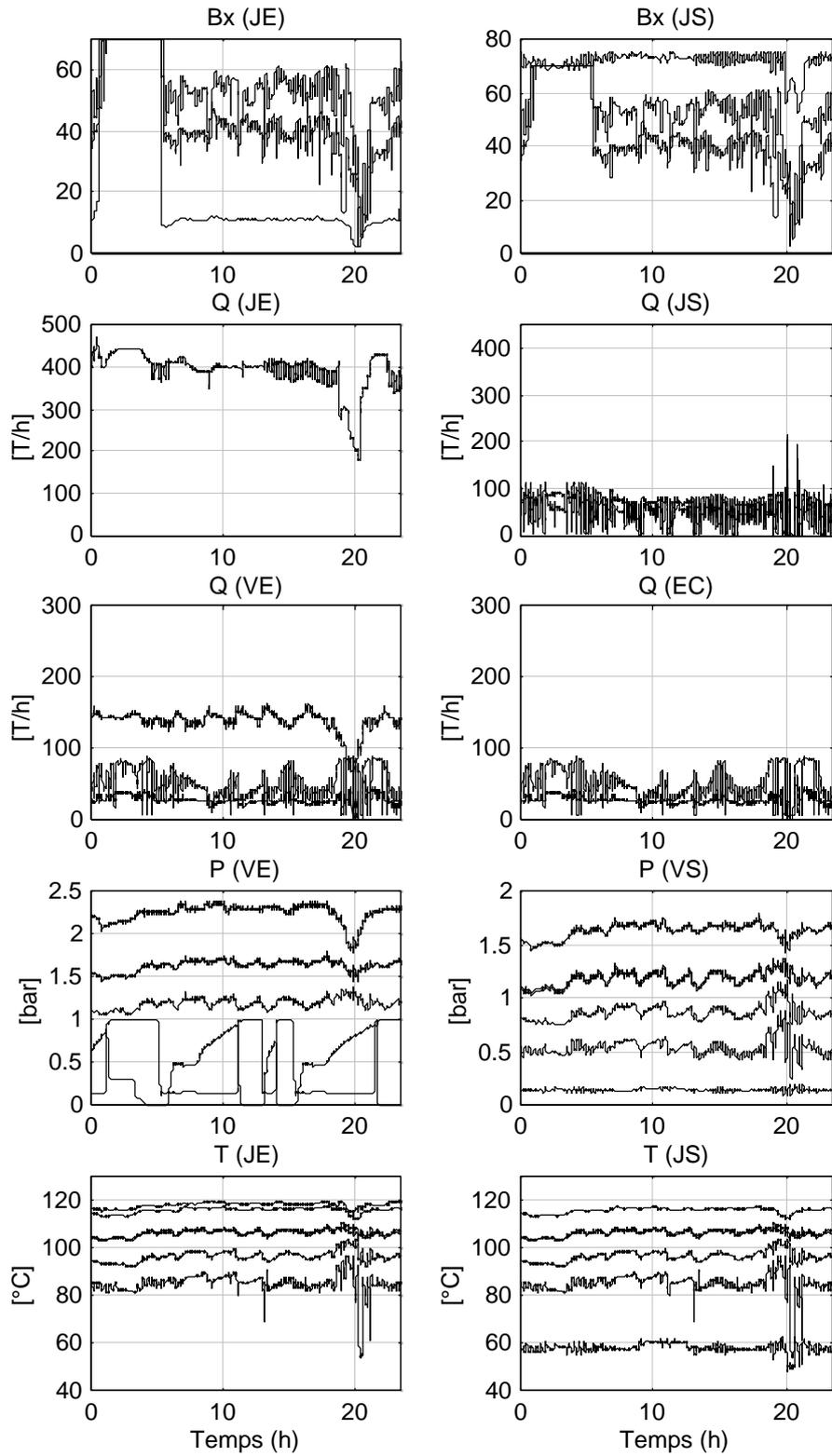


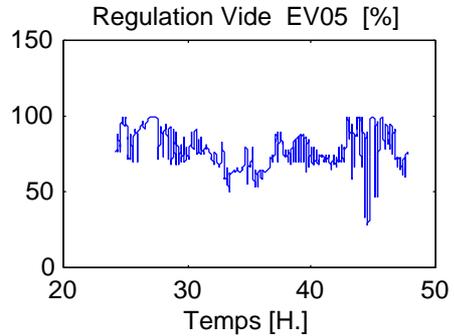
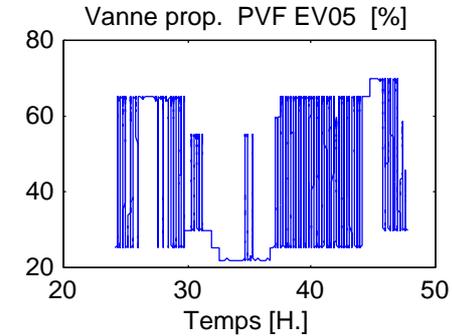
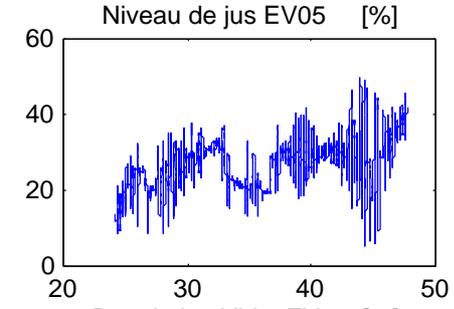
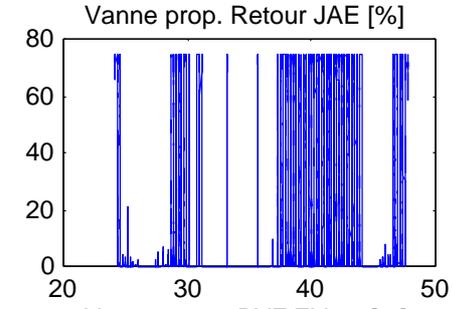
