



**HAL**  
open science

# Stratégies de commande intégrée intelligente de procédés de traitement des eaux usées par la digestion anaérobie

Salvador Carlos Hernandez

## ► To cite this version:

Salvador Carlos Hernandez. Stratégies de commande intégrée intelligente de procédés de traitement des eaux usées par la digestion anaérobie. Automatique / Robotique. Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, 2005. Français. NNT: . tel-00168403

**HAL Id: tel-00168403**

**<https://theses.hal.science/tel-00168403>**

Submitted on 28 Aug 2007

**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.

# Institut National Polytechnique de Grenoble

No. attribué par la bibliothèque

--	--	--	--	--	--	--	--	--	--

## THÈSE

*pour obtenir le grade de*

**DOCTEUR DE L'INPG**

*Spécialité : «AUTOMATIQUE-PRODUCTIVE»*

préparée au Laboratoire d'Automatique de Grenoble

dans le cadre de l'École Doctorale **EEATS**

«Électronique, Électrotechnique, Automatique, Télécommunication et Signal»

*présentée et soutenue publiquement*

*par*

**Salvador CARLOS HERNANDEZ**

le 11 juillet 2005

Titre :

**STRATEGIE DE COMMANDE INTEGREE INTELLIGENTE  
DE PROCEDES DE TRAITEMENT DES EAUX USEES PAR  
LA DIGESTION ANAEROBIE**

*Directeur de thèse :*

M. Jean-Francois BETEAU

**JURY :**

Mme.	S. Gentil	Présidente
Mme.	I. Queinnec	Rapporteur
M.	R. Moletta	Rapporteur
M.	E.N. Sanchez	Examinateur
M.	J.F. Béteau	Examinateur



## REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier aux membres du jury pour avoir accepté d'évaluer mes travaux de recherche :

Mme. Sylviane Gentil, présidente du jury qui a apporté des observations importantes pour l'amélioration du manuscrit.

Mme. Isabel Queinnec qui étant rapporteur a fait une grande quantité de critiques constructives sur le contenu du mémoire.

M. René Moletta, rapporteur qui, grâce a sa vaste connaissance du domaine de traitement de l'eau, a contribué avec ses remarques du côté biologique à enrichir ce mémoire.

M. Jean-François Beteau qui à part d'être examinateur a été mon directeur de thèse. Je profite de cet espace pour lui exprimer mes sincères remerciements pour son encadrement et sa patience, pour me transmettre son savoir faire et son expérience dans le domaine des bioprocédés.

M. Edgar Sanchez qui a été examinateur et un grand collaborateur de ce projet dans le cadre du Laboratoire Franco-Mexicain d'Automatique Appliquée, LAFMAA. Je lui remercie pour son soutien et sa précieuse aide pour l'obtention de la bourse qui m'a permis de venir en France.

Je voudrais également remercier le personnel du *LGP*<sub>2</sub>, spécialement Mme. Agnès Guillet, «Bobosse», Mohamed Aïchi, et le DEA de cette époque là, Frank Liaudet, pour sa vitale collaboration concernant la mise en place des prototypes au GSE.

Je suis reconnaissant au Conseil National de la Science et de la Technologie du Mexique, CONACYT, l'organisme qui m'a attribué une bourse pour réaliser mes études de doctorat.

Une mention spéciale à tout le personnel administratif et technique du LAG. Ils ont eu toujours une grande disponibilité quand j'ai eu besoin d'eux.

Je remercie énormément Rosa Abbou, ne seulement parce qu'elle a consacré une bonne partie de son temps et de son énergie à corriger mes premiers essais de rédaction du mémoire mais parce qu'elle m'a toujours motivé à faire de mon mieux.

Un grand remerciement aux personnes qui m'ont aidé à corriger l'avant dernière version de ma thèse : Cindy, Mathieu, Laurent, Emmanuel, David et le valencien.

Je ne peux pas oublier mes collègues du bureau Monika, Laurent, Rosa, Clarisse, Loïc, Samir, Abbas et Carmen, je leur rend hommage ici pour avoir partagé avec moi leur espace de travail ainsi que leur amitié. Ceci a fait du bureau B257e un endroit que je garderai toujours dans mon esprit.

Toute ma gratitude aux communautés étrangères qui convergent en France, particulièrement à Grenoble et avec qui j'ai eu un échange scientifique et culturel. Grâce à cet échange j'ai appris que l'amitié ne connaît ni langue ni race ni croyance, elle devient une langue, une race et une croyance universelles quand on est prêt à l'offrir sincèrement et sans réserve.

Je ne trouve pas de mots pour remercier la communauté mexicaine de Grenoble. Ils sont devenus plus que mes compatriotes, ils sont devenus ma famille et ils ont contribué énormément à faire de mon séjour en France quelque chose d'inoubliable.

À ma famille qui a toujours respecté mes décisions, qui m'a toujours soutenu inconditionnellement de tous côtés, qui m'a appris qu'il faut profiter au maximum de la vie et qu'il ne faut jamais oublier nos rêves : MERCI, MERCI, MERCI...!!!

Yo Nezahualcóyotl lo pregunto:  
¿Acaso de veras se vive con raíz en la tierra?  
No para siempre en la tierra:  
Sólo un instante aquí.  
Aunque sea de jade se quiebra,  
Aunque sea de oro se rompe,  
Aunque sea plumaje de quetzal se desgarrá.  
No para siempre en la tierra:  
Sólo un instante aquí.  
¿Con qué he de irme?  
¿Nada dejaré en pos de mí sobre la tierra?  
¿Cómo ha de actuar mi corazón?  
¿Acaso en vano venimos a vivir,  
a brotar sobre la tierra?  
Dejemos al menos flores  
Dejemos al menos cantos

*Nezahualcoyotl, rey poeta, 1450*

Moi, Nezahualcoyotl, je le demande :  
Vit-on en réalité ayant une racine dans la Terre?  
Non pour toujours sur cette terre :  
Seulement un instant ici.  
Ça se brise même en étant en jade  
Ça se rompt même en étant en or  
Même le plumage du quetzal se déchire  
Non pour toujours sur cette terre :  
Seulement un instant ici.  
Comment vais-je partir?  
Ne vais-je rien laisser de moi sur la terre?  
Comment va-t-il agir mon cœur?  
Venons-nous peut être vivre en vain,  
pousser sur la terre?  
Laissons au moins des fleurs  
Laissons au moins des chants.

*Nezahualcoyotl, roi poète, 1450*



# Table des matières

Glossaire	v
Introduction	1
<b>1 Etude bibliographique de la digestion anaérobie</b>	<b>5</b>
1.1 Présentation générale du procédé . . . . .	7
1.1.1 Le bioréacteur . . . . .	7
1.1.2 Le substrat . . . . .	8
1.1.3 Les étapes du procédé et les micro-organismes . . . . .	9
1.1.4 Les conditions opératoires . . . . .	10
1.2 Modélisation du procédé de digestion anaérobie . . . . .	11
1.2.1 Modélisation biologique et physico-chimique . . . . .	12
1.2.2 Modélisation hydrodynamique d'un réacteur parfaitement agité . . . . .	15
1.2.3 Modélisation hydrodynamique d'un réacteur à lit fluidisé . . . . .	17
1.3 Analyse du modèle de la digestion anaérobie . . . . .	21
1.3.1 Analyse du modèle du réacteur parfaitement agité . . . . .	21
1.3.2 Analyse du modèle du réacteur à lit fluidisé . . . . .	24
1.4 Etat de l'art de l'observation et de la commande . . . . .	25
1.4.1 Observation d'état de la digestion anaérobie . . . . .	25
1.4.2 Commande de la digestion anaérobie . . . . .	31
1.5 Conclusions . . . . .	35
<b>2 Outils pour l'observation et la commande</b>	<b>37</b>
2.1 La logique floue . . . . .	39
2.1.1 Principe de l'inférence floue . . . . .	39
2.1.2 Fuzzification . . . . .	40
2.1.3 Base de connaissances . . . . .	41
2.1.4 Défuzzification . . . . .	43
2.2 Les systèmes flous fonctionnels : l'approche de Takagi-Sugeno . . . . .	44
2.3 Le correcteur proportionnel intégral flou minimal . . . . .	46
2.3.1 Description du correcteur PI flou minimal . . . . .	46
2.3.2 Principe du correcteur PI flou minimal . . . . .	47
2.4 L'analyse en composantes principales . . . . .	51
2.4.1 Le principe de l'analyse en composantes principales . . . . .	51
2.4.2 Formulation mathématique . . . . .	51
2.4.3 Représentation graphique . . . . .	52
2.4.4 Interprétation des résultats . . . . .	54

2.5	Conclusions . . . . .	55
<b>3</b>	<b>Matériels et méthodes</b>	<b>57</b>
3.1	Présentation des matériels . . . . .	59
3.1.1	Les bactéries . . . . .	59
3.1.2	Le pilote du réacteur parfaitement agité . . . . .	60
3.1.3	Le pilote du réacteur à lit fluidisé . . . . .	62
3.2	Mise en œuvre expérimentale . . . . .	64
3.2.1	Remarques préliminaires . . . . .	64
3.2.2	Mise en œuvre du réacteur parfaitement agité . . . . .	68
3.2.3	Exploitation des données . . . . .	72
3.2.4	Mise en œuvre du réacteur à lit fluidisé . . . . .	76
3.3	Conclusions . . . . .	77
<b>4</b>	<b>Observation d'état de la digestion anaérobie</b>	<b>79</b>
4.1	Problématique et motivations . . . . .	81
4.2	Le cas du réacteur parfaitement agité . . . . .	81
4.2.1	Choix des variables floues . . . . .	82
4.2.2	Mise en œuvre de l'observateur . . . . .	88
4.2.3	Validation de l'observateur . . . . .	92
4.3	Le cas du réacteur à lit fluidisé . . . . .	97
4.3.1	Choix de variables floues . . . . .	98
4.3.2	Mise en œuvre de l'observateur . . . . .	103
4.3.3	Validation de l'observateur . . . . .	105
4.4	Conclusions . . . . .	107
<b>5</b>	<b>Commande de la digestion anaérobie</b>	<b>109</b>
5.1	Problématique et objectifs de la commande . . . . .	111
5.2	Stratégie de commande du procédé en réacteur parfaitement agité . . . . .	112
5.2.1	Choix des variables d'action . . . . .	112
5.2.2	Superviseur Takagi-Sugeno . . . . .	113
5.2.3	Réduction du nombre des variables floues . . . . .	115
5.2.4	Etude des correcteurs PI L/A flous . . . . .	117
5.2.5	Validation de la stratégie . . . . .	123
5.3	Stratégie de commande du procédé en réacteur à lit fluidisé . . . . .	126
5.3.1	Action de commande par l'ajout de bicarbonate . . . . .	127
5.3.2	Action de commande par le débit d'entrée . . . . .	128
5.3.3	Superviseur Takagi-Sugeno . . . . .	129
5.3.4	Validation de la stratégie . . . . .	130
5.4	Conclusions . . . . .	132
	<b>Conclusion</b>	<b>135</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>139</b>
	<b>Annexes</b>	<b>144</b>

<b>A</b>	<b>La méthode de collocation orthogonale</b>	<b>145</b>
A.1	Principe de la méthode . . . . .	145
A.2	Matrice de collocation du RLF . . . . .	146
<b>B</b>	<b>Calcul du point d'équilibre</b>	<b>147</b>
B.1	Modèle du RPA sans filtre de biomasse . . . . .	147
B.2	Modèle du RPA avec filtre de biomasse . . . . .	148
<b>C</b>	<b>Protocoles expérimentaux</b>	<b>151</b>
C.1	Expérience en batch . . . . .	151
C.2	Expérience en continu . . . . .	152
C.3	Manipulation du chromatographe . . . . .	152
C.3.1	Mise en route . . . . .	152
C.3.2	Analyse du gaz . . . . .	153
C.4	Mesure de DCO . . . . .	154
<b>D</b>	<b>Etalonnage des équipements</b>	<b>155</b>
D.1	Etalonnage de la sonde de pH . . . . .	155
D.2	Etalonnage de la sonde de température . . . . .	155
D.3	Etalonnage de la balance électronique . . . . .	156
D.4	Etalonnage du chromatographe . . . . .	156
D.5	Etalonnage des pompes . . . . .	157
D.6	Etalonnage du système de purge . . . . .	157
<b>E</b>	<b>Théorème de Rosenbrock</b>	<b>159</b>
E.1	Observabilité . . . . .	159
E.2	Commandabilité . . . . .	159



# Glossaire

## Acronymes

ACP	Analyse en Composantes Principales
AGV	Acides Gras Volatiles
COJ	Charge Organique Journalière
DCO	Demande Chimique en Oxygène
L/A	Technique de commande L/A
LVT	Modèle Linéaire Variable dans le Temps
PPO	Papier Pour Ondulés
PI	Correcteur Proportionnel Intégral
PI L/A	Correcteur Proportionnel Intégral sous forme L/A
RPA	Réacteur Parfaitement Agité
RLF	Réacteur à Lit Fluidisé

## Constantes

$A_2$	Amplitude d'une perturbation en entrée
$B^*$	Valeur de référence du bicarbonate
$b_{inc\_min}$	Valeur minimale de la variable d'action $b_{inc}$
$F_j, \bar{G}_j, H_j$	Matrices jacobiennes représentant un système linéaire
$G_e$	Coefficient d'ajustement flou de l'erreur
$G_r$	Coefficient d'ajustement flou du taux de variation de l'erreur
$G_u$	Coefficient d'ajustement flou de l'entrée
$K_a$	Constante d'acidité du couple $HS/S^-$
$K_b$	Constante d'acidité du couple $CO_{2D}/B$
$K_{d1}$	Taux de mortalité de la biomasse $X_1$
$K_{d2}$	Taux de mortalité de la biomasse $X_2$
$K_h$	Constante de Henry en mol/lit atm
$K_i$	Gain intégral d'un correcteur PI
$K_{if}$	Gain intégral d'un correcteur PI flou
$K_{i1}$	Constante d'inhibition de la biomasse $X_1$
$K_{i2}$	Constante d'inhibition de la biomasse $X_2$
$K_p$	Gain proportionnel d'un correcteur PI
$K_{pf}$	Gain proportionnel d'un correcteur PI flou
$K_{s1}$	Constante de saturation de la biomasse $X_1$
$K_{s2}$	Constante de saturation de la biomasse $X_2$
$K_R$	Matrice des rendements biologiques

$k$	Nombre entier désignant un échantillon
$L$	Coefficient représentant l'amplitude de $e_k$ et $r_k$
$L_h$	Matrice des phénomènes hydrodynamiques
$l_{ij}$	$i^{eme}$ ligne de la matrice de collocation
$l_{0i}$	$i^{eme}$ valeur du vecteur d'entrée $l_0$ de la matrice de collocation
$M_{cp}$	Matrice des composantes principales
$P_t$	Pression totale en atm
$Q_r$	Débit de recirculation en l/h
$R_1, \dots, R_6$	Coefficients de rendement produit/biomasse (RPA)
$s_i$	Section transversale du réacteur
$T_e$	Période d'échantillonnage
$T_j$	Matrices de transformation linéaire
$t_r$	Temps de recirculation
$V$	Volume du réacteur en l
$Y_1, Y_2$	Coefficients de rendements produit/biomasse (RLF)
$\Delta V_{ri}$	Volume compris entre deux points de collocation
$\mu_{1max}$	Valeur maximale du taux de croissance $\mu_1$ en $h^{-1}$
$\mu_{2max}$	Valeur maximale du taux de croissance $\mu_2$ en $h^{-1}$
$\Upsilon_n$	Matrice des données pour un ACP

## Variables

$1/T$	Temps avant que le système tende définitivement au lessivage
$B$	Bicarbonate en mol/l
$B_k$	Bicarbonate mesuré à l'instant $k$
$b_{inc}$	Variable d'action par l'ajout de bicarbonate
$CO_{2D}$	Dioxyde de carbone dissous en mol/l
$\frac{COJ}{X_2}$	Charge Organique Journalière par unité de biomasse
$D$	Taux de dilution en $h^{-1}$
$D_k$	Variable d'action par le taux de dilution à l'instant $k$
$D_a$	Coefficient de dispersion axiale en $m^2/s$
$e_k$	Erreur de régulation à l'instant $k$
$\tilde{e}_k$	Erreur de régulation fuzzifiée à l'instant $k$
$F_S$	Vecteur des flux massiques d'entrée (substrat)
$f, g, h$	Fonctions représentant un système non linéaire
$HS$	Forme non ionisée de l'acide acétique en mol/l
$HS_{moy}$	$HS$ moyen dans le RLF en mol/l
$H^+$	Ions d'hydrogène en mol/l
$IC$	Carbone inorganique en mol/l
$IC_e$	Carbone inorganique en entrée mol/l
$Q$	Débit total d'alimentation en l/h
$Q_e$	Débit d'entrée en l/h
$Q_s$	Débit de sortie en l/h
$Q_{CH_4}$	Taux de production du méthane en mol/h
$Q_{CO_2}$	Taux de production du méthane en mol/h
$Q_G$	Vecteur des flux massiques de sortie (gaz)
$r$	Taux de recyclage

---

$r_k$	Taux de variation de l'erreur de régulation à l'instant $k$
$\tilde{r}_k$	Taux de variation de l'erreur fuzzifié à l'instant $k$
$S^-$	Forme acide de l'acide acétique en mol/l
$S_1$	Substrat équivalent glucose en mol/l
$S_{1e}$	Substrat équivalent glucose en entrée en mol/l
$S_2$	Substrat équivalent acide acétique en mol/l
$S_{2e}$	Substrat équivalent acide acétique en entrée mol/l
$t$	Variable représentant le temps
$U_i$	Vitesse interstitielle en m/s
$u$	Variables d'entrée pour une représentation non linéaire
$u_k$	Variable d'entrée à l'instant $k$
$\tilde{u}_k$	Variable d'entrée fuzzifiée à l'instant $k$
$U$	Vecteur d'entrées pour une représentation linéaire
$y$	Vecteur de sorties pour une représentation non linéaire
$y_k$	Variable de sortie à l'instant $k$
$Y$	Variable de sortie pour une représentation linéaire
$\hat{Y}_j$	Vecteur de sorties de sortie estimées pour la représentation linéaire $j$
$X_1$	Biomasse des étapes rapides en unités arbitraires
$X_2$	Biomasse de l'étape lente en unités arbitraires
$X_{dj}$	Vecteur des états pour la représentation linéaire $j$
$\hat{X}_{dj}$	Vecteur des états estimés pour la représentation linéaire $j$
$x$	Vecteur d'états (représentation non-linéaire)
$x_d$	Vecteur des variables différentielles
$x_a$	Vecteur des variables algébriques
$Z$	Cations en mol/l
$Z_e$	Cations en entrée en mol/l
$z$	Variable représentant l'espace
$\xi$	Représentation alternative du vecteur d'état
$\rho$	Vecteur des cinétiques biologiques
$\zeta$	Transformation d'état des représentations non linéaires
$\kappa$	Dynamiques biologiques
$\lambda$	Fonction de la loi des pressions partielles de Dalton pour $CO_{2D}$
$\lambda_{lf}$	$\lambda$ dans le RLF
$\mu$	Taux de croissance biologique
$\mu_1$	Taux de croissance de la biomasse $X_1$
$\mu_2$	Taux de croissance de la biomasse $X_2$
$\tau$	Phénomènes hydrodynamiques
$\gamma$	Degré d'appartenance dans en ensemble flou
$\Delta u_{PIf}$	Sortie incrémentale d'un PI flou

---



# *Introduction générale*

L'environnement et le développement industriel de la société actuelle doivent toujours être en harmonie. En effet, pour maintenir un taux de production compétitif, les industries ont tendance soit à s'élargir soit à optimiser leurs ressources humaines et matérielles. Ceci implique un besoin croissant en matières premières et par conséquent une augmentation des éléments qui seront rejetés dans l'environnement. Ainsi, l'accumulation des déchets sous une forme non assimilable par l'écosystème peut mettre la planète en danger. Pour éviter cela, le développement durable doit être considéré comme une politique fondamentale de toute société qui cherche à garder sa place dans le marché actuel. Ainsi, une des manières d'aider à maintenir l'équilibre des écosystèmes est d'avoir une culture du recyclage. Au niveau industriel, cette dernière peut être adoptée soit en trouvant de nouveaux procédés qui utilisent comme matières premières les déchets d'un autre, soit en traitant les rejets pour qu'ils soient sous une forme telle qu'ils peuvent être ré-introduits dans le cycle écologique de la planète.