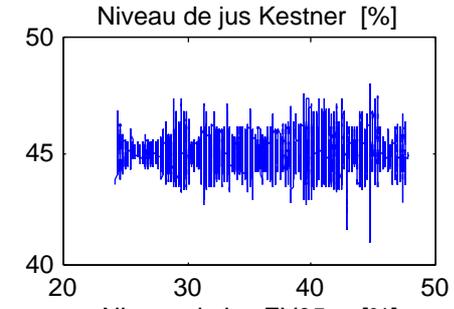
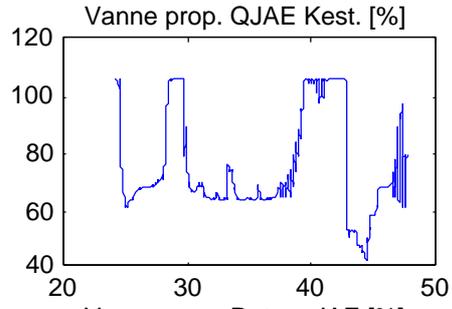
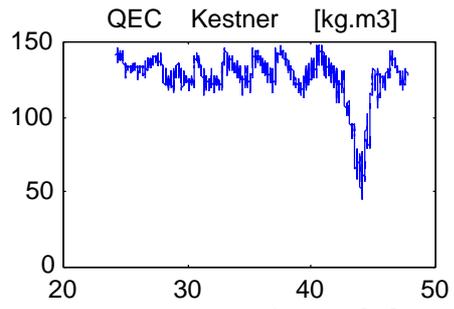
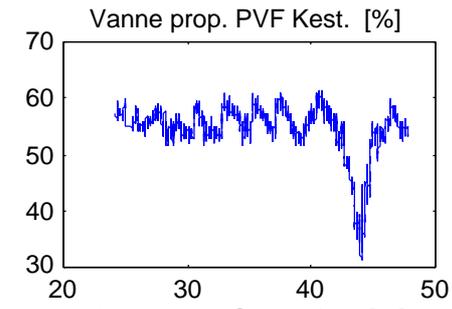
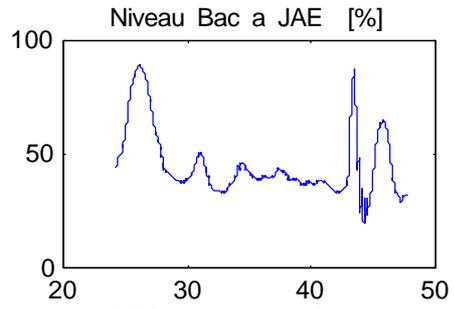
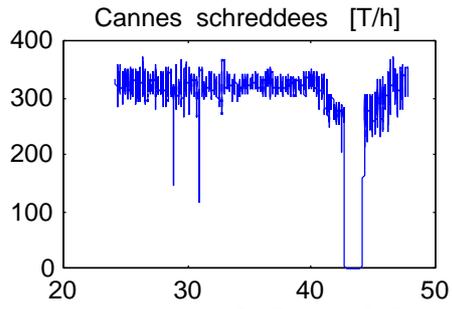