Dans le cas de l'eau, il y a plusieurs types de polluants, tels que les matières en suspension, la pollution organique, la pollution microbiologique, les matières fertilisantes, les sels minéraux, les polluants métalliques et les polluants chimiques. Les sources des éléments polluants proviennent essentiellement des activités humaines. Ainsi, on distingue deux grandes catégories d'effluents : les eaux usées urbaines et les effluents industriels. Dans nos travaux de recherche, nous allons considérer le cas des effluents industriels notamment les effluents organiques provenant de l'industrie papetière. En effet, en France, cette dernière produit une quantité considérable d'effluents organiques qui doivent être traités pour respecter les strictes normes de rejet établies afin de limiter la pollution de l'eau. La dépollution de ce type d'effluents se fait classiquement par voie biologique, c'est-à-dire en utilisant des micro-organismes.

Une méthode efficace pour traiter les effluents fortement chargés de matière organique est la digestion anaérobie. Ce procédé fait intervenir des bactéries qui vivent en absence d'oxygène et qui transforment les polluants organiques en biogaz. Ce dernier peut être utilisé comme source d'énergie car il est composé principalement de méthane et de dioxyde de carbone. Cependant, à cause de sa sensibilité aux conditions opératoires, la digestion anaérobie a été un peu écartée par les industriels. En effet, ce procédé est facilement déstabilisable et sa remise en route demande de longs délais (plus d'un mois), ce qui n'est pas convenable pour les industriels ni du point de vue pratique ni du point de vue économique. Pour cette raison, la communauté scientifique de l'automatique s'intéressant aux bioprocédés a étudié la digestion anaérobie en termes de modélisation, d'observation d'état et de commande. Dans ce contexte, le but des études scientifiques est de garantir un fonctionnement adéquat de ce procédé de manière à profiter le mieux

possible des avantages qu'il offre. Les principaux problèmes que la digestion anaérobie impose sont la modélisation des nombreux phénomènes intervenants dans le procédé, l'estimation des états non mesurables ou à accès difficile, la stabilisation du procédé, l'optimisation du gaz produit, l'élimination efficace des polluants, entre autres. Par ailleurs la technologie des bioréacteurs, le récipient où se déroule la digestion anaérobie, induit aussi certains problèmes à cause de comportements hydrodynamiques spécifiques.

Pour résoudre cette diversité de problèmes, la communauté scientifique a fait appel à la plupart des techniques existantes. Concernant la commande de la digestion anaérobie, les travaux de recherche envisagent, d'une manière générale, la solution d'un seul problème à la fois suivant une approche «mono-variable». Ainsi, les lois de commande sont conçues soit pour stabiliser le procédé vis-à-vis de surcharges organiques soit pour optimiser la production de biogaz soit pour la régulation d'une des variables intervenant dans le procédé. Cette approche «mono-variable» répond à des problématiques apparemment contradictoires en terme d'objectifs, c'est-à-dire qu'un objectif atteint peut en affecter un autre. Par ailleurs, les techniques de commande les plus performantes peuvent imposer des contraintes de mise en œuvre à cause des mesures dont elles ont besoin. De plus, les techniques de commande ainsi que les paramètres de réglage utilisés risquent d'être incompréhensibles pour les opérateurs des stations d'épuration qui n'ont pas forcément des connaissances précises de telle ou telle technique.

Dans ce cadre, une nouvelle stratégie de commande est introduite afin de satisfaire plusieurs objectifs simultanément : la tolérance du procédé aux surcharges organiques, le respect du compromis entre la production de gaz et la pollution rejetée en sortie, et l'amélioration des performances en terme de temps de réponse. Cette stratégie tient compte aussi de la connaissance empirique du procédé et les termes utilisés lors de sa mise en œuvre sont tout à fait familiers aux opérateurs des stations d'épuration.

Ainsi, cette thèse se situe dans le cadre de l'observation d'état et de la commande du procédé de digestion anaérobie pour le traitement des effluents de l'industrie papetière avec deux types de réacteurs : parfaitement agité et à lit fluidisé. Les objectifs principaux de notre étude sont donc les suivants :

- Proposer un observateur d'état de la digestion anaérobie qui permette d'estimer les états non mesurables, tels que la biomasse, souvent utilisés pour l'élaboration des stratégies de commande. Pour ce faire, une analyse en composantes principales est réalisée afin de faciliter la conception d'un observateur de type Takagi-Sugeno.
- Elaborer une stratégie de commande intégrée intelligente qui rende le procédé performant vis-à-vis des surcharges organiques tout en respectant un compromis entre la production de biogaz et l'élimination des composants organiques. Cette stratégie est intégrée car elle utilise différentes lois de commande qui sont appliquées en fonction de l'état du système. Elle est intelligente car les lois de commande ainsi que le mécanisme de supervision, permettant de choisir parmi ces lois de commande, sont mis en place suivant les principes de la commande intelligente, notamment la commande floue.

- Mettre en place une étape expérimentale ayant pour buts la ré-identification des paramètres d'un modèle de la digestion anaérobie ainsi que la validation de l'observateur d'état proposé. Pour atteindre ces derniers objectifs, une étape d'instrumentation d'un prototype expérimental est prévue. Ce prototype a été géré en collaboration avec le Laboratoire de Génie de Procédés Papetiers.

Les travaux de recherche présentés dans ce mémoire sont organisés comme suit. Dans le chapitre 1 le procédé de digestion anaérobie est présenté. Les modèles du procédé en réacteur parfaitement agité et en réacteur à lit fluidisé établis dans des études précédentes sont introduits ainsi qu'un état de l'art concernant l'observation d'état et la commande pour chacun des deux réacteurs considérés. De cette manière le lecteur pourra comprendre les bases de ce bioprocédé.

Le chapitre 2 est consacré à la description des techniques nécessaires à l'élaboration d'un observateur d'état et de la stratégie de commande intégrée intelligente. Notamment, les principes de la commande floue ainsi que de l'analyse en composantes principales seront abordés.

Au cours du chapitre 3, l'étude expérimentale du procédé de digestion anaérobie est réalisée. Ce chapitre est divisé en deux paragraphes principaux. Le premier d'entre eux est dédié à l'instrumentation des réacteurs considérés. Le deuxième paragraphe concerne la mise en œuvre expérimentale ainsi que l'exploitation des données pour la ré-identification des paramètres du modèle de la digestion anaérobie.

Le rôle du chapitre 4 est de proposer un observateur flou pour la digestion anaérobie. La première partie du chapitre est dédiée à l'estimation d'état du procédé en réacteur parfaitement agité. Une validation expérimentale de l'observateur proposé est aussi présentée. La deuxième partie du chapitre est consacrée au même sujet dans un réacteur à lit fluidisé.

Au début du chapitre 5, le principe de la stratégie de commande intégrée intelligente est présenté. Ensuite le cas de la commande du procédé en réacteur parfaitement agité est abordé puis celui du procédé en réacteur à lit fluidisé.

Enfin, ce mémoire sera achevé par des conclusions et des perspectives sur les travaux de recherche.



# Chapitre 1

## *Etude bibliographique de la digestion anaérobie*

*Ce chapitre est consacré à l'étude bibliographique de la digestion anaérobie. Tout d'abord, les éléments nécessaires pour l'existence de ce bioprocédé sont présentés : le réacteur, les bactéries, les substrats et les conditions opératoires. Ensuite, les quatre étapes structurant le bioprocédé sont décrites pour reconnaître les différents phénomènes et variables intervenant et qui permettront d'établir un modèle général adapté à la conception des lois de commande. Ce modèle sera ensuite complété pour représenter le bioprocédé en deux structures différentes : un réacteur parfaitement agité (RPA) et un réacteur à lit fluidisé (RLF). Une analyse de stabilité des modèles ainsi qu'un état de l'art des observateurs et des stratégies de commande pour les structures considérées sont présentés.*



## 1.1 Présentation générale du procédé

La digestion anaérobie est un bioprocédé couramment utilisé pour la dépollution des effluents chargés de matière organique. En effet, certains secteurs comme l'industrie papetière et l'industrie agro-alimentaire génèrent de grandes quantités de polluants organiques. Dans ce contexte, les micro-organismes qui sont à l'origine de la digestion anaérobie permettent la dégradation des substrats organiques complexes en biogaz. Par ailleurs, ce bioprocédé comporte un intérêt énergétique additionnel car le biogaz produit est composé principalement de dioxyde de carbone et de méthane, ce dernier peut être utilisé comme source d'énergie. Ainsi, à part les **micro-organismes**, il y a deux éléments nécessaires pour l'existence de ce bioprocédé, à savoir un **bioréacteur** et un **substrat**. En effet, le procédé de digestion anaérobie se déroule en absence d'oxygène dans le bioréacteur où les micro-organismes transforment le substrat chargé de matière organique en gaz suivant **quatre étapes successives**. Cet environnement doit remplir certaines **conditions opératoires** pour que la digestion anaérobie ait lieu : une température constante autour de 35 °C, un pH et une alimentation du substrat sans variations significatives. Dans ce paragraphe, nous allons décrire brièvement le bioréacteur, les micro-organismes et le substrat que nous venons présenter.

### 1.1.1 Le bioréacteur

Un bioréacteur, autrement connu comme fermenteur, est le récipient où se produit la synthèse du méthane à partir du substrat. D'une manière générale, le bioréacteur est constitué d'une alimentation en substrat à un débit  $Q_e$ , d'une extraction du milieu déjà traité à un débit  $Q_s$  et d'une sortie du gaz produit (Figure 1.1).

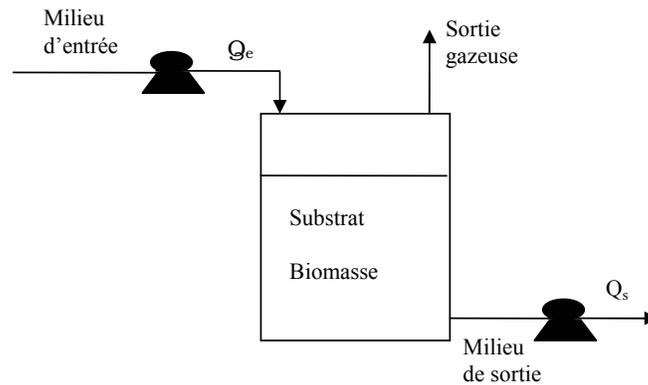


FIG. 1.1 – Constitution du bioréacteur pour la digestion anaérobie

Le bioréacteur peut avoir différents modes opératoires, à savoir, les modes discontinu, semi-continu et continu. Dans le premier cas, couramment désigné par le terme anglais «batch», les bactéries et le substrat sont laissés à l'intérieur du bioréacteur sans aucune intervention additionnelle ( $Q_e = Q_s = 0$ ) ; l'expérience est considérée terminée lorsque les bactéries ont dégradé la totalité du milieu. Dans le fonctionnement semi-continu, connu aussi comme «fed-batch», le fermenteur est alimenté progressivement en substrat mais sans extraction du milieu ( $Q_e \neq 0, Q_s = 0$ ) ; l'expérience est arrêtée une fois que le bioréacteur est plein. Ce mode opératoire est utilisé pour les volumes en expansion. Concernant le

mode continu, l'alimentation et l'extraction du milieu sont effectuées avec le même débit ( $Q_e = Q_s \neq 0$ ) pour avoir un volume constant à l'intérieur du réacteur. En théorie, une expérience en mode continu peut avoir une durée infinie, structurée en deux étapes : l'étape de démarrage qui consiste en l'adaptation des bactéries aux conditions opératoires, et l'étape en régime permanent qui commence lorsque le procédé atteint son point de fonctionnement. Ce dernier mode opératoire est le plus intéressant car le traitement du substrat et la récupération du gaz produit peuvent être effectués en permanence. Dans le domaine de la dépollution des effluents industriels faisant intervenir la digestion anaérobie, le mode opératoire couramment utilisé est le mode continu. En effet, les substrats à traiter arrivent aux stations d'épuration de manière continue pendant toute la journée. Dans le cadre de notre étude expérimentale, nous considérerons le mode batch et le mode continu. Le mode batch sera utilisé pour réveiller les bactéries qui ont été inactives pendant une longue période de temps. En revanche, le mode continu sera utilisé pour la validation des stratégies d'observation et de commande.

Par ailleurs, les concepteurs des réacteurs développent de nouvelles structures qui permettent d'améliorer les performances des bioprocédés, en terme de rendement de production de biogaz et de dépollution des effluents entre autre. En contrepartie, cette innovation entraîne des comportements plus difficiles à maîtriser, comme le comportement hydrodynamique. Dans nos travaux de recherche, deux de ces structures font partie de nos objets d'étude : un réacteur parfaitement agité (RPA) et un réacteur à lit fluidisé (RLF).

### 1.1.2 Le substrat

Il s'agit d'un effluent à forte concentration de matière organique. Principalement, il est composé de macromolécules complexes, telles que les glucides, les lipides et les protides. Dans l'exemple support de nos travaux de recherche les effluents issus de l'industrie papetière sont approchés par un substrat synthétique. Le tableau 1.1 montre les composants utilisés pour la préparation du substrat.

<i>Produit</i>	<i>Formule</i>	<i>Concentration (g/l)</i>
Amidon de maïs	$(C_6H_{12}O_6)_n$	0,350
Maltose	$(C_6H_{12}O_6)_2$	0,230
Glucose	$C_6H_{12}O_6$	0,0093
Acide lactique	$CH_3 - CHOH - COOH$	0,0940
Acide acétique	$CH_3 - COOH$	0,1870
Acide propionique	$CH_3 - CH_2 - COOH$	0,0330
Chlorure d'ammonium	$NH_4Cl$	0,0637
Hydrogénophosphate de potassium	$KH_2PO_4$	0,0146
Chlorure de Fer III	$FeCl_3$	0,0024
Chlorure de Cobalt	$CoCl_2$	0,0500
Nitrate de Nickel	$NiNO_3$	0,0050
Chlorure de Calcium	$CaCl_2$	0,0367
Sulfate de Magnésium	$MgSO_4$	0,0760

TAB. 1.1 – *Composition de 1l de substrat à 1 g/l de DCO*

Plusieurs études précédentes, notamment celle de [Barascud, 1993], ont montré que cette composition est très proche de la composition réelle moyenne des effluents issus de la

fabrication du papier pour ondulés (PPO). Le substrat peut être plus ou moins chargé en fonction de la quantité utilisée de chaque composant. Les concentrations indiquées dans le tableau (1.1) correspondent à une composition de 1 litre de substrat à 1g/l de DCO (Demande Chimique en Oxygène) qui est un indicatif de la matière organique fermentescible présente dans le milieu. En effet, la DCO est particulièrement indiquée pour mesurer la pollution d'un effluent industriel ([Degremont, 2000]).

### 1.1.3 Les étapes du procédé et les micro-organismes

La digestion anaérobie se déroule en quatre étapes successives : l'hydrolyse, l'acidogénèse, l'acétogénèse et la méthanogénèse. Chacune des étapes est développée par une population bactérienne différente, à savoir, les hydrolytiques, les acidogènes, les acétogènes et les méthanogènes. Ces micro-organismes sont aussi connus sous le nom de biomasse. Par ailleurs, dans [Gujer et Zenhder, 1983; Mosey, 1983; Moletta, 1989] les auteurs ont proposés plusieurs schémas du procédé. Nous présentons dans la figure 1.2 un schéma simplifié du procédé basé sur celui proposé par [Mosey, 1983]. Nous considérons ce schéma car il donne une idée claire du procédé et il va permettre de déduire un schéma fonctionnel adéquat pour l'étape de modélisation.

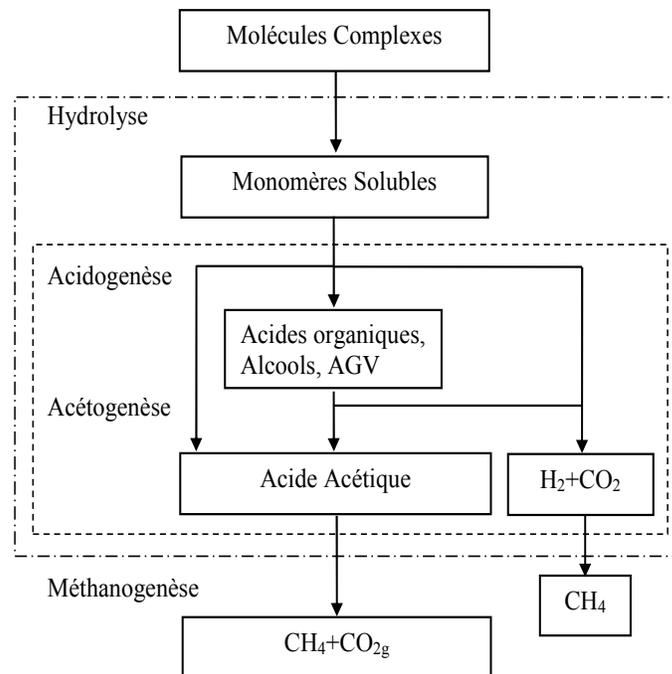


FIG. 1.2 – Les étapes de la digestion anaérobie

- **Hydrolyse**. Dans cette étape, il y a production d'enzymes par les bactéries hydrolytiques. Ces enzymes permettent de dégrader les molécules complexes en monomères solubles.
- **Acidogénèse**. Les monomères sont transformés par les bactéries acidogènes en acides organiques, alcools et AGV (acides gras volatiles, principalement l'acide acétique, le propionique, le butyrique entre autre). Les bactéries intervenant dans ces deux premières étapes sont de type anaérobies facultatives, c'est-à-dire, l'oxygène

ne représente pas un élément toxique pour elles et il peut être utilisé (ainsi que l'hydrogène) comme source d'énergie par les bactéries.

- **Acétogenèse.** Cette étape est développée par les bactéries acétogènes, dont leurs travail consiste à synthétiser l'acide acétique à partir des AGV produits dans les phases précédentes.
- **Méthanogenèse.** Dans cette étape, le méthane est aussi produit par deux voies : à partir de l'acide acétique (sous l'action des bactéries acétoclastes) et en utilisant l'hydrogène et le dioxyde de carbone produits précédemment. La première voie apporte 70 % de la production du méthane, les 30 % restants sont issus de la seconde voie. Les bactéries participant aux deux dernières phases sont des anaérobies strictes.

Ainsi, la digestion anaérobie suit un enchaînement d'étapes successives où les produits formés servent de substrat pour l'étape suivante. Cette dépendance peut entraîner certains problèmes car les étapes ont des vitesses différentes et elles doivent néanmoins être synchronisées. Les bactéries des deux dernières phases (qui sont des anaérobies strictes) ne sont en activité que quand les deux premières populations ont consommé la totalité de l'oxygène. Cela peut occasionner l'accumulation des produits inhibiteurs qui risquent de bloquer le procédé. C'est la raison pour laquelle il est nécessaire de connaître les étapes qui pourraient provoquer un déséquilibre, à savoir, l'hydrolyse et la méthanogenèse. L'hydrolyse peut bloquer le procédé si le substrat est trop complexe (composé de cellulose, de lignine ou de nombreuses matières en suspension) car les bactéries ne parviendront pas à dégrader les effluents non solubles provoquant ainsi un manque du substrat pour les étapes suivantes. Dans la réalité ce n'est pas une situation courante. Concernant la méthanogenèse, la voie de production de méthane à partir des bactéries acétoclastes est limitante dans le sens où le taux de croissance des bactéries est très faible, et correspond alors à l'étape la plus lente du procédé. En conséquence, les surcharges du substrat peuvent provoquer l'arrêt du procédé, un problème assez fréquent dans les expériences réelles. Par ailleurs, l'acidogenèse et l'acétogenèse sont les phases intermédiaires entre les étapes limitantes et les plus rapides du procédé. Ceci permettra de regrouper les étapes en lentes et rapides, comme nous le montrerons lors de la modélisation. Le lecteur trouvera plus des détails à ce sujet dans [Parkin et Owen, 1986; Moletta et al., 1986].

### 1.1.4 Les conditions opératoires

Pour que le procédé de digestion anaérobie se déroule correctement, il faut maintenir certaines conditions opératoires dans le réacteur. Les paramètres physico-chimiques à considérer sont nombreux et ceux que nous détaillons dans la suite sont très importants.