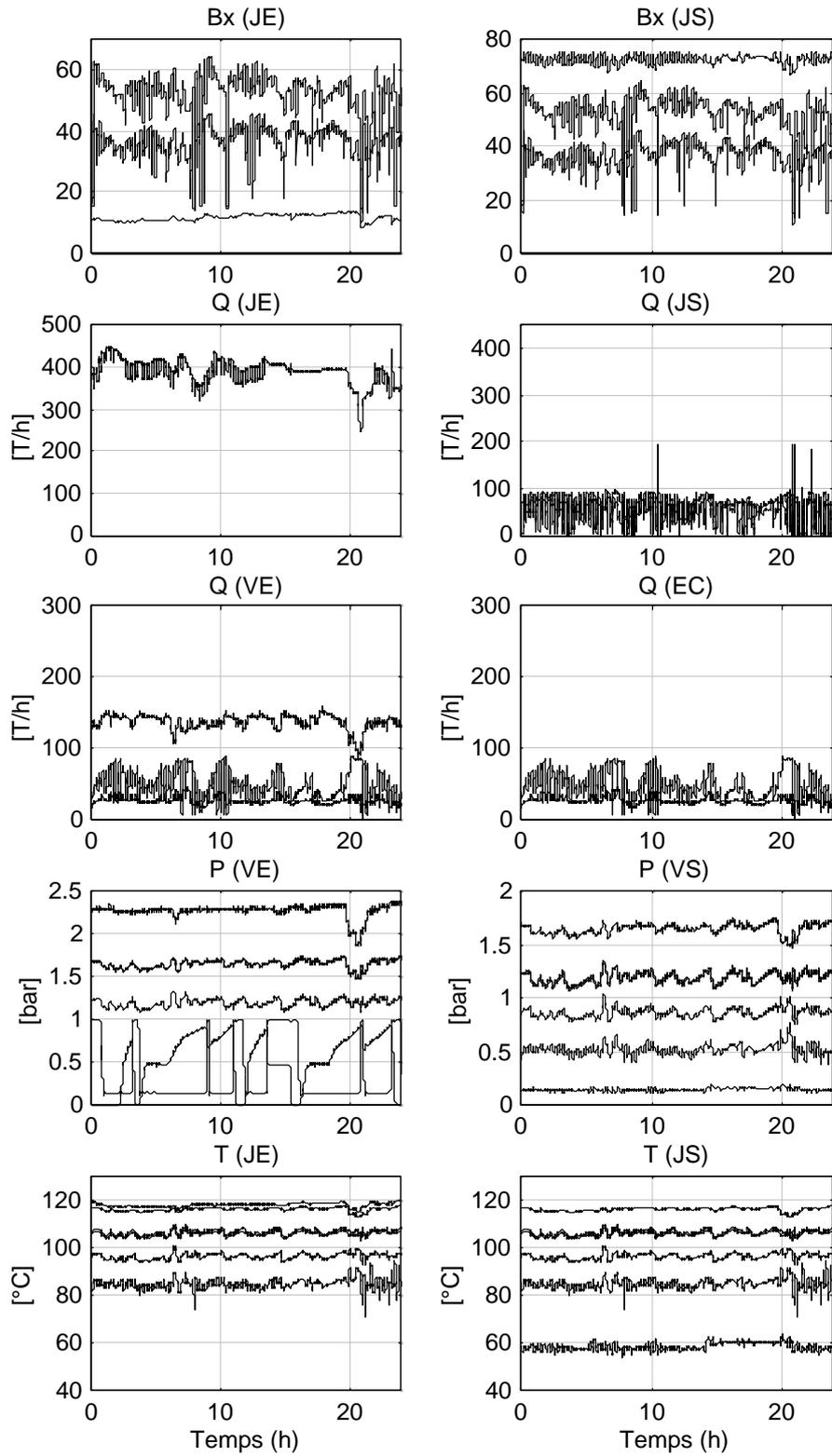


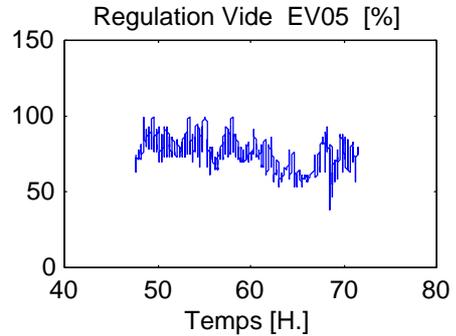
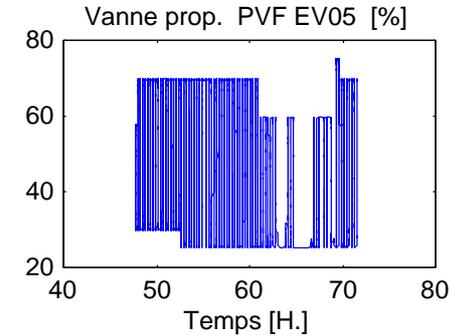
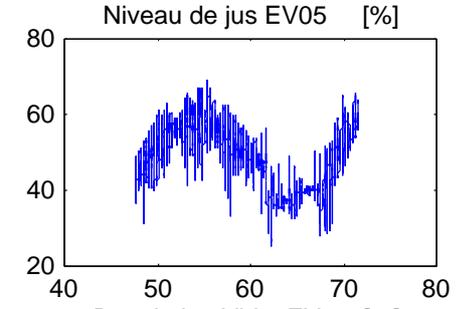
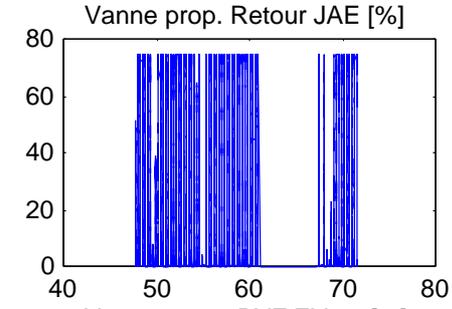
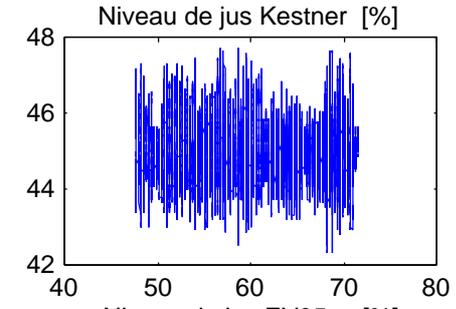
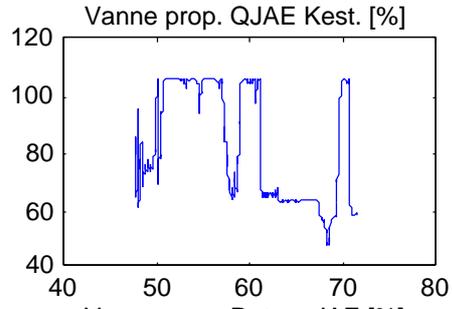
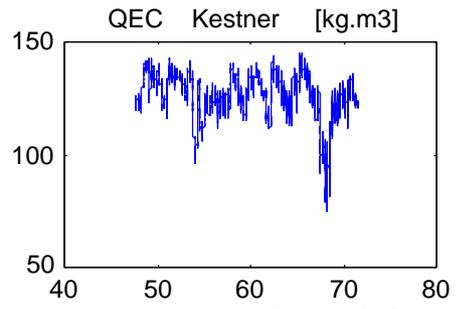
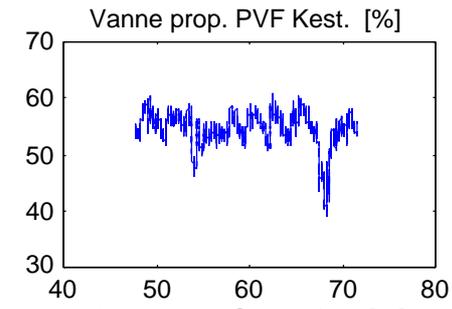
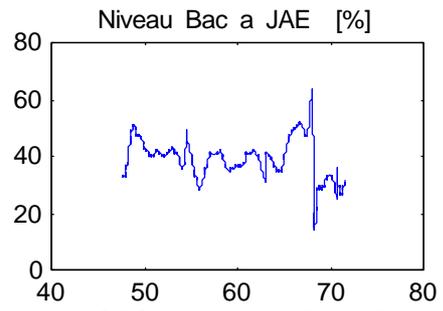
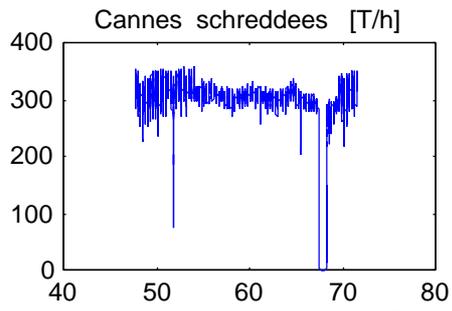