**La température.** Pour les bactéries mésophiles, la température optimale de croissance est comprise entre 35 et 40 °C. En dessous de 35 °C, les micro-organismes sont inactifs et au delà de 40 °C, ils risquent des dommages irréversibles.

**Le pH.** Sa valeur est comprise entre 6,7 et 7,8 en conditions normales. Les ions bicarbonates et la concentration en AGV ont une influence directe sur le pH. Un excès de bicarbonate entraîne une hausse du pH qui au dessus de 8 provoque une diminution de

l'activité bactérienne mais sans dommages. En effet, lors d'un retour au pH neutre, l'activité est reprise. En revanche, un excès des AGV à cause de la dégradation rapide des monomères lors de l'acidogénèse peut entraîner des faibles valeurs du pH. Si ce dernier reste en dessous de 5 pendant quelques heures, les bactéries méthanogènes souffrent des dommages irréversibles provoquant l'arrêt complet du procédé par acidification. Ce qui met en évidence la dépendance entre le pH et la vitesse des étapes rapides.

**Les ions bicarbonates.** Ils doivent être en équilibre avec le carbone dissous et constituent la forme prépondérante à pH neutre. Ils induisent un effet tampon au milieu, donc l'acidogénèse ne provoque pas une forte diminution du pH si le milieu est stable.

**La pression partielle en  $H_2$ .** Sa valeur dans le biogaz est comprise entre  $10^{-4}$  et  $10^{-6}$  atm, ce qui est faible en valeur absolue mais très importante pour le fonctionnement du procédé. La production d'acide propionique et butyrique est prioritaire s'il y a une forte variation de pression partielle. Par contre, si la variation est faible, la production d'acide acétique est prépondérante. Ces variations de pression influent le métabolisme des bactéries dans l'acidogénèse. Ainsi les variations trop importantes risquent de provoquer des déséquilibres dans cette étape et par conséquent le blocage du procédé.

Une information plus complète des conditions opératoires du procédé est décrite dans [Wang, 1997; Jain et al., 1992; Klein, 2002].

## 1.2 Modélisation du procédé de digestion anaérobie

La modélisation de la digestion anaérobie est toujours un sujet de recherche important. [Moletta et al., 1986] a proposé un modèle en considérant la digestion anaérobie comme un procédé à deux étapes. [Angelidaki et al., 1998] a développé un modèle qui prend en compte deux étapes enzymatiques dans l'hydrolyse, huit phases bactériennes et dix-neuf composants dans le substrat. Dans [Batstone et al., 2000a;b] les auteurs ont proposé un modèle structurel décrivant la dégradation de substrats complexes. Avec une étude complémentaire, ce modèle est devenu le premier modèle générique de la digestion anaérobie (ADM1) de l'IWA (l'Association Internationale de l'Eau), ce qui est décrit dans [Batstone et al., 2002]. D'autres travaux ont été réalisés à partir de l'ADM1 comme celui de [Blumensaat et Keller, 2005] qui considère un procédé anaérobie à deux étapes.

Ainsi, le but de l'étape de modélisation est d'avoir une représentation mathématique du procédé qui soit bien adaptée pour la conception des lois de commande. Tous les phénomènes intervenant doivent être étudiés pour choisir ceux qui contiennent les informations essentielles décrivant le procédé, ce qui n'est pas facile à faire vu la présence d'êtres vivants et des nombreuses relations existantes entre les différentes étapes. De plus, le type de réacteur utilisé affecte directement la structure du modèle, car des comportements différents sont trouvés, notamment le comportement hydrodynamique. Pour toutes ces raisons, une méthodologie rigoureuse de modélisation doit être adoptée. [Gentil, 1981] a développé une méthode applicable aux systèmes complexes et [Cheruy et Flaus, 1994] l'ont modifiée pour les systèmes biologiques tels que la digestion anaérobie. Cette méthodologie a été utilisée pour obtenir les modèles présentés dans le paragraphe 1.2.1. Dans un

premier temps, un modèle biologique du procédé est présenté, et dans un deuxième temps, ce modèle est complété par deux comportements hydrodynamiques correspondants aux deux réacteurs différents : un réacteur parfaitement agité et un réacteur à lit fluidisé.

### 1.2.1 Modélisation biologique et physico-chimique

L'expression 1.1 contient la structure générale des équations représentant les réactions biologiques et physico-chimiques du procédé. L'équation différentielle correspond aux réactions biologiques (de croissance, de production enzymatique). Les équations algébriques concernent les réactions physico-chimiques (conservations de la matière, équilibres acido-basiques).

$$\begin{aligned} \frac{d\kappa}{dt} &= \mu\kappa \\ 0 &= \kappa_{basique} + \kappa_{acide} - \kappa \\ 0 &= H^+ \kappa_{acide} - K_{eq} \kappa_{basique} \end{aligned} \quad (1.1)$$

où :

$\kappa$  correspond à l'état à représenter ;

$\mu$  exprime les réactions biologiques ;

$\kappa_{basique}$  et  $\kappa_{acide}$  représentent respectivement les formes basique et acide d'un état ;

$H^+$  est le ion hydrogène et

$K_{eq}$  correspond à la constante d'équilibre acide-base.

En général, les réactions biologiques suivent un comportement non-linéaire. Donc, le modèle global contient plusieurs points d'équilibre et différentes régions d'attraction, ce qui induit des sujets d'étude intéressants du point de vue de l'automatique concernant la stabilité et la conception des lois commande.

Ainsi, le modèle du procédé (composé d'un ensemble de cinq équations algébriques et de six équations différentielles) est déduit à partir du schéma fonctionnel de la digestion anaérobie illustré par la figure 1.3. Il a été proposé d'abord par [Rozzi, 1984] et modifié après par [Béteau, 1992] pour considérer, d'un côté la conservation de la matière, et d'un autre côté l'équilibre acido-basique.

Les composants organiques du substrat sont classés en deux types : les composants équivalents au glucose, représentés par  $S_1$ , et ceux équivalents à l'acide acétique, représentés par  $S_2$ . Cette distinction est faite pour modéliser d'un côté les molécules complexes plus lentement dégradables exprimées en «équivalent glucose», et d'un autre côté les molécules qui sont supposées se dégrader immédiatement en acétate et exprimées de ce fait en «équivalent acétate». Une modélisation du substrat ainsi faite permet de conserver la méthanogenèse qui constitue l'étape limitante du procédé et la plus intéressante du point de vue de l'automatique et une étape préliminaire à la dynamique la plus rapide. En effet, l'acidogenèse et l'acétogenèse sont des étapes si rapides qu'on peut les négliger devant la vitesse de la méthanogenèse. En revanche, l'hydrolyse n'est pas assez rapide pour être négligée. Pour ces raisons, le modèle du procédé ne tient compte que d'une étape rapide et d'une étape lente.

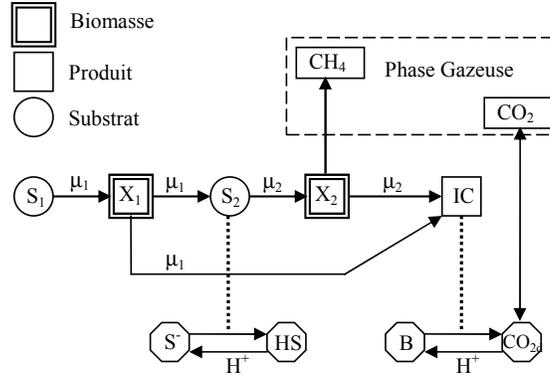


FIG. 1.3 – Schéma fonctionnel de la digestion anaérobie

Par ailleurs, la biomasse est aussi classée en deux types notés  $X_1$  et  $X_2$  :  $X_1$  correspond aux bactéries agissant sur le substrat équivalent glucose, et  $X_2$  représente celles qui agissent sur le substrat équivalent acétate.

Le modèle considéré pour le taux de croissance des biomasses est de type Haldane (équations 1.2 et 1.3). Ce modèle est exprimé en fonction du substrat  $S_1$  pour  $\mu_1$  et en fonction de la forme non ionisée ( $HS$ ) du substrat  $S_2$  pour  $\mu_2$ .

$$\mu_1 = \frac{\mu_{1max} S_1}{K_{s_1} + S_1 + \frac{S_1 HS}{K_{i1}}} \quad (1.2)$$

$$\mu_2 = \frac{\mu_{2max} HS}{K_{s_2} + HS + \frac{HS^2}{K_{i2}}} \quad (1.3)$$

Le modèle de Haldane tient compte, par l'intermédiaire de  $K_{s_1}$  et de  $K_{s_2}$ , de la saturation de la croissance des bactéries ainsi que, par intermédiaire de  $K_{i1}$  et de  $K_{i2}$ , de l'inhibition par un excès du substrat.

A partir du schéma fonctionnel de la figure 1.3 un modèle de la digestion anaérobie est établi. Deux équations algébriques sont déduites en considérant l'équilibre acide-base. L'équation (1.4) représente la conservation de la matière du substrat  $S_2$  (sa forme acide ( $S^-$ ) et sa forme non ionisée ( $HS$ )), l'équation (1.5) concerne l'équilibre acide-base entre  $S^-$  et  $HS$  avec la constante d'équilibre  $K_a$  et le ion hydrogène  $H^+$ .

Deux autres équations algébriques sont nécessaires pour représenter l'équilibre acido-basique dans le milieu : l'équation (1.6) considère la conservation de la matière entre le bicarbonates ( $B$ ) et le dioxyde de carbone dissous ( $CO_{2D}$ ), et l'équation (1.7) prend en compte l'équilibre entre les deux avec la constante d'équilibre  $K_b$  et le ion hydrogène  $H^+$ .

La dernière équation algébrique (1.8) concerne l'électroneutralité à l'intérieur du réacteur. Nous devons donc introduire une nouvelle variable,  $Z$ , qui représente l'ensemble des cations (ions positifs) présents dans le milieu.

$$HS + S^- - S_2 = 0 \quad (1.4)$$

$$H^+ S^- - K_a HS = 0 \quad (1.5)$$

$$CO_{2D} + B - IC = 0 \quad (1.6)$$

$$H^+ B - K_b CO_{2D} = 0 \quad (1.7)$$

$$Z - B - S^- = 0 \quad (1.8)$$

Concernant les six équations différentielles, elles ont été formulées pour représenter les dynamiques du bioprocédé, à savoir : la croissance des bactéries, la dégradation des substrats, la production de carbone inorganique et l'évolution des cations. Dans la première étape, la biomasse  $X_1$  croît à sa vitesse spécifique  $\mu_1$  (1.9) en consommant le substrat  $S_1$  à une vitesse proportionnelle au taux de croissance (1.10) et en donnant comme produit le substrat  $S_2$  et le carbone inorganique ( $IC$ ). Le substrat  $S_2$  est ainsi produit à une vitesse proportionnelle au taux de croissance de  $X_1$  (premier terme de 1.12). Le carbone inorganique est produit aussi à une vitesse proportionnelle à  $\mu_1$  (premier terme de 1.13).

Dans la deuxième étape, qui correspond globalement à la méthanogénèse, la biomasse  $X_2$  croît à sa vitesse spécifique  $\mu_2$  (1.11) en consommant le substrat  $S_2$  à une vitesse proportionnelle au taux de croissance (deuxième terme de 1.12) et en donnant comme produit le carbone inorganique ( $IC$ ) et le méthane ( $CH_4$ ). Le carbone inorganique est produit à son tour à une vitesse proportionnelle à  $\mu_2$  (deuxième terme de 1.13).

Le troisième terme de l'équation (1.13) représente le carbone inorganique qui est dégagé dans le ciel du fermenteur sous forme gazeuse.

Toutefois, une autre équation est nécessaire pour modéliser la dynamique des cations. Ces derniers sont biologiquement inertes, c'est-à-dire, l'évolution des cations dépend uniquement du comportement hydrodynamique du réacteur. Donc, l'expression correspondante est décrite dans (1.14).

$$\frac{dX_1}{dt} = \mu_1 X_1 \quad (1.9)$$

$$\frac{dS_1}{dt} = -R_6 \mu_1 X_1 \quad (1.10)$$

$$\frac{dX_2}{dt} = \mu_2 X_2 \quad (1.11)$$

$$\frac{dS_2}{dt} = R_4 \mu_1 X_1 - R_3 \mu_2 X_2 \quad (1.12)$$

$$\frac{dIC}{dt} = R_5 \mu_1 X_1 + R_2 R_3 \mu_2 X_2 - \lambda R_1 R_3 \mu_2 X_2 \quad (1.13)$$

$$\frac{dZ}{dt} = 0 \quad (1.14)$$

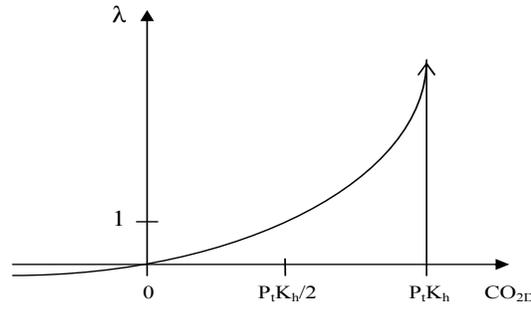
Les termes  $R_1, \dots, R_6$  sont des coefficients de rendement produit/biomasse, ils sont établis expérimentalement et supposés constants. Le coefficient  $\lambda$  quant à lui est calculé avec l'expression 1.15 et son allure est montrée dans la figure 1.4.

$$\lambda = \frac{CO_{2D}}{P_t K_h - CO_{2D}} \quad (1.15)$$

avec :

$K_h$  la constante de Henry et

$P_t$  la pression atmosphérique.


 FIG. 1.4 – Allure du coefficient  $\lambda$ 

Il s'agit donc d'un coefficient empirique utilisé pour exprimer une réalité physique [Béteau, 1992]. Comme on peut le constater dans la figure 1.4, quand  $CO_{2D} = 0$ , la valeur de  $\lambda$  est nulle, ce qui correspond à une production nulle de dioxyde de carbone, autrement dit le rapport méthane/dioxyde de carbone dans le biogaz produit est 100/0. De plus, quand  $CO_{2D} = P_t K_h / 2$  la valeur de  $\lambda$  est 1, dans ce cas,  $Q_{CO_2} = Q_{CH_4}$ . En contrepartie,  $CO_{2D} = P_t K_h$  implique une valeur infinie de  $\lambda$  et pourtant un rapport méthane/dioxyde de carbone de 0/100.

Les taux de production du méthane et du dioxyde de carbone (la phase gazeuse de la digestion anaérobie, voir la figure 1.3) sont le résultat de l'activité correspondant à  $X_2$ . Ces taux de production sont considérés comme les sorties du procédé. L'équation 1.16 représente le taux de production du méthane et l'équation 1.17 correspond à celui du dioxyde de carbone.

$$Q_{CH_4} = R_1 R_2 \mu_2 X_2 \quad (1.16)$$

$$Q_{CO_2} = \lambda R_2 R_3 \mu_2 X_2 \quad (1.17)$$

Le modèle décrit précédemment a été validé expérimentalement par [Béteau, 1992] pour un cas particulier. Néanmoins, dans notre étude plusieurs expériences seront réalisées pour vérifier les paramètres (biologiques et physico-chimiques) du modèle car nous avons des conditions opératoires différentes. En effet, le substrat n'est pas le même et la biomasse a besoin d'une étape d'adaptation au nouveau milieu. Cette situation ne remet pas en cause la structure du modèle mais les valeurs des paramètres.

Ainsi, une fois le modèle biologique établi, le comportement hydrodynamique du réacteur où la digestion anaérobie aura lieu doit être considéré, ce que nous allons faire dans les deux paragraphes suivants.

## 1.2.2 Modélisation hydrodynamique d'un réacteur parfaitement agité

Un schéma général d'un réacteur parfaitement agité est présenté dans la figure 1.5.

Le volume d'un RPA en mode continu doit être constant, donc le substrat est alimenté et soutiré au même débit, ce qui induit des phénomènes de dilution sur les composants solubles tels que le substrat, le carbone inorganique et les cations. La biomasse est aussi susceptible de sortir du réacteur à cause du soutirage du milieu. Cette situation risque d'occasionner un problème majeur. En effet, une valeur trop importante du taux de dilution peut entraîner la sortie progressive des bactéries, jusqu'au moment où la quantité de

matière biologique à l'intérieur du réacteur n'est plus suffisante pour traiter le substrat provoquant ainsi l'arrêt total du procédé. Ce phénomène est autrement connu comme **lessivage**.

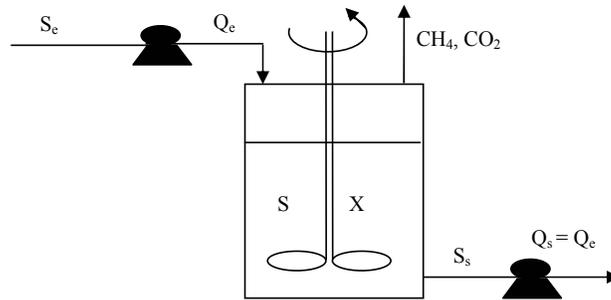


FIG. 1.5 – Réacteur Parfaitement Agité

Pour empêcher la sortie des micro-organismes, de manière à augmenter la concentration de matière biologique à l'intérieur du réacteur et à améliorer le traitement des substrats, un filtre de biomasse peut être ajouté [Otton, 1998]. Cette configuration du RPA est illustrée par la figure 1.6.

Le comportement hydrodynamique du réacteur à filtre de biomasse est modélisé par le taux de dilution (pour les composants solubles) et par le filtre de biomasse (pour la matière biologique).

Le taux de dilution  $D$  est défini par la capacité du réacteur  $V$  (en litres) divisée par le débit d'entrée  $Q_e$  (en litres par heure) :  $D = \frac{Q_e}{V}$ . Pour inclure dans le modèle de la digestion anaérobie l'influence du taux de dilution, un terme additionnel sera ajouté à chacune des équations des composants solubles exprimées par (1.10,1.12,1.13 et 1.14). Le terme additionnel comporte la différence entre la quantité entrante et la quantité sortante de chacun des composants du réacteur. Cette différence est affectée par le taux de dilution pour considérer le débit d'entrée et le volume constant à l'intérieur du fermenteur. Ainsi, les équations (1.10,1.12,1.13 et 1.14) deviennent respectivement (1.19,1.21,1.22 et 1.23).

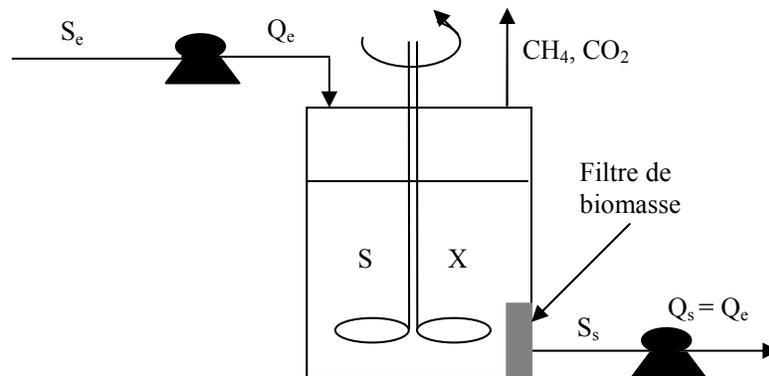


FIG. 1.6 – Réacteur Parfaitement Agité à filtre de biomasse

La modélisation du filtre de biomasse considère le taux de mortalité (désigné par le terme  $K_d$ ) qui représente la vitesse de «production» des bactéries inactives dans le

réacteur. En générale, la valeur de  $K_d$  est faible ce qui implique que le filtre de biomasse ne favorise pas la production des bactéries inactives. De plus, dans des conditions opératoires adéquates la croissance des micro-organismes est progressive jusqu'à ce qu'elle atteigne sa valeur maximale qui est d'habitude beaucoup plus grande que celle du taux de mortalité. De cette manière, il y aura une haute concentration de biomasse active dans le fermenteur. Dans les cas pratiques, il existe plusieurs manières d'obtenir le comportement à filtre de biomasse. Par exemple, un filtre tangentiel peut être mis en place par l'intermédiaire d'une grille, mais son principal inconvénient est qu'elle risque de boucher la sortie du réacteur. Une autre alternative est d'accrocher les bactéries sur un support solide, ceci favorise la croissance des populations bactériennes et empêche la sortie de ces dernières en restant au fond du réacteur. Dans notre cas, la deuxième alternative a été adoptée. De cette manière, les équations (1.9) et (1.11) représentant les biomasses deviennent respectivement (1.18) et (1.20).

$$\frac{dX_1}{dt} = (\mu_1 - K_{d1})X_1 \quad (1.18)$$

$$\frac{dS_1}{dt} = -R_6\mu_1X_1 + D(S_{1e} - S_1) \quad (1.19)$$

$$\frac{dX_2}{dt} = (\mu_2 - K_{d2})X_2 \quad (1.20)$$

$$\frac{dS_2}{dt} = R_4\mu_1X_1 - R_3\mu_2X_2 + D(S_{2e} - S_2) \quad (1.21)$$

$$\frac{dIC}{dt} = R_5\mu_1X_1 + R_2R_3\mu_2X_2 - \lambda R_1R_3\mu_2X_2 + D(IC_e - IC) \quad (1.22)$$

$$\frac{dZ}{dt} = D(Z_e - Z) \quad (1.23)$$

où :

$K_{d1}$  est le taux de mortalité de la biomasse  $X_1$  ;

$K_{d2}$  est le taux de mortalité de la biomasse  $X_2$  ;

$S_{1e}$  est l'entrée du substrat  $S_1$  ;

$S_{2e}$  est l'entrée du substrat  $S_2$  ;

$IC_e$  est l'entrée du carbone inorganique ;

$Z_e$  est l'entrée des cations.