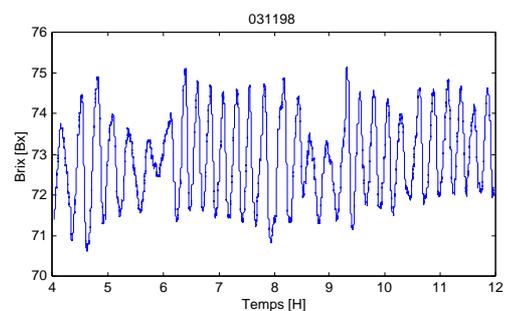
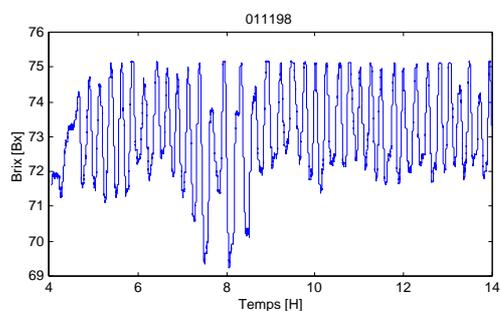
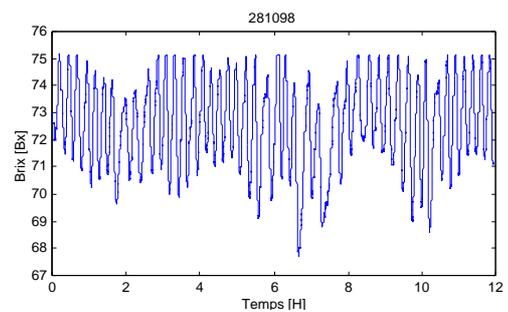
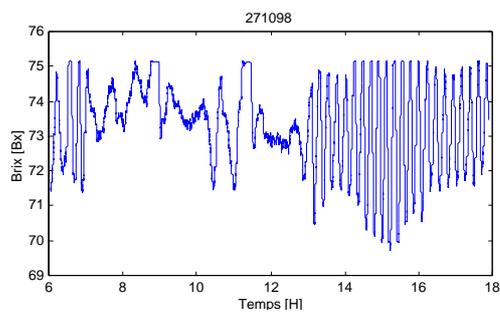
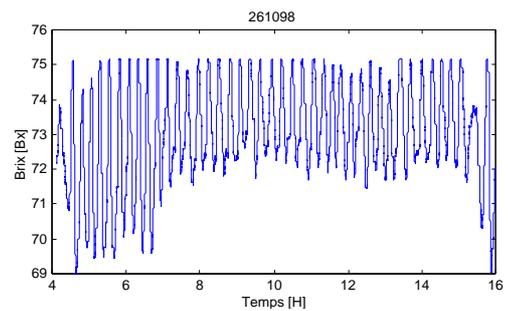