### 1.2.3 Modélisation hydrodynamique d'un réacteur à lit fluidisé

La figure 1.7 montre un schéma général de cette structure. Les phénomènes hydrodynamiques dans un réacteur à lit fluidisé sont plus complexes que dans un réacteur parfaitement agité.

Dans [Otton et al., 2000], une étude approfondie a été faite pour modéliser le comportement hydrodynamique d'un RLF pour avoir un modèle adapté au développement des lois de commande. Le modèle hydrodynamique retenu à partir de cette étude correspond à celui du type piston à dispersion axiale.

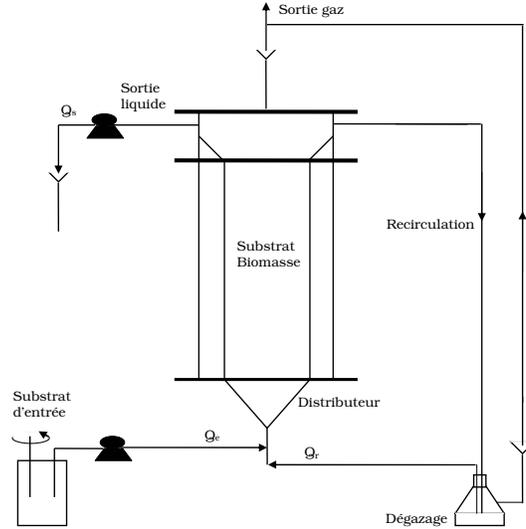


FIG. 1.7 – Réacteur à lit fluidisé

Ainsi, le modèle hydrodynamique du RLF est représenté par 1.24. Il faut souligner que dans cette équation on ne considère pas les réactions biologiques.

$$\frac{\partial x(t,z)}{\partial t} = -U_i \frac{\partial x(t,z)}{\partial z} + D_a \frac{\partial^2 x(t,z)}{\partial z^2} \quad (1.24)$$

avec  $U_i$  représentant la vitesse interstitielle et  $D_a$  le coefficient de dispersion axiale. Dans le cas du pilote particulier étudié dans [Otton et al., 2000] ces deux termes sont calculés de la manière suivante :

$$\begin{aligned} U_i &= Q/s_i; \\ D_a &= 7.2e - 5 * Q + 5.6e - 4 \end{aligned}$$

où  $Q$  est le débit total (la somme du débit d'entrée et celui de recirculation :  $Q = Q_e + Q_r$  (voir figure 1.7)) et  $s_i$  est la section transversale du réacteur.

La dispersion axiale a une influence sur les composants solubles (le substrat, les cations et le carbone en solution). La biomasse a un comportement infiniment mélangé comme dans le RPA.

Vu qu'il s'agit d'un modèle à paramètres distribués de dimension infinie dans l'espace et dans le temps, une discrétisation spatiale a été nécessaire. Pour ce faire, dans [Otton, 1998], l'auteur a effectué une étude comparative des différentes méthodes. La conclusion de cette étude montre que la méthode de collocation orthogonale ([Georgakis et al., 1977; Dochain et al., 1992]) présente plusieurs avantages par rapport aux autres méthodes. En effet, la collocation orthogonale permet de transformer (au moyen d'une matrice de collocation) un système à paramètres distribués en plusieurs systèmes à paramètres localisés interdépendants. C'est une méthode bien adaptée aux procédés chimiques et biotechnologiques, car elle conserve la signification physique des variables d'état et elle permet de conserver aussi les bilans de matière et de chaleur. En revanche, sa mise en œuvre expérimentale demande une méthodologie rigoureuse pour éviter des faux résultats. De plus, la

dimension du modèle résultant est dépendante du nombre de points de collocation, c'est-à-dire que plus le modèle est exact plus grande est sa dimension ce qui peut occasionner des problèmes numériques. Dans le cas de notre pilote RLF, quatre points de collocation ont été choisis de manière à retrouver les non-linéarités les plus fortes et à avoir un modèle numériquement stable. Le choix des points de collocation ainsi que la détermination expérimentale des paramètres du modèle et de la matrice de collocation sont décrits en détail dans [Otton, 1998].

En effet, l'application de la méthode de collocation orthogonale en quatre points conduit à avoir quatre modèles algèbro-différentiels (un pour chaque point) liés les uns aux autres par la matrice de collocation. Pour simplifier la manipulation et l'analyse du modèle, seule l'étape de méthanogenèse (l'étape limitante) a été considérée. C'est-à-dire que seul l'équivalent «acide acétique» du substrat et seule la biomasse  $X_2$  ont été représentés. De plus, le taux de croissance utilise la valeur moyenne de l'acide acétique sous sa forme acide ( $HS_{moy}$ ) car les bactéries suivent un comportement infiniment mélangé tout au long de la colonne, ce qui implique que le taux spécifique de croissance est un taux moyen sur l'ensemble du réacteur et il dépend donc du  $HS_{moy}$ . Même s'il s'agit d'une hypothèse qui n'est pas toujours vérifiée vu la complexité des phénomènes hydrodynamiques, c'est une bonne approximation qui va nous permettre d'étudier le procédé dans ce type de réacteur. Il sera raisonnable de compléter cette hypothèse lors de futures études. Ainsi, la notation que nous allons utiliser pour modéliser la digestion anaérobie en RLF est montrée ci-dessous :

$i$  sous-indice pour représenter une variable au point de collocation  $i$  ( $i=1,2,3,4$ ) ;

$t$  variable représentant le temps ;

$z$  variable représentant l'espace ;

$\xi$  correspond à  $S_2$ ,  $IC$  ou  $Z$  quand on représente la condition limite ;

$\xi_e$  représente l'entrée du procédé dans la condition limite ;

$\xi_0$  représente la condition initiale ;

$r = Q_r / (Q_e + Q_r)$  est le taux de recyclage ;

$t_r$  le temps de recirculation ;

$Y_1$  et  $Y_2$  coefficients de rendement ;

$\lambda_{lf_i}$  coefficient pour représenter le rapport du gaz produit ( $CH_4/CO_2$ ) ;

$[S_{2_i}(t)]^T = [S_{2_1}(t) S_{2_2}(t) S_{2_3}(t) S_{2_4}(t)]^T$  ;

$[IC_i(t)]^T = [IC_1(t) IC_2(t) IC_3(t) IC_4(t)]^T$  ;

$[Z_i(t)]^T = [Z_1(t) Z_2(t) Z_3(t) Z_4(t)]^T$  ;

$l_{ij}$  est un vecteur ligne à quatre éléments, correspondant à la  $i^{eme}$  ligne de la matrice de collocation ( $j = 1,2,3,4$ ) ;

$l_{0i}$  est la  $i^{eme}$  valeur du vecteur d'entrée  $l_0$  ;

$\Delta V_{ri}$  est le volume compris entre deux points de collocation.

Dans la partie différentielle, la recirculation des composés dissous est prise en compte par l'entrée du procédé. Elle est déterminée à partir des conditions limites et des conditions initiales suivantes qui correspondent à un système à retard :

$$\begin{aligned}\xi(t, z = 0) &= (1 - r)\xi_e + r\xi(t - t_r) \\ \xi(t = 0, z) &= \xi_0\end{aligned}$$

La partie algébrique du modèle à chaque point de collocation est donc définie comme suit :

$$\begin{aligned}
 HS_i(t) + S_i^-(t) + S_{2i}(t) &= 0 \\
 H_i^+(t)S_i^-(t) - K_a HS_i(t) &= 0 \\
 CO_{2Di}(t) + B_i(t) - IC_i(t) &= 0 \\
 H_i^+(t)B_i(t) - K_b CO_{2Di}(t) &= 0 \\
 Z_i(t) - B_i(t) - S_i^-(t) &= 0
 \end{aligned} \tag{1.25}$$

La partie différentielle du modèle au point  $i$  est décrite ci-dessous :

$$\begin{aligned}
 \frac{dX_2(t)}{dt} &= (\mu - K_{d2})X_2(t) \\
 \frac{\partial S_{2i}(t)}{\partial t} &= -Y_1\mu X_2(t) + [l_{ij}][S_{2i}(t)]^T + l_{0i}((1-r)S_{2e}(t) + rS_{24}(t-t_r)) \\
 \frac{\partial IC_i(t)}{\partial t} &= (1 - \lambda_{lfi})Y_1Y_2\mu X(t) + [l_{ij}][IC_i(t)]^T + l_{0i}((1-r)IC_e(t) + rIC_4(t-t_r)) \\
 \frac{\partial Z_i(t)}{\partial t} &= [l_{ij}][Z_i(t)]^T + l_{0i}((1-r)Z_e(t) + rZ_4(t-t_r))
 \end{aligned} \tag{1.26}$$

avec les équations intermédiaires :

$$\begin{aligned}
 HS_0(t) &= (1-r)\frac{S_e H_e^+}{K_{i2} + H_e^+} + rHS_4(t-tr) \quad \text{et } z_0 = 0 \\
 HS_{moy} &= \frac{1}{z_4} \sum_{i=1}^4 \frac{(HS_i + HS_{i-1})(z_i - z_{i-1})}{2} \\
 \mu &= \frac{\mu_{max} HS_{moy}(t)}{K_{s2} + HS_{moy}(t) + \frac{HS_{moy}^2(t)}{K_{i2}}} \\
 \lambda_{lfi} &= \frac{CO_{2di}}{K_h - CO_{2di}}
 \end{aligned}$$

Concernant les équations de sortie, il faut considérer la production à chaque point de collocation et faire son intégration spatiale, c'est-à-dire, la somme du méthane produit à chaque point. Les équations s'écrivent donc comme suit :

$$QCH_{4i}(t) = Y_1Y_2\mu X(t)\Delta V_{ri} \tag{1.27}$$

$$QCO_{2i}(t) = \lambda_{lfi}Y_1Y_2\mu X(t)\Delta V_{ri} \tag{1.28}$$

et après l'intégration :

$$CH_4(t) = (QCH_{41} + QCH_{42} + QCH_{43} + QCH_{44}) \tag{1.29}$$

$$CO_2(t) = (QCO_{21} + QCO_{22} + QCO_{23} + QCO_{24}) \tag{1.30}$$

Le modèle final a été validé expérimentalement par [Otton, 1998]. Puis un travail complémentaire a été réalisé par [Giojelli et al., 2001] avec l'objectif de caractériser le coefficient de dispersion axial et de construire un simulateur numérique du procédé.

Par ailleurs, comme pour le cas du RPA, des expériences additionnelles peuvent être nécessaires pour la vérification des paramètres biologiques et physico-chimiques. De la même manière, ceci ne remet pas en cause la structure du modèle mais la valeur des paramètres.

## 1.3 Analyse du modèle de la digestion anaérobie

Comme il peut être constaté dans le paragraphe précédent, la digestion anaérobie met en jeu divers phénomènes ; l'interaction entre eux conduit à avoir un modèle très complexe qui est difficile à analyser. De plus, les propriétés du modèle peuvent changer en fonction du réacteur, surtout par rapport au comportement hydrodynamique. Ce paragraphe est consacré à l'analyse des modèles de la digestion anaérobie présentés auparavant. Nous analysons d'abord celui du RPA puis celui du RLF.

### 1.3.1 Analyse du modèle du réacteur parfaitement agité

Dans un premier temps, on cherche à trouver les points d'équilibre du système. Dans le cas du modèle du RPA classique, l'annulation des équations des biomasses conduit à deux solutions, l'une pour laquelle  $X_{1,2} = 0$  et l'autre pour laquelle  $\mu_{1,2} = D_{eq}$ . Concernant le RPA à filtre de biomasse, la première solution reste égale, la deuxième est une fonction du taux de mortalité ( $\mu_{1,2} = K_{d1,2}$ ). Dans les deux structures, la première solution implique l'absence de micro-organismes actifs dans le réacteur, c'est-à-dire qu'elle correspond au lessivage. Vu que dans ces conditions l'effluent ne peut pas être traité, on a comme objectif de s'éloigner au maximum de la région d'attraction du lessivage. La deuxième solution implique une équation de deuxième degré pour  $HS$  ce qui conduit à deux valeurs de cette variable. L'une des valeurs ne comporte pas de signification physique car il s'agit d'une valeur négative de  $HS$  ce qui n'est pas possible dans la réalité. Cette valeur ne représente donc aucun intérêt pour notre étude. L'autre valeur correspond aux conditions adéquates pour le traitement des substrats, à partir de cela une valeur d'équilibre pour chaque variable différentielle et algébrique du modèle peut être déduite, comme il est montré dans [Otton, 1998] et décrit en annexe B. C'est ce point d'équilibre le plus intéressant et sur lequel notre attention sera concentrée.

Dans [Soehartanto, 1999; Otton, 1998], une étude complète de la stabilité du modèle en RPA a été faite en utilisant plusieurs approches : par linéarisation, par simulation et par le plan de phase.

#### Approche par linéarisation (stabilité locale)

Cette approche consiste à linéariser le système autour d'un point d'équilibre et vérifier la stabilité pour le modèle local. Les conditions de stabilité des systèmes biotechnologiques permettent souvent de déterminer les limites physiques des entrées du procédé de manière à conserver le système stable.

Le modèle de la digestion anaérobie en RPA est composé par un ensemble d'équations algèbro-différentielles. Il est donc nécessaire de le simplifier de manière à avoir un système purement différentiel. Pour cela, les variables algébriques doivent être exprimées en fonction des variables différentielles. De cette manière le système purement différentiel résultant peut être linéarisé autour d'un point d'équilibre pour obtenir une représentation d'état linéaire classique. Dans [Béteau, 1992; Otton, 1998], il est montré que pour un  $\text{pH}=7$ , un taux de dilution  $D_{eq} < \mu_{2max}$  et une des deux valeurs de  $HS$ , le système est localement stable. Pour l'autre valeur de  $HS$  le système est toujours stable mais il n'y a pas de sens physique.

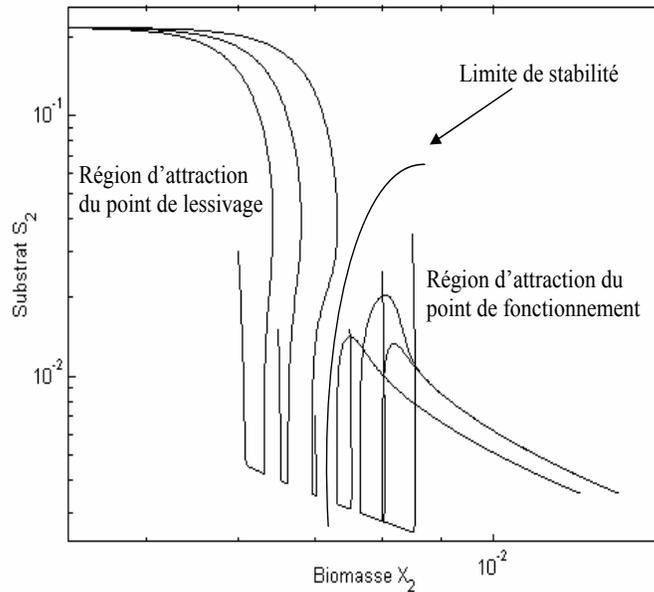
### Approche par simulation

Une étude en simulation a été menée par [Otton, 1998] pour vérifier l'existence des entrées déstabilisantes. L'étude en simulation a été préférée car une étude expérimentale aurait été longue et coûteuse. Plusieurs perturbations sous forme d'échelons et de créneaux sur le substrat d'entrée ont été testées. Les résultats indiquent que le système par lui-même peut rejeter de fortes perturbations de courtes durées (24 h) et que seules les perturbations supérieures à 65g/l de DCO peuvent déstabiliser le procédé. Ceci peut changer lors de nouvelles conditions opératoires.

### Approche par le plan de phase

Enfin, dans [Soehartanto, 1999], une étude de stabilité par le plan de phase (méthode valable pour un système de deuxième ordre) a été réalisée pour avoir des informations plus précises par rapport à la stabilité du procédé. Cette approche offre deux avantages importants : la possibilité de visualiser la trajectoire du procédé à partir de différentes conditions initiales sans résoudre analytiquement le système d'équations non-linéaires. De plus, cette méthode n'a pas de limitations par rapport à la non-linéarité du système. Les deux variables concernées par cette étude sont la biomasse  $X_2$  et le substrat  $S_2$ , car elles représentent les dynamiques restrictives de la digestion anaérobie. En effet, ces variables ont une dynamique biologique très lente en comparaison de celles de  $X_1$  et  $S_1$ . Ensuite, l'étude par simulation a montré que les variables  $X_1$  et  $S_1$  restent pratiquement constantes vis-à-vis des perturbations non-déstabilisantes. Par ailleurs, le carbone inorganique  $IC$  dépend de l'activité bactérienne mais il n'a qu'une faible influence sur la stabilité car il n'intervient pas dans la dynamique ni de  $X_2$  ni de  $S_2$ . Enfin, les cations  $Z$  étant biologiquement inertes, ils n'ont pas d'influence sur la stabilité du procédé.

Nous avons refait cette analyse en considérant le comportement à filtre de biomasse de manière à étudier l'effet de celui-ci sur la stabilité du système. Un plan de phase comme celui illustré sur la figure (1.8) a été obtenu. Le modèle a été simulé pour différentes conditions initiales. Chaque simulation génère une trajectoire  $S_2 - X_2$  spécifique. Ces trajectoires sont ensuite tracées sur le plan  $S_2 - X_2$ . Le plan obtenu montre l'existence de deux domaines d'attraction (lessivage et fonctionnement) séparés par une limite (nommé limite de stabilité) quelles que soient les conditions initiales. En comparaison avec le plan de phase du système sans le filtre de biomasse, la figure 1.8 que le système avec filtre de biomasse a une marge de stabilité plus importante vis-à-vis des perturbations en entrée.


 FIG. 1.8 – Plan de phase entre  $X_2$  et  $S_2$ 

Pour l'élaboration d'une stratégie de contrôle stabilisante, il est nécessaire d'avoir une représentation mathématique de la limite séparant les deux domaines d'attraction. La mise en équation de cette limite de stabilité a été faite par la méthode des fonctions de Lyapunov maximales [Vannelli et Vidyasagar, 1985] dans un premier temps, puis par une méthode polynômiale. Pour mettre en œuvre la modélisation, il faut d'abord réduire le système de six à deux équations différentielles. Pour y parvenir, la méthode des perturbations singulières ([Kokotovich et al., 1976]) a été considérée. Cette méthode consiste à distinguer dans les systèmes à deux échelles de temps, un ensemble d'états lents et un ensemble d'états rapides. Ceci permet d'obtenir deux modèles réduits : l'un pour les dynamiques lentes et l'autre pour les dynamiques rapides. Dans le cas de la digestion anaérobie, l'intérêt se concentre sur les dynamiques lentes ( $S_2$  et  $X_2$ ).

Une fois que le modèle a été réduit et validé, la modélisation de la limite de stabilité est possible. La première méthode, basée sur les fonctions de Lyapunov maximales, consiste à trouver une équation (appelée fonction maximale) qui estime de manière exacte la limite entre le domaine d'attraction du lessivage et celui du point de fonctionnement. Il s'agit d'une méthode très puissante mais complexe à mettre en œuvre et qui peut engendrer des fonctions très complexes ; dans le cas du modèle de la digestion anaérobie, une fonction d'ordre quatre a été trouvée, mais avec une mauvaise estimation de la limite. Ceci implique plusieurs calculs pour trouver une fonction d'ordre cinq, voir six ou sept. Pour cette raison la méthode du plan de phase a été abandonnée.

La méthode polynômiale décrite dans [Soehartanto, 1999] et qui est utilisée par la suite, se base sur l'exploitation des données issues de nombreuses simulations réalisées à cet effet. L'idée est de déterminer l'amplitude maximale d'une perturbation pour des conditions opératoires différentes (variation de  $D$ ,  $S_{2e}$ ,  $IC_e$ , etc) et d'obtenir un modèle réaliste de la limite de stabilité même si ce dernier est spécifique au modèle particulier du procédé utilisé. A partir de cette approche, la stabilité a été caractérisée par un polynôme  $\frac{1}{T} = f(\frac{COJ}{X_2}, IC_e)$  qui exprime le temps  $T$  nécessaire avant que le système soit attiré vers le lessivage en fonction de  $\frac{COJ}{X_2}$  et du carbone inorganique en entrée.  $\frac{COJ}{X_2}$  est la charge

organique journalière par unité de biomasse et elle représente la quantité maximale de substrat qu'une unité de biomasse peut traiter dans une journée de travail.

### 1.3.2 Analyse du modèle du réacteur à lit fluidisé

Dans ce paragraphe, l'analyse de stabilité du modèle en RLF sera présentée. Deux différences principales sont remarquées par rapport au RPA :

- la dimension et la dynamique du système liées au comportement hydrodynamique,
- le taux de croissance qui dépend de la valeur moyenne sur la hauteur du RLF de l'acide acétique non-ionisé.

Le calcul du point d'équilibre est plus difficile à cause de la structure du modèle induit par le comportement hydrodynamique. Dans [Otton, 1998], l'auteur a montré que le point d'équilibre peut être calculé à partir des expressions suivantes :

$$[S_{2ieq} \ Z_{ieq} \ IC_{1eq}] = [l_{ij}]^{-1} [E_{i1} \ E_{i2} \ E_{i3}] \quad (1.31)$$

avec :

$$\begin{aligned} E_{i1} &= Y_1 K_{d2} X_{eq} - l_{0i} ((1-r) S_{2e} + r S_{24eq}) \\ E_{i2} &= -l_{0i} ((1-r) Z_e + r Z_{4eq}) \\ E_{i3} &= Y_1 Y_2 K_{d2} X_{eq} \left( \frac{P_{CH_4} - P_{CO_2}}{P_{CH_4}} \right) - l_{0i} ((1-r) IC_e + r IC_{4eq}) \end{aligned}$$

- $X_{eq}$  représente la valeur à l'équilibre de la biomasse,
- $S_{2ieq}$  les valeurs à l'équilibre du substrat à chaque point de collocation,
- $Z_{ieq}$  les valeurs à l'équilibre des cations à chaque point de collocation et
- $IC_{ieq}$  les valeurs à l'équilibre du carbone inorganique à chaque point de collocation.

Il est évident que l'expression 1.31 correspond à un système d'équations bouclé car le calcul du point d'équilibre nécessite la valeur à l'équilibre des variables au quatrième point de collocation. Pour résoudre ce problème, le retard induit par la recirculation a été négligé de manière à éliminer le bouclage et à permettre la solution du système d'équations à chaque point de collocation. Ceci est valable car la valeur du retard est faible par rapport à la dynamique biologique du procédé.

Pour l'analyse de stabilité deux approches ont été considérées : par linéarisation et par simulation.

#### Approche par linéarisation

Comme pour le cas du RPA, la première analyse concerne la stabilité locale du système autour d'un point de fonctionnement. Le modèle non-linéaire (1.26) est linéarisé autour du point de fonctionnement où  $\mu = k_d$  pour obtenir un système linéaire classique. L'étude menée par [Otton, 1998] montre que le système (1.26) est stable autour des deux points d'équilibre expérimentaux considérés. Pour avoir des résultats plus généraux, l'étude a été élargie en considérant plusieurs points d'opération théoriques, comme il est montré dans [Carlos-Hernandez et al., 2004; Mallet, 2004]. En effet, une variation sur les variables d'entrée entraîne le déplacement du système d'un point d'équilibre initial à un nouveau point d'équilibre (différent du premier), donc, les plages de variation réalistes des entrées

ont été étudiées. Les résultats montrent que le système devient instable pour des grandes valeurs du débit d'entrée  $Q_e$  ( $Q_e > 12,5$  l/h). Cette démarche sera explicitée en détail dans le chapitre 4.

### **Approche par simulation**

Dans [Otton, 1998] une étude en simulation a été faite pour tester la stabilité du procédé sous différentes conditions opératoires. Plusieurs perturbations ont été ajoutées aux entrées du système. Les résultats des simulations montrent que le procédé est stable vis-à-vis des changements de conditions opératoires. En revanche, les performances ne sont pas garanties : le temps de réponse est long, le rendement de production de méthane est mauvais, le pH devient faible.

L'étude de stabilité montre que la digestion anaérobie est un procédé localement stable et qu'il a par lui-même une certaine tolérance vis-à-vis des perturbations de moyenne amplitude sur le débit et le substrat d'entrée. Ces résultats devront être considérés lors de la conception de la commande qui aura pour buts de maintenir le système dans la région de fonctionnement et d'améliorer les performances du procédé, telles que la régulation de la pollution en sortie, l'optimisation de la production du méthane entre autres.

## **1.4 Etat de l'art de l'observation et de la commande**

Dans ce paragraphe nous présentons un état de l'art concernant l'observation d'état et la commande de la digestion anaérobie. Vu qu'il existe un grand nombre des travaux publiés abordant ces sujets, nous présentons seulement une partie représentative d'eux.

### **1.4.1 Observation d'état de la digestion anaérobie**

Dans la digestion anaérobie, certains états sont difficiles à mesurer à cause de contraintes aussi bien économiques que techniques. A titre d'exemple, la mesure de la dégradation du substrat est chère et demande trois heures d'analyse. Une variable encore plus contraignante est la biomasse car les capteurs existants pour la mesurer sont conçus d'un point de vue de la biologie et pourtant ils ne sont ni adaptés ni fiables du point de vue de l'automatique. Pour ces raisons, la conception des observateurs qui permettent d'estimer ce type de variables est la première étape obligée pour tout type de commande.

### **Observateurs pour les réacteurs parfaitement agités**

L'observateur de Luenberger et le filtre de Kalman supposent la connaissance complète de la structure du modèle et de ses paramètres, mais les modèles des bioprocédés souffrent souvent des incertitudes provenant de la difficulté à exprimer la vitesse de croissance des micro-organismes. Pour pallier à cette situation, [Bastin et Dochain, 1991; Bastin et Van-Impe, 1995] ont développé une méthode d'estimation asymptotique dédiée aux bioprocédés (avec un comportement hydrodynamique parfaitement agité) qui tient compte de la mauvaise connaissance des cinétiques biologiques. Le procédé doit être représenté par l'expression (1.32)

$$\frac{d\xi}{dt} = K_R \rho(\xi, t) - D\xi - Q_G(\xi) + F_S \quad (1.32)$$

avec :

$\xi \in \mathbb{R}^n$  : vecteur d'état ;

$K_R \in \mathbb{R}^{n \times m}$  : matrice des rendements biologiques ;

$\rho \in \mathbb{R}^m$  : vecteur des cinétiques biologiques ;

$D \in \mathbb{R}^n$  : taux de dilution ;

$Q_G \in \mathbb{R}^n$  : vecteur des flux massiques de sortie (gaz) ;

$F_S \in \mathbb{R}^n$  : vecteur des flux massiques d'entrée (substrat).

Les entrées, les sorties et le taux de dilution sont supposés être mesurés en ligne.

Soit  $\xi_1$  le vecteur des états mesurés et  $\xi_2$  le vecteur des états non mesurés. La conception de l'observateur impose que le nombre de mesures soit au moins égal au rang de la matrice  $K_R$ , c'est-à-dire :  $q = \dim(\xi_1) \geq p = \text{rang}(K_R)$ .

Le principe repose sur la transformation d'états  $\zeta$ , représentée par 1.33 qui permet d'obtenir un modèle équivalent à celui modélisé par (1.32) sans avoir à définir la vitesse de croissance biologique :

$$\zeta = A_0 \xi_A + \xi_B \quad (1.33)$$

avec  $A_0$  la solution unique de  $A_0 K_{RA} + K_{RB} = 0$ , et  $(\xi_A, \xi_B)$  est la partition de  $\xi$  induite par  $(K_{RA}, K_{RB})$ .

Alors, le modèle (1.32) devient :

$$\frac{d\xi_A}{dt} = K_{RA} \rho(\xi_A, t) - D\xi_A - Q_{GA}(\xi_A) + F_S \quad (1.34)$$

$$\frac{d\zeta}{dt} = -D\zeta + A_0(F_{SA} - Q_{GA}) + (F_{SB} - Q_{GB}) \quad (1.35)$$

où  $(Q_{GA}, Q_{GB})$  et  $(F_{SA}, F_{SB})$  sont respectivement les partitions de  $Q_G$  et  $F_S$  induites par  $(K_{RA}, K_{RB})$ .

Si la transformation d'état  $\zeta$  est écrite en fonction des états mesurés et non mesurés, l'expression 1.36 est obtenue :

$$\zeta = A_1 \xi_1 + A_2 \xi_2 \quad (1.36)$$

avec  $A_1$  et  $A_2$  des matrices associées respectivement aux états mesurés  $\xi_1$  et non mesurés  $\xi_2$ . Ainsi, l'observateur 1.37 s'obtient à partir des trois dernières équations :

$$\frac{d\hat{\zeta}}{dt} = -D\hat{\zeta} + A_0(F_{SA} - Q_{GA}) + (F_{SB} - Q_{GB}) \quad (1.37)$$

$$\hat{\xi} = A_2^+(\hat{\zeta} - A_1 \xi_1) \quad (1.38)$$

où  $A_2^+$  est l'inverse à gauche de  $A_2$  si elle existe, et  $\hat{\zeta}$  et  $\hat{\xi}$  correspondent respectivement aux estimés de  $\zeta$  et  $\xi$ .

Etant un observateur asymptotique, son inconvénient principal concerne la vitesse de convergence qui dépend du taux de dilution et qui ne peut pas être réglée. En plus,

l'inversion de  $A_2$  est nécessaire, ce qui peut poser des problèmes numériques à cause du mauvais conditionnement de cette matrice.

Une extension de cette approche a été proposée par [Gouzé et al., 2000]. L'idée principale est de concevoir l'observateur en boucle fermée afin d'améliorer la robustesse et accélérer la vitesse de convergence. Ainsi, le vecteur de sorties est défini comme suit :

$$y = [\xi_1 \ Q_G(\xi) \ h(\xi_1 \ \xi_2)]^T \quad (1.39)$$

où :

- $\xi$  : vecteur des états mesurés ;
- $Q_G(\xi)$  : les sorties gazeuses (mesurées) ;
- $h(\xi_1, \xi_2)$  : une fonction des deux termes précédents.

Dans le cas où  $h$  est monotone au long de  $\xi_2$ , alors le système (1.40) est un observateur pour 1.34

$$\dot{\hat{\zeta}} = -D\hat{\zeta} + A_0(F_1 - Q_1) + (F_2 - Q_2) - \theta\lambda_H(h(y_1, \hat{\zeta}) - A_0y_1) - y_3 \quad (1.40)$$

où  $\theta$  est un scalaire positif et  $\lambda_H \in \mathbb{R}^p$  est un vecteur de norme unitaire tel que :

$$\frac{dh}{d\xi_2}\lambda \geq 0 \quad (1.41)$$

Cet observateur en boucle fermée est plus robuste que celui en boucle ouverte. Mais les changements rapides de concentration de l'effluent en entrée peuvent affecter les résultats.

D'autres extensions de ce résultat ont été réalisées, comme il est montré dans [Bernard et Gouzé, 2003].

Par ailleurs, un observateur aux entrées inconnues a été proposé par [Theillol et al., 2000]. L'objectif est de reconstruire les états non mesurés du système dans le cas où l'on ne mesure pas toutes les entrées. Une linéarisation du modèle autour d'un point d'opération est nécessaire pour avoir une représentation générique :

$$\dot{\xi}(t) = F\xi(t) + Gu(t) + Ed(t) \quad (1.42)$$

$$y(t) = H\xi(t) \quad (1.43)$$

où  $u(t)$  représente la commande et  $d(t)$  les entrées. On suppose que les entrées initiales sont connues (mesures hors-ligne, par exemple).

Un observateur d'ordre complet est alors construit, comme il est montré dans [Chen et al., 1996] :

$$\dot{\zeta}(t) = \bar{F}\zeta(t) + \bar{G}u(t) + Ky(t) \quad (1.44)$$

$$\hat{\xi}(t) = \zeta(t) + \bar{H}y(t) \quad (1.45)$$

L'observateur ainsi construit converge en choisissant correctement les valeurs propres de  $\bar{F}$ , celles-ci peuvent être déterminées par placement de pôles ou par optimisation si le système complet est observable. De plus si la matrice  $E$  est de rang plein, alors il est possible de reconstruire les entrées non mesurées en ligne en appliquant l'équation 1.46 :

$$\hat{d}(t) = E^{-1}(\dot{\hat{\xi}}(t) - F\hat{\xi}(t) - Gu(t)) \quad (1.46)$$

Cet observateur a été mis en place par [Theillol et al., 2000] sur un procédé biologique anaérobie de dépollution. Les estimations issues de 1.46 suivent les entrées mesurées hors-ligne mais avec un biais dû à l'erreur induite par la linéarisation.

Une autre approche intéressante est celle concernant l'observation par intervalles. La méthode générale a été proposée par [Smith, 1995] puis elle a été particularisée par [Gouzé et al., 2000a]. Cette approche considère la présence d'incertitudes sur le modèle et son principe repose sur l'estimation par intervalles, c'est-à-dire qu'on cherche à construire un observateur d'état pour les bornes supérieure et inférieure d'un intervalle donné où l'incertitude est présente. La littérature montre que cette approche donne de bons résultats mais il existe encore plusieurs facteurs à améliorer par rapport à la convergence d'estimation et à la définition des intervalles.

Les observateurs décrits précédemment proposent des solutions particulières au problème d'estimation de la digestion anaérobie, mais il y a toujours des inconvénients associés (difficulté de mise en oeuvre et d'analyse, instabilité numérique due au mauvais conditionnement des matrices, erreurs d'estimation à cause des erreurs de modélisation). Dans ce contexte, une stratégie d'observation faisant appel aux techniques de la logique floue est envisagée avec l'objectif de trouver un compromis entre la difficulté de mise en oeuvre et la précision d'estimation. L'idée principale est de linéariser le système non-linéaire autour de plusieurs points d'opération, un observateur classique est conçu pour chaque modèle local et enfin l'état global est reconstruit par une interpolation entre les modèles linéarisés. Une description détaillée de cette méthodologie est présentée dans le chapitre quatre de ce mémoire.

### Observateurs pour les réacteurs à lit fluidisé

Plusieurs méthodes ont été aussi explorées pour le cas du RLF. La méthode d'horizon glissant utilisé par [Boillereaux et Flaus, 1995] cherche à minimiser un critère, qui est la somme quadratique des erreurs de prédiction de la sortie sur un horizon de temps passé, c'est-à-dire qu'il faut trouver le vecteur d'état en début d'horizon qui minimise ce critère. Cette idée est représentée graphiquement sur la la figure 1.9.

Soit le système non-linéaire suivant :

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \quad (1.47)$$

$$y(t) = h(x(t)) \quad (1.48)$$

où  $x \in \mathbb{R}^n$  est le vecteur d'état,  $u \in \mathbb{R}^m$  le vecteur d'entrée,  $y \in \mathbb{R}^p$  la sortie mesurée,  $f$  et  $h$  sont des fonctions supposées continûment différentiables.

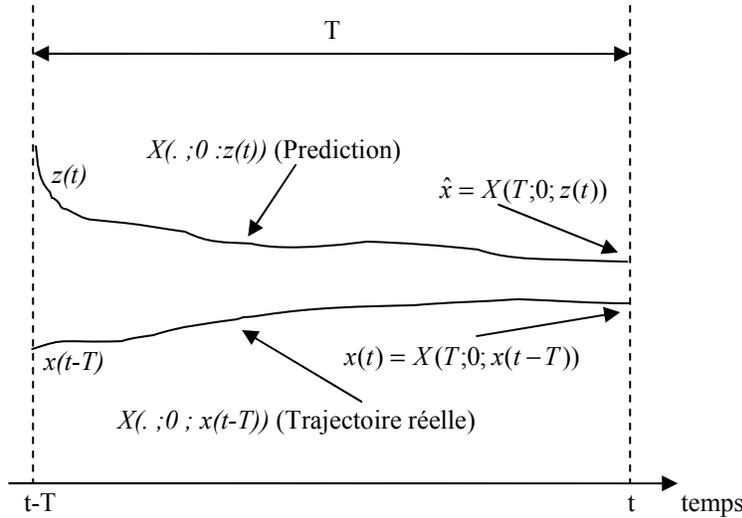


FIG. 1.9 – Principe de l'Horizon Glissant

Si le principe de la figure 1.9 est considéré, un estimateur à Horizon Glissant pour ce système s'écrit comme suit :

$$\dot{z}(t) = f(z(t)) - G_r^T [G_r G_r^T + \alpha]^{-1} \sqrt{J} \quad (1.49)$$

$$\hat{x}(t) = X(T; 0; z(t)) \quad (1.50)$$

où le terme  $\alpha$  est utilisé pour éviter une singularité quand  $G_r = 0$ .

$J$  est le critère à minimiser et défini par:

$$J(z(t), x(t-T)) = \| Y(., 0; z(t)) - Y(., 0; x(t-T)) \|_{L_2}^{[0, T]} \quad (1.51)$$

$G_r$  est le gradient de  $J$  par rapport à  $z$ , il est utilisé comme le terme de correction de l'observateur et il est calculé par l'expression 1.52 :

$$G_r(z(t), x(t-T)) = \frac{\partial J}{\partial z}(z(t), x(t-T)) \quad (1.52)$$

Pour le cas du RLF, un observateur à horizon glissant a été conçu dans [Kollewe, 2002]. Cet observateur est basé sur la méthodologie développée par [Alamir, 2001]. Les estimations résultantes sont satisfaisantes même si un écart est remarqué. L'inconvénient se trouve sur le calcul du gradient. En effet, à cause de la dimension du système et de son mauvais conditionnement, les calculs deviennent très lourds.

Par ailleurs la méthode proposée par [Bastin et Dochain, 1991] a été étendue par [Verdier et Beteau, 1999] au lit fluidisé. Trois hypothèses principales ont été considérées (même si elles ne sont pas toujours vraies) :

- La matrice de rendements biologiques est connue ;
- Le modèle hydrodynamique est connu ;
- Le nombre de mesures  $q$  doit être supérieur au rang  $p$  de la matrice des rendements.

La démarche est similaire à celle décrite dans le paragraphe précédent mais en considérant le modèle du RLF représenté par 1.53.

$$\frac{d\xi}{dt} = K_R \rho(\xi, t) - L_h \xi - Q_G(\xi) + F_S \quad (1.53)$$

avec :

$\xi \in \mathbb{R}^n$  : vecteur d'état ;

$K_R \in \mathbb{R}^{n \times m}$  : matrice des rendements biologiques ;

$\rho \in \mathbb{R}^m$  : vecteur des cinétiques biologiques ;

$L_h \in \mathbb{R}^n$  : matrice des phénomènes hydrodynamiques ;

$Q_G \in \mathbb{R}^n$  : vecteur des flux massiques de sortie (gaz) ;

$F_S \in \mathbb{R}^n$  : vecteur des flux massiques d'entrée (substrat).