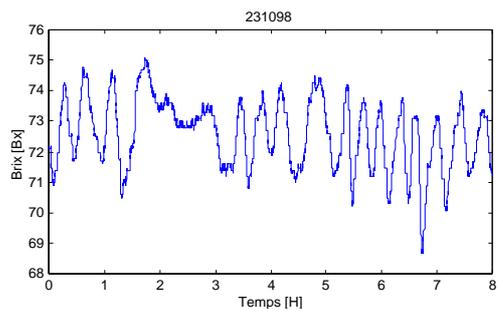
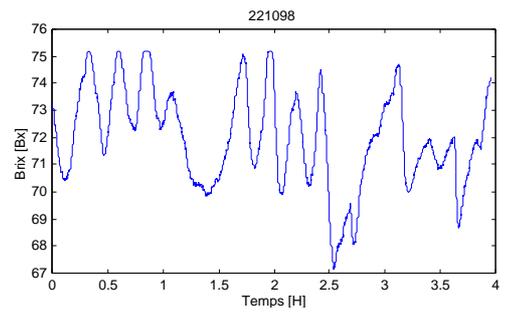
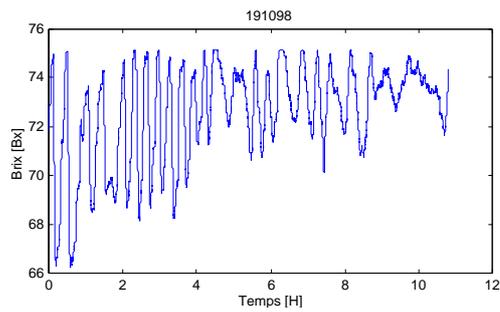
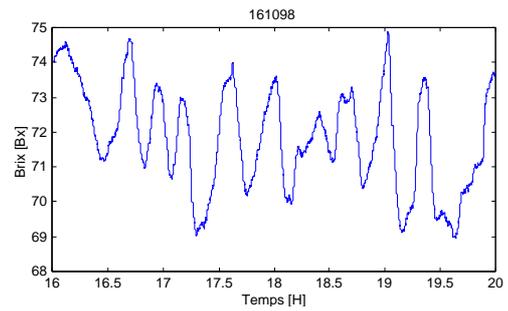
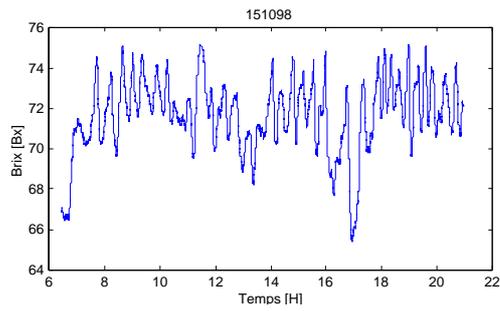