Dans [Verdier, 2001], l'auteur propose un observateur basé sur la diagonalisation de la matrice des phénomènes hydrodynamiques et sur une série des transformations d'états. Cet observateur est donné par les expressions suivantes :

$$\dot{\hat{\zeta}}(t) = -A_z(t)\hat{\zeta}(t) + A_m \xi_1(t) + \bar{A}_0 F_{ab}(t) - \bar{A}_0 Q_{ab}(t) \quad (1.54)$$

$$\hat{\xi}_2(t) = A_2^+ (\hat{\zeta}(t) - A_1 \xi_1(t)) \quad (1.55)$$

où :

- $\zeta$  est une combinaison linéaire des états mesurés  $\xi_1$  et des états non mesurés  $\xi_2$  ;
- $A_1$  et  $A_2$  sont de matrices associées respectivement aux états mesurés et aux états non mesurés ;
- $A_2^+$  l'inverse à gauche de  $A_2$  ;
- $A_z$  et  $A_m$  sont matrices associées à une partition de la matrice de comportements hydrodynamiques ;
- $\bar{A}_0$  est une matrice associée à une partition de la matrice des rendements biologiques ;
- $F_{ab}$  est une matrice associée à un regroupement des flux massiques des substrats d'entrée ;
- $Q_{ab}$  est une matrice associée à un regroupement des flux massiques de sortie.

L'inconvénient de cette approche est qu'on ne peut garantir ni l'inversion de  $A_2^+$  ni la vérification des hypothèses par le procédé. De plus, la diagonalisation de la matrice des comportements hydrodynamiques n'est pas complètement fiable à cause du mauvais conditionnement dû aux différentes dynamiques.

Par ailleurs, un estimateur de type  $H_\infty$  a été proposé par [Verdier et Beteau, 2000]. Cet observateur se base sur la transformation du modèle non linéaire en un modèle linéaire variable dans le temps (LVT). L'objectif est de trouver l'estimation d'état optimale, au sens des moindres carrés, pour la pire des combinaisons possible entre les incertitudes, les erreurs d'initialisation et les perturbations. Les estimations issues de cette approche sont de bonne qualité. Seulement, la quantité de calculs et d'analyses pour la transformation du modèle non-linéaire en un modèle LVT est considérable, ce qui peut induire des erreurs numériques compte tenu de la dimension du système.

En général, l'inconvénient principal des observateurs pour le RLF présentés précédemment est la difficulté de leurs mise en œuvre, mais surtout la vérification des hypothèses n'est pas garantie. Pour ces raisons, la stratégie d'observation proposée pour le RPA sera étendue pour le RLF.

### 1.4.2 Commande de la digestion anaérobie

Les applications de la digestion anaérobie ne s'arrêtent pas au traitement de l'eau. Les industries agro-alimentaires, vinicoles et bien d'autres l'utilisent pour résoudre des problèmes très variés. Par exemple, la réduction des boues et le traitement de la vinasse entre autre. Ceci implique que les buts de commande dépendent des applications particulières. Ainsi, dans le domaine du traitement de l'eau, parmi les objectifs ciblés on peut citer entre autre : la régulation de la pollution en sortie, la stabilisation du procédé, l'optimisation de la production de méthane et la régulation du pH. Pour atteindre ces objectifs, la plupart des techniques de commande connues ont été explorées. Dans [Vanrolleghem, 1994; Bastin et Van-Impe, 1995; Steyer et al., 1995], un résumé des techniques alternatives pour la commande des bioprocédé est présentée : commande non-linéaire linéarisante, adaptative, robuste, optimale, floue. Une autre technique intéressante à considérer est la commande L/A proposée par [Lakrori, 1989]. Son principe repose sur des transformations logarithmiques et exponentielles des variables pour prendre en compte les contraintes physiques des bioprocédés (telles que la positivité des variables et la saturation des actionneurs), ce qui est illustré par la figure 1.10.

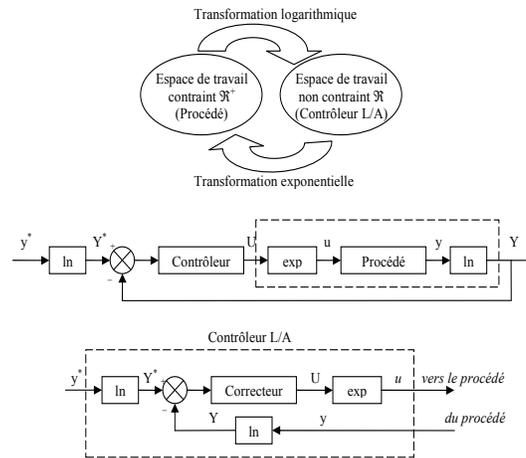


FIG. 1.10 – Principe de la technique L/A

Les transformations logarithmiques permettent de passer des variables de l'espace de travail réel (espace contraint) vers un espace de travail fictif (espace non contraint). Dans cet espace fictif, la conception de n'importe quel correcteur classique est possible. Les transformations exponentielles permettent de revenir des variables de l'espace fictif vers l'espace réel. Ainsi, un correcteur PI numérisé est représenté par l'expression suivante :

$$U_k = U_{k-1} + K_i(Y_{k-1} - Y_k) + K_p(Y_k^* - Y_k) \quad (1.56)$$

avec  $K_i$  et  $K_p$  les coefficients intégral et proportionnel respectivement.

L'équation (1.57) correspond à la forme  $L/A$  du PI exprimée par (1.56). Les sommes ont été remplacées par des produits, les soustractions par des divisions et les produits par des exponentielles.

$$U_k = U_{k-1} \left( \frac{Y_{k-1}}{Y_k} \right)^{K_i} \left( \frac{Y_k^*}{Y_k} \right)^{K_p} \quad (1.57)$$

avec :

$$\begin{aligned} K_p &= \frac{1}{1 + \alpha} \frac{\ln \left( \frac{u_{max}}{u^*} \right)}{\ln \left( \frac{y^*}{y^* + \Delta} \right)} \\ K_i &= \alpha K_p \end{aligned} \quad (1.58)$$

où :

$y$  est la variable de mesure ;

$y^*$  la consigne pour lequel l'actionneur arrive à son état de saturation ;

$u_{max}$  la valeur maximale de la commande ;

$u^*$  la valeur de la commande à l'équilibre ;

$\Delta$  l'écart entre la variable de mesure et la consigne et

$\alpha$  est un coefficient qui tient compte de l'amortissement.

Ainsi, les termes  $\Delta$  et  $\alpha$  deviennent les paramètres de réglage de ce correcteur qui est appelé PI  $L/A$ . Cette méthode de réglage a été proposé par [Béteau et al., 1991].

## Techniques de commande de la digestion anaérobie en RPA

Dans ce paragraphe nous présentons un état de l'art de la commande de la digestion anaérobie dans le domaine du traitement de l'eau. Vu qu'il existe une grande quantité d'articles publiés dans ce domaine, seulement quelques travaux particuliers pour les RPA et pour les RLF seront résumés dans les tableaux 1.2 et 1.3. De plus, nous allons décrire brièvement la stratégie intégrée proposée par [Soehartanto et al., 1999] car cette dernière sera améliorée dans nos travaux de recherche.

En effet, dans [Soehartanto et al., 1999] l'auteur a proposé une stratégie intégrée qui combine différentes lois de commandes, à savoir, l'ajout de bicarbonate et le taux de dilution pour profiter de leurs avantages en minimisant leurs inconvénients. L'approche  $L/A$ , proposé par [Lakrori, 1989], a été employée pour la mise en œuvre des lois de commande. Un système de supervision basé sur le modèle de la limite de stabilité a été mis en place pour détecter le moment le plus adéquat pour appliquer soit la commande par l'ajout de bicarbonate, soit la commande par le taux de dilution, soit aucune des deux. Le principe est résumé dans la figure 1.11 :

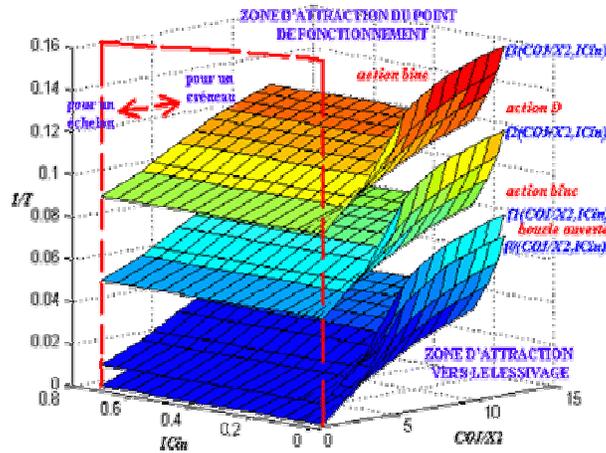


FIG. 1.11 – Principe de la stratégie intégrée

Les surfaces sont déterminées par le modèle de stabilité décrit dans le paragraphe 1.3.1. La logique de commutation des actions de commande se resume comme suit :

- Lorsque une perturbation est détectée, la variable  $1/T$  est initialisée et l'action  $b_{inc}$  est appliquée.
- Si la surface supérieure est traversée par  $1/T$ , l'action  $D$  est appliquée et l'action  $b_{inc}$  est arrêtée.
- Si la première surface du milieu est traversée, l'action  $b_{inc}$  est à nouveau appliquée et  $D$  arrêtée.
- Si la deuxième surface du milieu est traversée, les deux actions sont arrêtées et le système travaille avec les conditions d'équilibre.

L'avantage principal de cette stratégie est qu'elle combine les points forts de chaque action de commande ; mais il s'agit d'une stratégie de commande de type «boucle ouverte» puisque la loi de commutation est prédéterminée, elle ne peut pas être reconfigurée en fonction des variables indicatrices de l'évolution du procédé. Par ailleurs, la stratégie intégrée provoque une commutation chahutée des contrôleurs. De plus, le polynôme pour modéliser la limite de stabilité est très complexe. Pour éviter les inconvénients d'une telle stratégie de commande intégrée, nous allons proposer une extension de cette dernière en faisant appel aux principes de la commande floue.

Le tableau 1.2 présente quelques travaux concernant la commande de la digestion anaérobie en RPA. Nous avons constaté à partir de cette étude bibliographique que la commande non linéaire présente des avantages dans le sens où les non linéarités des procédés peuvent être considérées. Ceci donne comme résultat des expressions plus proches de la réalité. Son principal inconvénient est que parfois des mesures coûteuses sont demandées, et à ce moment là, de nombreuses estimations de paramètres ou de variables sont nécessaires, au détriment des performances. Pour éviter ces incertitudes, les techniques où le modèle du procédé n'est pas nécessaire [Soehartanto et al., 1999; Sanchez et al., 2001] deviennent très intéressantes. Nous allons reprendre le sujet de la commande de la digestion anaérobie au chapitre 5.

<i>Auteur</i>	<i>Objectifs</i>	<i>Technique de commande</i>	<i>Mesures</i>	<i>Entrée de commande</i>
[Dochain, 1995]	Régulation de la DCO	Linéarisation externe	Substrat	Taux de dilution
[Béteau, 1992]	Régulation du bicarbonate	Linéarisation externe	Bicarbonate	Taux de dilution et ajout de bicarbonate
[Hermosillo et al., 1995]	Régulation de la DCO	Linéarisation externe	Substrat	Taux de dilution
[Mailleret et Bernard, 2001]	Régulation de la DCO	Commande Linéarisante	Méthane	Taux de dilution
[Simeonov et Stoyanov, 2003]	Régulation du biogaz et du substrat	Linéarisation aux intervalles d'entrée	Biogas, DCO	Taux de dilution
[Béteau, 1992]	Régulation du bicarbonate	L/A	Bicarbonate	Taux de dilution et ajout de bicarbonate
[Giraldo-Gomez et Duque, 1998]	Régulation du pH	Commande floue	pH, DCO	Débit d'entrée
[Soehartanto et al., 1999]	Régulation du bicarbonate, production du méthane	Stratégie intégrée	bicarbonate	Taux de dilution, ajout de bicarbonate
[Sanchez et al., 2001]	Régulation du bicarbonate, production du méthane	Stratégie intégrée intelligente	Bicarbonate	Taux de dilution, ajout de bicarbonate

TAB. 1.2 – *Etat de l'art: techniques de commande pour les RPA*

### Techniques de commande pour les RLF

Dans le tableau 1.3 nous présentons une série des travaux existant en ce qui concerne la commande de la digestion anaérobie en réacteur à lit fluidisé. Sans être exhaustif, cet état de l'art permet d'avoir une idée des tendances de la communauté scientifique à ce sujet.

Nous constatons à partir de cette analyse des recherches actuelles que les avantages et inconvénients des techniques non-linéaires pour la commande de la digestion anaérobie en RLF sont les mêmes que pour le cas des RPA. Concernant les autres techniques, la commande floue est de plus en plus utilisée, l'un de ses avantages étant la simplicité de sa mise en œuvre et bien sûr l'utilisation de la connaissance empirique des opérateurs. Dans ce contexte, un de nos objectifs sera d'exploiter les avantages de la commande floue en vue de construire une stratégie de commande efficace pour maîtriser un procédé si complexe que la digestion anaérobie.

<i>Auteur</i>	<i>Objectifs</i>	<i>Technique de commande</i>	<i>Mesures</i>	<i>Entrée de commande</i>
[Hilgert et al., 2000]	Régulation du taux de production de gaz	Commande adaptative et robuste	Biogaz	Débit d'entrée
[Steyer et al., 1999]	Diminution de la DCO en sortie et augmentation du substrat d'entrée	Analyse des perturbations en entrée	pH, méthane	Débit d'entrée
[Estaben et al., 1997]	Réduction de la DCO	Commande floue	pH, Biogaz	Débit d'entrée
Seok [2003]	Stabilisation d'un procédé de traitement d'effluents de de-icing	Adaptative hybride (On-line - Off-line)	Propionate, biogaz, pH	Taux de dilution
[Hawkes et al., 1995]	Supervision et commande des surcharges organiques	Reseaux de neurones	Bicarbonate	Débit d'entrée
[Holst et al., 1995]	Stabilisation du procédé étudié	Systèmes experts	pH, méthane, concentration d'hydrogène	Débit d'entrée
[Polit et al., 1995]	Diminution de la DCO	Commande floue	Méthane	Débit d'entrée
[Muller et al., 1997]	Stabilisation, détection d'entrées toxiques et diminution de la DCO	Commande floue	Biogaz, pH	Débit d'entrée

 TAB. 1.3 – *Etat de l'art: techniques de commande pour les RLF*

## 1.5 Conclusions

Dans ce chapitre, nous avons effectué une étude bibliographique du procédé de digestion anaérobie concernant la modélisation, l'observation d'état et la commande. Nous avons étudié un modèle biologique complété par le comportement hydrodynamique de deux structures différentes : un réacteur parfaitement agité et un réacteur à lit fluidisé.

Pour le RPA nous avons retenu un modèle basé sur deux équivalents du substrat (l'équivalent glucose  $S_1$  et l'équivalent acétate  $S_2$ ) et deux populations bactériennes ( $X_1$  et  $X_2$ ). Le comportement hydrodynamique de ce réacteur a été modélisé par le taux de dilution  $D$  pour les composants solubles (les deux substrats, le carbone inorganique et les cations), et par un filtre de biomasse pour les deux populations bactériennes, faisant

intervenir les taux de mortalité  $K_{d1}$  et  $K_{d2}$ .

Concernant le RLF, pour des raisons simplificatrices, le modèle retenu considère un seul substrat  $S_2$  et une seule population bactérienne  $X_2$ . Le comportement hydrodynamique des composants solubles a été représenté par un modèle de type piston à dispersion axiale, ce qui implique un modèle à paramètres distribués. Pour être en mesure de manipuler le modèle résultant, une discrétisation spatiale par la méthode de collocation orthogonale a été considérée. En revanche, la matière biologique suit un comportement hydrodynamique à filtre de biomasse.

Nous avons effectué une analyse des modèles du point de vue de l'automatique qui n'est pas forcément le même que celui de la biologie. Par exemple, d'après la biologie un système biologique n'est jamais en équilibre, tandis que pour l'automatique un système biologique atteint un point d'équilibre lorsque les variations de ses variables d'état deviennent négligeables. Ainsi, l'analyse des modèles montre que la digestion anaérobie est un procédé à trois points d'équilibre : le point de fonctionnement et le point de lessivage et un point instable (sans signification physique). Il s'agit d'un système localement stable et qui a besoin des stratégies de commande pour éviter le point du lessivage et pour l'amélioration des performances telles que la régulation de la pollution en sortie, la production du méthane, entre autres.

Par ailleurs, l'étude bibliographique nous a permis aussi d'établir un état de l'art de l'observation d'état et de la commande du procédé. En effet, la mesure de certaines variables telles que la biomasse est chère et peu pratique. Pour cette raison, la conception d'observateurs d'état devient une première étape à franchir avant de commander le procédé. Ainsi, plusieurs observateurs ont été proposés au cours des années dont on peut distinguer deux types principaux : les observateurs basés sur la linéarisation du modèle non linéaire et les observateurs non linéaires, c'est-à-dire ceux qui ne demandent pas une linéarisation. Les premiers types d'observateurs sont relativement faciles à mettre en place mais son principal inconvénient est qu'ils sont valables seulement dans une région d'opération. Les deuxièmes types d'observateurs sont valables dans tout l'espace de travail mais ils sont difficiles à synthétiser et ils peuvent présenter des inconvénients de mise en œuvre. Dans la perspective de trouver un compromis entre la mise en œuvre et la précision d'estimation, nous allons proposer un observateur flou qui se base sur l'interpolation de différentes estimations locales autour de plusieurs points de fonctionnement.

Enfin, vu la complexité de la digestion anaérobie et des différentes technologies des réacteurs, plusieurs techniques de commande ont été abordées ces dernières années. Dans ce cadre, deux familles de méthodes ont été choisies par la communauté scientifique. La première est la commande non-linéaire considérée comme l'alternative la plus appropriée pour la commande, car elle offre plusieurs avantages même si elle présente des inconvénients principalement de mise en œuvre. La seconde est la commande intelligente, qui pour sa part, réduit la complexité des expressions de commande et permet d'utiliser la connaissance empirique des opérateurs ainsi que de faciliter la mise en œuvre. Pour ces raisons, nous allons exploiter les avantages de la commande intelligente pour concevoir :

- des contrôleurs efficaces qui s'adaptent à l'évolution du procédé et
- un système de supervision capable de déterminer quel est le contrôleur le plus adéquate à appliquer en fonction de l'état du procédé.

## Chapitre 2

# *Outils pour l'observation et la commande*

*Dans ce chapitre, deux outils d'aide à l'élaboration d'une stratégie d'observation et de commande de la digestion anaérobie sont abordés : la logique floue et l'analyse en composantes principales. Ces deux approches sont très intéressantes, l'une du point de vue de l'estimation et de commande du procédé et l'autre du point de vue du choix des variables indicatrices de l'évolution de la digestion anaérobie. En effet, l'approche de la logique floue est classée parmi les techniques de la commande intelligente car elle fait appel au raisonnement humain pour la description des systèmes et la conception des contrôleurs ; elle peut de plus être étendue pour l'estimation d'état des systèmes et même pour la supervision des procédés. Par ailleurs, l'analyse en composantes principales permet une interprétation relativement facile des relations entre variables parmi un grand ensemble de données. C'est une méthode statistique basée sur des combinaisons linéaires des variables pour déduire les composantes qui décrivent le mieux l'ensemble des données. Cette propriété sera exploitée pour mettre en évidence les variables qui donnent la meilleure idée de l'évolution de la digestion anaérobie.*



## 2.1 La logique floue

Le concept de la logique floue a été introduit par [Zadeh, 1965] avec sa théorie des ensembles flous, mais l'approche a été développée surtout au Japon à partir des années 1980.

Actuellement, la logique floue est appliquée dans les domaines les plus divers, tels que l'intelligence artificielle, l'économie, la biologie, la médecine et bien d'autres. Dans le cas de l'automatique, la plupart des sujets de recherche ont été explorés par cette approche : l'estimation d'état, la commande, la modélisation, etc.

Dans notre étude, une application de la logique floue pour l'élaboration d'une stratégie d'observation et de commande de la digestion anaérobie est envisagée. Nous présentons d'abord une brève explication des principes de cette approche. Pour une étude plus complète, dans [Bouchon-Meunier, 1995; Wang, 1997] les auteurs proposent une explication exhaustive de la logique et de la commande floues.