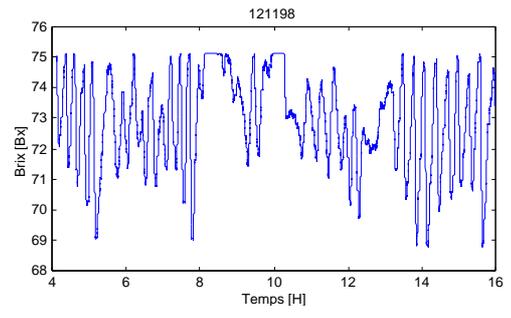
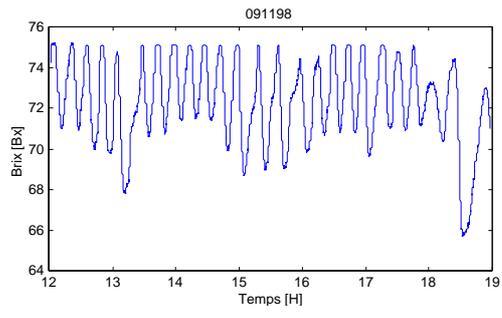






Suivi du Brix du sirop pendant la campagne 1998





C'est décidé
je vais de ce pas m'enrhumer
pour voir la neige

Sampû, Paroles du Japon
Albin Michel

**Les réseaux de neurones pour la
modélisation et le contrôle du procédé
d'évaporation : expérimentations et
applications industrielles
en sucrerie de cannes**

**Neural networks for
modelling and predictive control of an
evaporation process : tests and
industrial applications
in cane sugar mill**

Discipline : Génie des Procédés

Discipline : Process Engineering

Mots clés : Procédé d'évaporation, sucrerie de cannes, modèles mathématiques, réseaux de neurones, contrôle de procédés industriels, commande prédictive

Keywords : Process of evaporation, sugar cane factory, mathematical model, neural networks, process control, predictive control

Résumé

Abstract

Ce travail de recherche, consacré à la synthèse d'une commande prédictive à modèle neuronal du procédé d'évaporation en multiple-effets, s'inscrit dans la continuité des travaux menés au L.G.I. depuis plusieurs années.

This research work, devoted to the synthesis of a neural network model based predictive command of a multiple-effect evaporation process, is in keeping with the continuation of the research works undertaken for several years within the Industrial Engineering Laboratory.

Le mémoire de thèse s'articule en cinq chapitres : le premier présente l'atelier d'évaporation dans la chaîne de fabrication du sucre, et les développements théoriques et expérimentaux nécessaires à l'identification d'un modèle dynamique du procédé. Le chapitre 2 pose les bases théoriques du transfert technologique que constitue l'application des réseaux de neurones pour la modélisation et le contrôle des procédés industriels. La première partie de ce transfert technologique, décrite dans le chapitre 3, concerne l'identification de modèles du procédé d'évaporation, à partir de données expérimentales issues des campagnes de mesure menées à la sucrerie de Bois Rouge, La Réunion, en 1997 et 1998, et la simulation des modèles identifiés. Dans le chapitre 4, la problématique de l'automatisation du procédé, confrontée aux limites rencontrées par les schémas de régulation traditionnels, justifie la mise en œuvre d'une stratégie de commande avancée. Cette démarche, qui constitue la deuxième partie du transfert technologique que nous avons entrepris, aboutit à la mise en œuvre d'un schéma de commande prédictive mono variable basée sur un modèle à réseau de neurones, testé en simulation dans le chapitre 5. L'ensemble des résultats de simulation sont prometteurs, ce qui permet d'envisager l'implantation d'une stratégie similaire in situ dans les meilleurs délais.

The thesis consists in five chapters. The first one presents the evaporation stage in the production line, as well as both the theoretical and experimental developments required in order to identify a dynamic model of the plant. Chapter two lays the theoretical foundation of the technological transfer made up of the implementation of neural networks for the modelling and control of industrial processes. The first part of this technological transfer, described in chapter three, deals with the identification of evaporation process, as well as the simulation of identified models. These one has been identified using experimental data collected during measurement campaigns at the sugar factory of Bois-Rouge, Reunion Island, in 1997 and 1998. In chapter four, the problematic of the process control, confronted with the limits encountered by the traditional regulation schemes, warrant the implementation of a advanced control strategy. This approach, which makes up the second part of the technological transfer undertaken, leads us to the implementation of a mono variable predictive command scheme of the plant, based on a neural network model, which is tested through simulations in chapter five. The comprehensive results of the simulations are promising, which allows us to consider the implementation of a similar strategy in situ very soon.