### 2.1.1 Principe de l'inférence floue

L'idée de base de la logique floue est de modéliser des phénomènes ou des procédés comme le ferait l'être humain, c'est-à-dire de mettre en algorithmes, composés essentiellement par des règles du type « Si ... alors ... », le raisonnement humain. En effet, l'homme a tendance à tirer des conclusions sur certaines situations à partir de données imprécises ou incomplètes et à agir en fonction d'un ensemble de règles implicites au raisonnement. A titre d'exemple, une personne qui est prête à prendre une douche peut savoir si l'eau a une température appropriée à cet effet au moment d'ouvrir le robinet. Si cette personne trouve que l'eau est très froide, sa réaction naturelle sera de bouger le robinet pour régler la température. Si l'eau devient très chaude, alors elle devra bouger le robinet dans le sens inverse et ainsi de suite jusqu'à trouver la température de l'eau qui lui convient le mieux. La personne en question ne connaît pas forcément la température de l'eau, mais ses capteurs corporels lui donnent une information que son cerveau transforme en une sensation de confort et c'est à partir de cela qu'elle prend des décisions.

Ainsi, un algorithme qui peut traduire le raisonnement de la personne de l'exemple cité ci-dessus pourrait être le suivant :

*Si l'eau est froide alors ouvrir le robinet vers le chaud. Si l'eau est très chaude alors ouvrir le robinet vers le froid... Si l'eau a une température appropriée alors laisser le robinet fixe et prendre la douche.*

Si l'idée de mettre en algorithme le raisonnement humain est considérée dans le cas de phénomènes ou procédés plus complexes qui font intervenir plusieurs machines et opérateurs, toute la connaissance empirique des experts peut être exploitée en vue d'une meilleure maîtrise de ces procédés complexes. Pour cela il faut suivre la méthodologie de la logique floue qui divise un système en trois éléments principaux, à savoir, un module de fuzzification, un module de déduction de règles, nommé aussi base de connaissances et un module de défuzzification. La figure 2.1 illustre la composition d'un système flou.

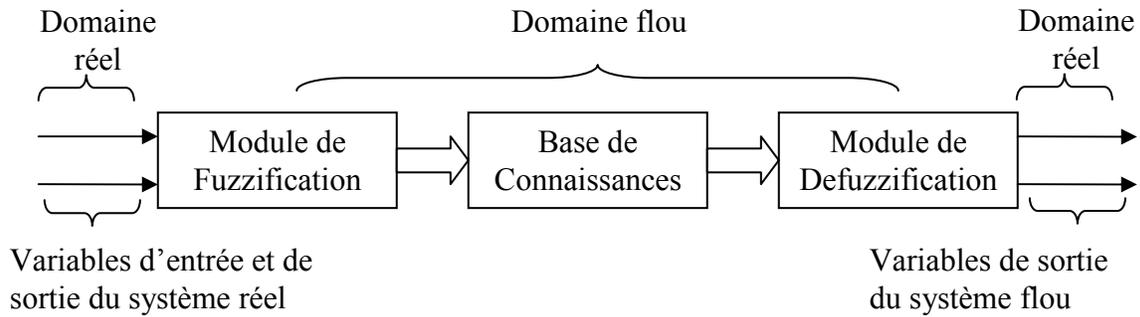


FIG. 2.1 – Structure d'un système flou

Ces trois modules seront décrits dans les paragraphes suivants.

### 2.1.2 Fuzzification

Le principe de la fuzzification est de remplacer l'appartenance 0 et 1 d'un ensemble de la logique classique par un degré d'appartenance pouvant prendre toutes les valeurs comprises entre 0 et 1 dans un ensemble appelé *ensemble flou*. La figure 2.2 illustre ce principe en comparant la température de l'eau classée par la logique classique et par la logique floue.

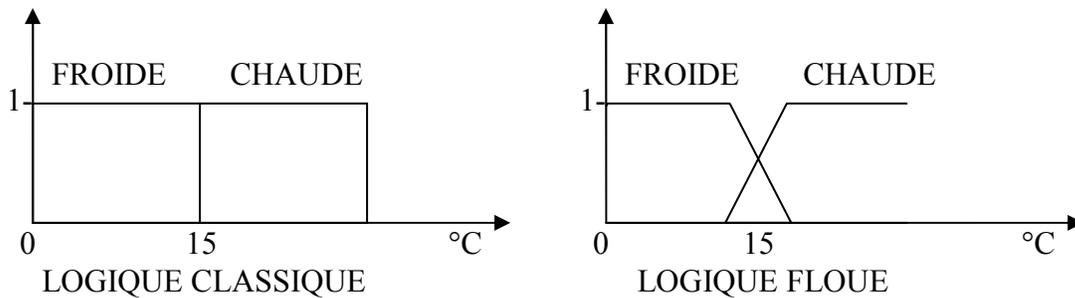


FIG. 2.2 – Comparaison entre la logique classique et la logique floue

Dans cet exemple, en logique classique jusqu'à 15°C, l'eau appartient à la classe de l'eau froide, alors qu'en logique floue, à partir de 10°C l'eau n'appartient plus que partiellement à l'eau froide.

Cette idée est représentée mathématiquement par l'expression (2.1) pour la logique classique et par l'expression (2.2) pour la logique floue.

$$\gamma(z) = \begin{cases} 1 & \text{si } z \in \mathbf{A} \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.1)$$

$$\gamma(z) = [0,1] \quad (2.2)$$

Dans la littérature, le degré d'appartenance dans un ensemble flou est désigné par la lettre grecque  $\mu$ . Tout au long de notre étude, nous allons utiliser à cet effet la lettre  $\gamma$  pour éviter des confusions avec le taux de croissance biologique qui est noté  $\mu$ .

Ainsi, le module de fuzzification a pour but de réaliser le passage des variables du domaine réel vers le domaine flou. Ce passage consiste en la description des variables réelles (variables d'entrée du système flou) à partir des ensembles flous donnant les degrés d'appartenance à différents états identifiés pour ces variables. Les ensembles flous sont désignés par des expressions du langage courant. L'ensemble flou peut prendre les formes géométriques les plus variés, mais les plus utilisées sont les formes : triangulaire, trapézoïdale et gaussienne. Le choix de cette forme est particulière pour chaque application.

De cette manière, une possible fuzzification pour la vitesse d'une voiture sur une route est montrée sur la figure 2.3.

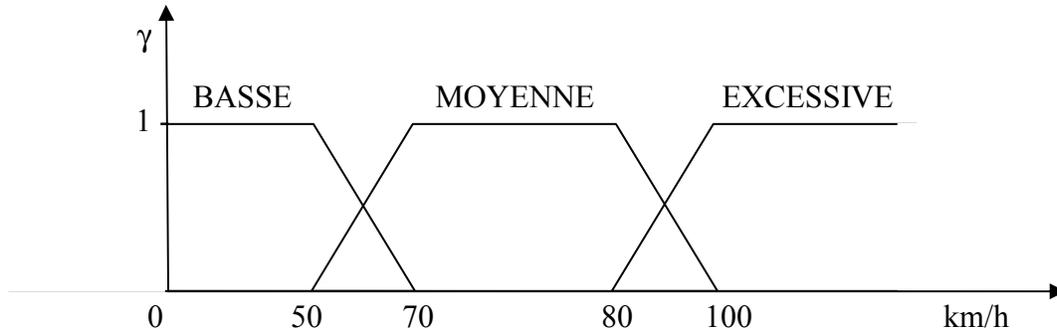


FIG. 2.3 – Exemple de fuzzification de la vitesse d'une voiture

L'interprétation des ensembles flous de la figure 2.3 est la suivante :

Le sous-ensemble «Basse» veut dire que la vitesse de la voiture est vraiment en dessous de  $50\text{km/h}$ , elle est seulement à moitié à  $60\text{km/h}$  et elle n'est pas de tout au dessus de  $70\text{km/h}$ .

Concernant le sous-ensemble «Moyenne», la vitesse de la voiture n'est pas de tout en dessous de  $50$  et au dessus de  $100\text{km/h}$ , elle est à moitié à  $60$  et aussi à  $90\text{km/h}$ , elle est vraiment entre  $70$  et  $80\text{km/h}$ .

Enfin, la vitesse de la voiture n'est pas de tout «Excessive» en dessous de  $80\text{km/h}$ , elle est à moitié à  $90\text{km/h}$  et elle est vraiment au dessus de  $100\text{km/h}$ .

Les variables d'entrée ainsi que les variables de sortie du système ou du phénomène à manipuler par la logique floue sont traitées dans le module de fuzzification. Dans les autres modules, des relations entre ces variables seront établies, comme il est explicité dans les paragraphes suivants.

### 2.1.3 Base de connaissances

Une fois que les variables d'entrée et de sortie sont exprimées à partir d'ensembles flous, il faut établir des règles d'inférence les liant les unes aux autres. Autrement dit, un traitement des données dans le domaine flou est nécessaire. C'est le rôle de ce module et c'est dans ce module que la connaissance empirique des experts du procédé en question peut être exploitée pour l'établissement des règles.

Ainsi,  $R$  règles peuvent être établies (combinaison des ensembles flous des variables d'entrée), dont une règle prise au hasard a la forme suivante :

*Si*  $a_1$  est  $A_1^h$  *et*  $a_2$  est  $A_2^k$  ... *et*  $a_n$  est  $A_n^l$  *alors*  $b_1$  est  $B_1^p$  *et*  $b_2$  est  $B_2^q$ ... *et*  $b_m$  est  $B_m^r$

Avec  $a_1, \dots, a_n$ , les  $n$  variables d'entrée,  $b_1, \dots, b_m$ , les  $m$  variables de sortie,  $A_1, \dots, A_n$ ,  $B_1, \dots, B_m$  des ensembles flous et les super-indices les fonctions d'appartenance de chaque ensemble flou. Plusieurs combinaisons des opérateurs logiques (ou, et) sont possibles. La condition de la règle est connue comme *prémisse* et la conclusion est aussi nommée *conséquent*.

Ainsi, dans l'exemple de la voiture qui s'approche d'un feu tricolore, une règle d'inférence est :

*SI le feu tricolore est proche ET la vitesse est élevée ET la lumière est verte ALORS le conducteur maintient sa vitesse.*

Pour que le conducteur maintienne sa vitesse, il faut que trois conditions soient remplies. Pour certaines valeurs des variables d'entrée chaque condition va être remplie avec un certain degré d'appartenance. Mais la condition globale en a besoin d'un seul. Le degré d'appartenance globale sera alors composé d'une combinaison des degrés individuels. Pour connaître l'apport de ces derniers au degré global, il est nécessaire d'analyser les opérateurs logiques (NON, OU, ET) utilisés dans la règle. Il y a plusieurs manières de considérer ces opérateurs, mais la plus utilisée est la logique de Zadeh, et c'est celle qui sera employée par la suite. La logique de Zadeh définit alors l'opérateur NON comme le complément d'une variable dans un ensemble flou. Il est exprimé comme suit :

$$\overline{\mathbf{A}} = \{a | a \notin \mathbf{A}\} \quad (2.3)$$

et il est calculé avec :

$$\overline{\gamma(a)} = \gamma_{\overline{\mathbf{A}}}(a) = 1 - \gamma_{\mathbf{A}}(a) \quad (2.4)$$

où le terme  $\gamma_{\mathbf{A}}(a)$  exprime le degré d'appartenance de la variable  $a$  dans l'ensemble flou  $\mathbf{A}$ .

L'opérateur logique ET représente l'intersection des deux ensembles :

$$\mathbf{A} \cap \mathbf{B} = \{a | a \in \mathbf{A} \cap a \in \mathbf{B}\} \quad (2.5)$$

et le degré retenu est celui qui a la valeur minimale :

$$\gamma_{\mathbf{A} \cap \mathbf{B}}(a) = \gamma_{\mathbf{A}}(a) \cap \gamma_{\mathbf{B}}(a) = \min(\gamma_{\mathbf{A}}(a), \gamma_{\mathbf{B}}(a)) \quad (2.6)$$

Le dernier opérateur utilisé pour la composition du degré d'appartenance global est OU. Cet opérateur correspond à l'union de deux ensembles :

$$\mathbf{A} \cup \mathbf{B} = \{a | a \in \mathbf{A} \cup a \in \mathbf{B}\} \quad (2.7)$$

et le degré retenu est celui qui a la valeur maximale :

$$\gamma_{\mathbf{A} \cup \mathbf{B}}(a) = \gamma_{\mathbf{A}}(a) \cup \gamma_{\mathbf{B}}(a) = \max(\gamma_{\mathbf{A}}(a), \gamma_{\mathbf{B}}(a)) \quad (2.8)$$

En résumé, quand des conditions sont liées par un opérateur OU, on considère le degré d'appartenance maximum parmi les conditions d'entrée. Quand des conditions sont liées par une logique ET, on considère le degré d'appartenance minimum parmi les conditions qui sont en jeu.

### 2.1.4 Défuzzification

Dans les deux premiers modules la transformation des variables réelles en variables floues ainsi que le traitement des données dans le domaine flou ont été réalisés. La dernière étape consiste à passer du domaine flou au domaine réel car les données réelles sont celles qu'on peut appliquer aux systèmes physiques. Donc le module de défuzzification a pour but de transformer les valeurs des variables des sorties floues en valeurs numériques. Il existe plusieurs méthodes pour réaliser cette opération, telles que la méthode du maximum, la méthode de la moyenne pondérée et la méthode du centre de gravité. Une brève explication de chacune est présentée ci-dessous.

La méthode du **maximum** considère seulement, pour chaque sortie, la règle présentant le degré d'appartenance le plus grand.

$$u = \max(\gamma_A(a), \gamma_B(a)) \quad (2.9)$$

avec  $u$  la sortie du système flou, c'est-à-dire, la valeur numérique de la sortie floue.

C'est une méthode qui introduit des ambiguïtés car il y a plusieurs valeurs de  $a$  qui correspondent au maximum. De plus, les règles secondaires (celles qui n'ont pas la valeur maximale) ne sont pas considérées même si elles peuvent être importantes au niveau du fonctionnement du système. Cette méthode est peu utilisée.

La méthode de la **moyenne pondérée** considère comme valeur de sortie la moyenne des valeurs préconisées par chaque règle, pondérées par leurs degrés d'appartenance respectifs. L'équation 2.10 correspond au calcul de la sortie du système flou.

$$u = \frac{\sum_{i=1}^n \gamma_{A_i}(a_i) a_i}{\sum_{i=1}^n \gamma_{A_i}(a_i)} \quad (2.10)$$

Il s'agit d'une méthode plus évoluée et pourtant plus fiable. En effet, elle prend en compte toutes les règles en diminuant ainsi les ambiguïtés. C'est une méthode plus utilisée que la méthode du maximum.

Enfin, la méthode de défuzzification du **centre de gravité** consiste à tracer, sur un même diagramme, les différentes zones trapézoïdales correspondant à chacune des règles, et à calculer le centre de gravité de la zone consolidée ; le degré d'appartenance est donc calculé comme suit :

$$u = \frac{\sum_{i=1}^n a_i^* \nu_i}{\sum_{i=1}^n \nu_i} \quad (2.11)$$

où  $\nu_i$  représente la surface active de l'ensemble  $i$ , elle est une fonction de la variable d'entrée et du degré d'appartenance.  $a_i^*$  représente le centre de gravité de la surface  $\nu_i$ .

Cette méthode est très utilisée car même si elle est coûteuse en termes de calcul elle est plus performante que les autres méthodes.

Néanmoins, il n'existe pas de règle générale pour le choix d'une méthode de défuzzification. Le choix de la méthode dépend des exigences de l'application. Il y a souvent un compromis à respecter entre facilité et performance. Dans nos travaux de recherche, nous allons utiliser les méthodes du centre de gravité et de la moyenne pondérée.

## 2.2 Les systèmes flous fonctionnels : l'approche de Takagi-Sugeno

Les systèmes flous décrits précédemment font partie de la classe des systèmes flous *conventionnels*. Il existe un autre type de systèmes flous appelés *fonctionnels*. La différence principale entre ces deux sortes de systèmes flous est la structure du conséquent des règles. Pour les systèmes conventionnels seulement des variables linguistiques sont permises, tandis que pour les systèmes fonctionnels il est possible d'utiliser des fonctions de n'importe quelle nature. Ceci permet une grande diversité d'applications. Dans ce contexte, dans [Takagi et Sugeno, 1985], les auteurs ont proposé une méthodologie d'identification floue de systèmes qui consiste à construire des règles floues ayant comme prémisse une description floue des entrées d'un système quelconque et comme conséquent des relations linéaires entrée-sortie du même système. Cette méthodologie a eu un grand succès et plusieurs domaines d'applications ont été explorés, tels que la modélisation des systèmes, la commande, l'observation d'état, la supervision et la détection de défaillances.

Dans [Passino et Yurkovich, 1998; Tanaka et Wang, 2001] l'approche de Takagi-Sugeno est présentée en détail et nous allons la résumer dans ce paragraphe. Etant une méthodologie floue de représentation de systèmes, les trois modules d'un système flou conventionnel (fuzzification, base de connaissances et défuzzification) sont aussi présents dans le systèmes Takagi-Sugeno. Néanmoins, même si le principe est similaire, nous allons souligner les différences au fur et à mesure de l'explication de cette méthodologie.

Dans le module de **fuzzification**, les variables d'entrée sont décrites par des variables linguistiques, comme dans le cas de systèmes flous conventionnels. Concernant les variables de sortie, elles ne sont pas décrites par de termes linguistiques mais par des relations linéaires avec d'autres variables ou fonctions.

Une fois la fuzzification des variables d'entrée effectuée et l'établissement des fonctions de sortie faites, la construction de la **base de connaissance** est possible. Dans le cas des systèmes fonctionnels, la structure du conséquent des règles d'inférence est différente de celle des systèmes conventionnels. En effet, la *i<sup>ème</sup>* règle d'un système flou fonctionnel prend la forme suivante :

Si  $a_1$  est  $A_1^h$  et  $a_2$  est  $A_2^k$  ... et  $a_n$  est  $A_n^l$  alors  $b_i = f_i(.)$

Où « $\cdot$ » est utilisé pour représenter l'argument de  $f_i$ .  $b_i = f_i(.)$  est donc une fonction qui peut avoir comme argument non seulement des variables d'entrée mais aussi d'autres variables ayant une influence sur le fonctionnement du système en question.

Enfin, le module de **défuzzification** des systèmes flous fonctionnels utilise généralement le principe de la méthode de la moyenne pondérée. Ainsi, pour transformer les valeurs floues en valeurs numériques réelles l'expression 2.12 est utilisée :

$$u = \frac{\sum_{i=1}^R \gamma_i b_i}{\sum_{i=1}^R \gamma_i} \quad (2.12)$$

avec :  $\gamma_i = \gamma_{A_1^j} * \gamma_{A_2^k} * \dots * \gamma_{A_n^m}$  et  $\sum_{i=1}^R \gamma_i \neq 0$ .

où  $j$  représente la  $j^{eme}$  fonction d'appartenance de la première variable floue  $A_1$ ,  $k$  est la  $k^{eme}$  fonction d'appartenance de la deuxième variable floue  $A_1$ , et  $m$  représente la  $m^{eme}$  fonction d'appartenance de la  $n^{eme}$  variable floue  $A_n$ .

Pour illustrer cette approche, une représentation simple de la digestion anaérobie en utilisant un modèle Takagi-Sugeno est présentée. Pour l'étape de fuzzification, la mesure du pH sera considérée comme une variable d'entrée qui peut être décrite avec les cinq ensembles flous montrés sur la figure 2.4.

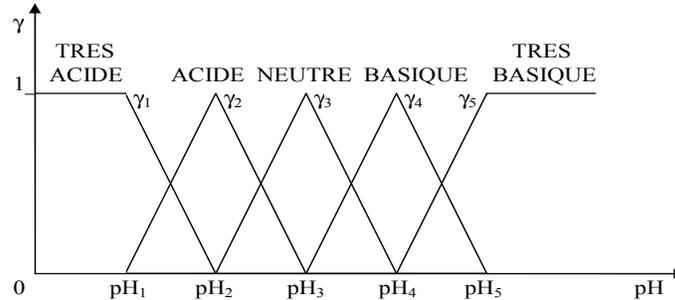


FIG. 2.4 – Fuzzification de la mesure du pH dans la digestion anaérobie

Par ailleurs, la digestion anaérobie est modélisée par une fonction non-linéaire exprimée par l'équation 2.13 :

$$\frac{dx}{dt} = f(x,u) \quad (2.13)$$

La linéarisation du modèle non linéaire 2.13 autour de plusieurs points de fonctionnement (correspondant à plusieurs valeurs de pH) sera considérée comme une relation de sortie pour la représentation de Takagi-Sugeno du procédé de digestion anaérobie. Ainsi, il y aura plusieurs modèles linéaires de la forme 2.14, où  $F$  et  $G$  sont les matrices jacobiennes de 2.13 .

$$\dot{X} = FX + Gu \quad (2.14)$$

Une fois la fuzzification faite, la base de connaissances est construite à partir des ensembles flous de la figure 2.4 et des modèles linéaires issus de la linéarisation. Les cinq règles suivantes sont donc établies :

- Si le pH est très acide alors  $\dot{x}_1 = F_1x_1 + G_1u$
- Si le pH est acide alors  $\dot{x}_2 = F_2x_2 + G_2u$
- Si le pH est neutre alors  $\dot{x}_3 = F_3x_3 + G_3u$
- Si le pH est basique alors  $\dot{x}_4 = F_4x_4 + G_4u$
- Si le pH est très basique alors  $\dot{x}_5 = F_5x_5 + G_5u$

Ainsi, la dynamique non linéaire de la digestion anaérobie est décrite localement par cinq modèles linéaires qui peuvent être analysés et manipulés suivant les principes de l'automatique linéaire.

Dans l'étape de défuzzification l'équation 2.12 est appliquée donnant le résultat :

$$\dot{x} = \frac{\sum_{i=1}^5 \gamma_i (F_i X_i + G_i u)}{\sum_{i=1}^5 \gamma_i} \quad (2.15)$$

Cette étape sert à reconstruire la dynamique non linéaire à partir des modèles linéaires. En effet, la méthode de défuzzification agit comme un interpolateur des dynamiques linéaires issues d'une dynamique non linéaire. Ainsi, l'équation de sortie du système flou (2.15) est équivalente à l'expression non linéaire de la digestion anaérobie (2.13) :

$$\frac{dx}{dt} = f(x,u) \approx \dot{x} = \frac{\sum_{i=1}^5 \gamma_i (F_i X_i + G_i u)}{\sum_{i=1}^5 \gamma_i}$$

Dans [Tanaka et Wang, 2001], l'auteur a prouvé que n'importe quel système non linéaire peut être approché par un modèle Takagi-Sugeno. Cette flexibilité des systèmes flous fonctionnels sera exploitée dans ce projet pour l'élaboration d'une stratégie d'estimation d'état et de commande de la digestion anaérobie.

## 2.3 Le correcteur proportionnel intégral flou minimal

Il existent plusieurs méthodes pour synthétiser des correcteurs PI et PID flous, comme celles décrites dans [Mizumoto, 1992; Galichet, 1995]. Une autre approche très intéressante a été proposée par [Ying et al., 1990]. Il s'agit d'un correcteur PI flou qui considère un nombre minimal de règles dans sa base de connaissances (seulement quatre). Pour cette raison, ce correcteur est aussi connu comme PI flou minimal. En effet, à partir des deux entrées (l'erreur et le taux de variation de l'erreur), une sortie et un algorithme adéquat de défuzzification, il est possible de déduire une structure floue similaire à celle d'un PI mais avec les coefficients proportionnel et intégral variant en fonction de l'erreur et du taux de variation de l'erreur. La méthode de synthèse d'un tel correcteur est détaillée dans [Ying et al., 1990; Chen et Ying, 1993; Misir et al., 1994] et elle sera résumée dans ce paragraphe.

### 2.3.1 Description du correcteur PI flou minimal

Le schéma du PI flou minimal est illustré dans la figure 2.5.

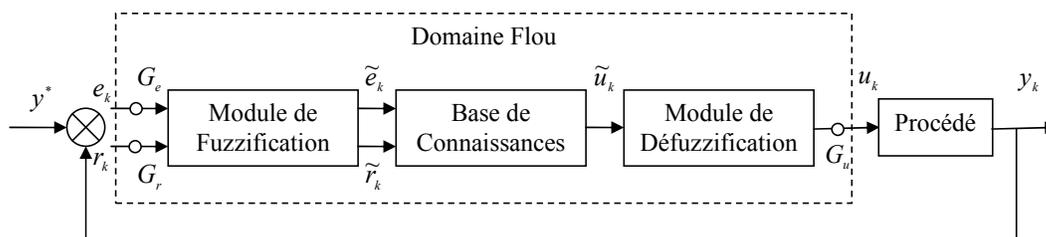


FIG. 2.5 – Schéma d'un correcteur proportionnel intégral flou

Les paramètres du correcteur sont définis comme suit :

$$\begin{aligned}
 e_k &= y_k - y^* \\
 \tilde{e}_k &= \tilde{F}[G_e e_k] \\
 r_k &= \frac{e_k - e_{k-1}}{T_e} \\
 \tilde{r}_k &= \tilde{F}[G_r r_k] \\
 u_k &= \Delta u_k + u_{k-1} = G_u \Delta U_k + U_{k-1}
 \end{aligned} \tag{2.16}$$

avec :

- $k$  : un nombre entier qui désigne un échantillon ;
- $T_e$  : la période d'échantillonnage ;
- $y^*$  : la consigne ;
- $y_k$  : la sortie du procédé
- $e_k$  : l'erreur de régulation ;
- $r_k$  : le taux de variation de l'erreur ;
- $u_k$  : la sortie du correcteur flou (l'entrée du procédé) ;
- $\Delta u_k$  : la sortie incrémentale du correcteur flou ;
- $\tilde{e}_k, \tilde{r}_k, \tilde{u}_k$  : les valeurs floues de  $e_k, r_k, u_k$  ;
- $G_e, G_r$  et  $G_u$  : des coefficients d'ajustement des variables floues (l'erreur, le taux de variation de l'erreur et la sortie du correcteur flou) ;
- $\tilde{F}[\ ]$  : l'opération de fuzzification.

L'ajustement de l'erreur, du taux de variation de l'erreur et de la sortie du correcteur fait partie de l'étape de fuzzification. En effet, cet ajustement est particulièrement pratique dans les cas où les variables réelles ont des valeurs petites ou mal conditionnées. Ceci est le cas du procédé de digestion anaérobie.

### 2.3.2 Principe du correcteur PI flou minimal

Une fois la structure et la notation du correcteur PI flou minimale présentées, nous introduisons le principe de cette technique. Pour cela, nous décrivons dans ce paragraphe, les trois modules composant le correcteur PI flou minimal de la figure 2.5.

#### Fuzzification

Pour cette étape on considère que les variables d'entrée (l'erreur et le taux de variation de l'erreur) peuvent prendre des valeurs positives et négatives. A partir de cela, deux ensembles flous sont choisis pour chacune des variables. En revanche, pour les valeurs de la variable de sortie, il existe trois possibilités : positives, négatives ou nulle. Ainsi, trois ensembles flous sont proposés pour la sortie du correcteur. La fuzzification des trois variables est présentée dans la figure 2.6.

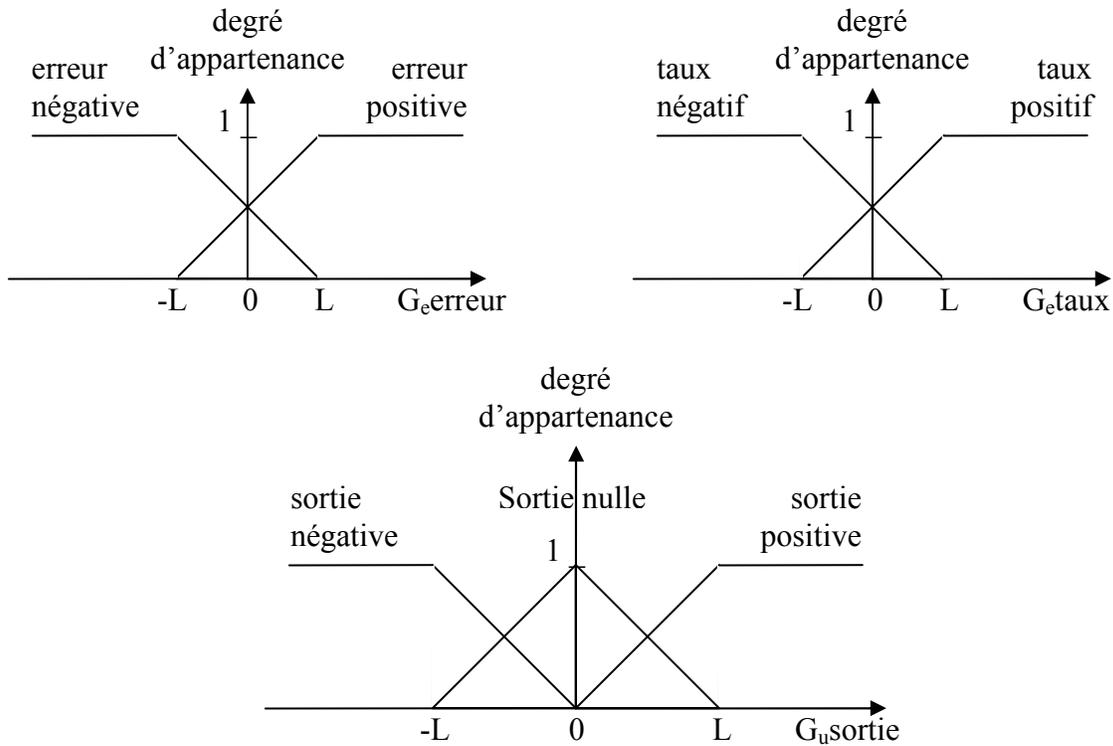


FIG. 2.6 – Fuzzification des entres et de la sortie du PI flou

### Base de connaissances

A partir des ensembles flous définis dans l'étape de fuzzification, les quatre règles d'inférence suivantes sont établies.

- Si** l'erreur est POSITIVE **et** le taux est POSITIF **alors** la sortie est NEGATIVE.
- Si** l'erreur est POSITIVE **et** le taux est NEGATIF **alors** la sortie est NULLE.
- Si** l'erreur est NEGATIVE **et** le taux est POSITIF **alors** la sortie est NULLE.
- Si** l'erreur est NEGATIVE **et** le taux est NEGATIF **alors** la sortie est POSITIVE.

Pour évaluer chacune des règles d'inférence, l'opérateur «**et**» représente l'intersection de deux ensembles, comme cela a été explicité au paragraphe 2.1.3.

### Défuzzification

Le principe de la méthode de la moyenne pondérée est évoqué pour la mise en œuvre du module de défuzzification. Ce qui est expliqué dans ce paragraphe. Le plan de phase illustré par la figure 2.7 est défini de manière à représenter toutes les combinaisons possibles entre les variables d'entrée. Ce plan de phase est construit comme suit :

- les huit régions intérieures correspondent au cas où une des deux conditions suivantes est vérifiée :  $G_e|e_k| \leq G_r|r_k| \leq L$  et  $G_r|r_k| \leq G_e|e_k| \leq L$ .
- les régions adjacentes à une des régions intérieures correspondent au cas où une des deux conditions suivantes est vérifiée :  $G_e|e_k| \leq G_r|r_k| > L$  et  $G_r|r_k| \leq G_e|e_k| > L$ .

- les régions tangentes aux régions intérieures correspondent au cas où aucune des conditions précédentes n'est pas vérifiée, c'est-à-dire que son rôle est d'éviter les ambiguïtés.

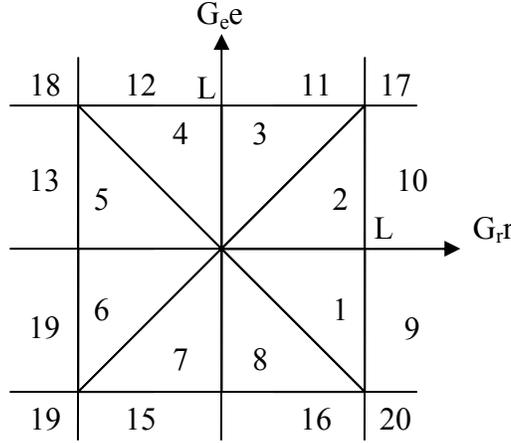


FIG. 2.7 – Plan de phase des variables floues du PI minimal

Par ailleurs, le degré d'appartenance de  $G_e e_k$  et de  $G_r r_k$  dans chacun des ses ensembles flous est calculé par la méthode du centre de gravité de la manière suivante :

$$\begin{aligned}
 \gamma_{e_p} &= [G_e e_k + L]/2L \\
 \gamma_{e_n} &= [L - G_e e_k]/2L \\
 \gamma_{r_p} &= [G_r r_k + L]/2L \\
 \gamma_{r_n} &= [L - G_r r_k]/2L
 \end{aligned} \tag{2.17}$$

Ainsi, pour les combinaisons dans l'intervalle  $[-L, L]$  l'expression de défuzzification est donnée en fonction des deux conditions suivantes qui concernent la comparaison entre l'erreur et le taux de variation de l'erreur :

Si  $G_r |r_k| \leq G_e |e_k| \leq L$ , c'est-à-dire pour les régions 1, 2, 5 et 6, la sortie incrémentale du correcteur flou est donnée par l'expression 2.18.

$$\Delta u_{PIf} = -\frac{0,5LG_u}{2L - G_e |e_k|} (T_e G_e e_k + G_r r_k) \tag{2.18}$$

Par contre, si  $G_e |e_k| \leq G_r |r_k| \leq L$ , c'est-à-dire pour les régions 3, 4, 7 et 8, la sortie incrémentale du correcteur flou est donnée par l'expression 2.19.

$$\Delta u_{PIf} = -\frac{0,5LG_u}{2L - G_r |r_k|} (T_e G_e e_k + G_r r_k) \tag{2.19}$$

Pour les régions en dehors de l'intervalle  $[-L, L]$ , la défuzzification se fait avec les expressions suivantes :

Régions 9 et 10 :

$$\Delta u_{PIf} = -0,5G_u (G_r r_k + L) \tag{2.20}$$

Régions 11 et 12 :

$$\Delta u_{PIf} = -0,5G_u (G_e e_k + L) \tag{2.21}$$

Régions 13 et 14 :

$$\Delta u_{PIf} = -0,5G_u(G_r r_k - L) \quad (2.22)$$

Régions 15 et 16 :

$$\Delta u_{PIf} = -0,5G_u(G_e e_k - L) \quad (2.23)$$

Régions 17 :

$$\Delta u_{PIf} = -LG_u \quad (2.24)$$

Régions 19 :

$$\Delta u_{PIf} = LG_u \quad (2.25)$$

Régions 18 et 20 :

$$\Delta u_{PIf} = 0 \quad (2.26)$$

Le correcteur décrit est un équivalent d'un correcteur PI de la forme :

$$\Delta u_{PIf_k} = -(K_{if} e_k + K_{pf} r_k) \quad (2.27)$$

où les gains intégral et proportionnel sont calculés comme ci-dessous dans le cas où  $G_r |r_k| \leq G_e |e_k| \leq L$  :

$$K_{if} = \frac{0,5LG_u G_e}{2L - G_e |e_k|}$$

$$K_{pf} = \frac{0,5LG_u G_r}{2L - G_e |e_k|}$$

Par contre, si  $G_e |e_k| \leq G_r |r_k| \leq L$ , les gains intégral et proportionnel sont calculés comme suit :

$$K_{if} = \frac{0,5LG_u G_e}{2L - G_r |r_k|} \quad (2.28)$$

$$K_{pf} = \frac{0,5LG_u G_r}{2L - G_r |r_k|} \quad (2.29)$$

Ainsi, le correcteur PI flou minimal décrit précédemment offre quelques avantages en comparaison à d'autres approches. En effet, par rapport aux correcteurs PI classiques où les gains proportionnel et intégral sont fixes ([Ogata, 2001]), le PI flou minimal est capable d'adapter ses gains en fonction des conditions d'opération du système (erreur de régulation). De plus, à la différence de l'approche adaptative qui a souvent besoin d'une estimation des paramètres et d'un modèle dynamique des sorties ([Dugard et Landau, 1988; Henson et Seborg, 1994; Fan et Kobayashi, 1998]) pour l'adaptation des gains, le PI flou minimal n'exige que le calcul de l'erreur de régulation et du taux de changement de l'erreur. Enfin, le PI flou minimal est équivalent aux correcteurs à petit gain qui considèrent des gains non-linéaires ([Khalil, 2002; Zhang et al., 2001; Sontag et Ingalls, 2001]) mais avec le bénéfice additionnel de l'adaptation des paramètres en fonction seulement des conditions opératoires. Par contre, ce correcteur flou n'a pas une méthode bien formelle de réglage. En effet, le réglage est surtout empirique ce qui implique une connaissance solide du procédé à commander. Pour pallier à cette situation, une méthode de réglage sera proposée au cours du chapitre 5.

## 2.4 L'analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales (ACP) est une technique d'analyse statistique conçue par Karl Pearson en 1901. C'est une méthode utilisée pour déceler des liens entre variables dans un ensemble de données multidimensionnelles afin de comprendre leurs interactions et faciliter leur étude.

Dans nos travaux de recherche, l'ACP sera utilisée lors de la conception d'un estimateur d'état de la digestion anaérobie pour le choix des modèles linéaires qui caractérisent le mieux la dynamique non linéaire du procédé. Cela constitue une application originale et non classique de l'ACP dans le domaine de l'automatique. Pour cette raison, une brève explication de l'analyse en composantes principales est présentée dans ce paragraphe. Une étude détaillée de l'ACP est présentée dans [Lebart et al., 1995; Escofier et Pagès, 1998; Morineau et Aluja-Banet, 2003].

### 2.4.1 Le principe de l'analyse en composantes principales

Pour expliquer le principe de l'ACP, nous allons supposer qu'on dispose d'un ensemble des données constitué de  $n$  points et de  $p$  dimensions. L'objectif de cette technique est d'avoir une image ou une représentation des  $n$  points de l'espace à  $p$  dimensions dans un espace plus facile à visualiser avec une perte minimale d'information. Les  $n$  points sont appelés *individus* et les  $p$  dimensions *variables*. Ces dernières représentent les différentes variables qui composent l'ensemble des données. En revanche, les *individus* correspondent au nombre des mesures de chacune des *variables*. Pour l'application de l'ACP, les *variables* ne doivent pas être indépendantes les unes des autres. En d'autres termes, le nombre des *variables* sera réduit au nombre minimum possible des composantes principales qui maintient l'information essentielle de l'ensemble original des données. Les composantes principales seront alors des combinaisons linéaires des *variables* initiales. Le problème est donc de trouver les composantes les plus représentatives de l'ensemble des données.

Dans notre cas, les entrées, les sorties et les états du procédé de digestion anaérobie seront utilisés comme *variables* pour l'ACP. Par contre, nous devons effectuer une série de simulations pour obtenir différentes valeurs de chaque variable, c'est-à-dire le nombre d'*individus* qui constitueront l'ensemble des données à analyser.

### 2.4.2 Formulation mathématique

Etant une technique statistique, une procédure rigoureuse de mise en œuvre mathématique de l'ACP a été établie. Ainsi, les données qui seront analysées par cette approche doivent être stockées dans une matrice de données, notée  $\Upsilon$ . Les  $p$  *variables* seront représentées en colonnes et les  $n$  *individus* en lignes. Les éléments de la matrice correspondent aux valeurs prises par chaque variable, pour chaque individu. Ceci est illustré par l'expression suivante :

$$\Upsilon = \begin{bmatrix} \Upsilon_{11} & \cdots & \Upsilon_{1p} \\ \vdots & \Upsilon_{ij} & \vdots \\ \Upsilon_{n1} & \cdots & \Upsilon_{np} \end{bmatrix} \quad (2.30)$$

Un pré-traitement des données, qui consiste à normaliser les éléments de la matrice  $\Upsilon$ , doit être réalisé pour réduire l'effet des valeurs relatives des variables. Pour cela, chaque

élément de la matrice  $\Upsilon$  sera modifié et stocké dans une nouvelle matrice appelée matrice normalisée où matrice centrée réduite et par la suite elle sera notée  $\Upsilon_n$ . Ainsi, l'élément  $ij$  de cette matrice est calculé avec l'expression 2.31.

$$\Upsilon_{n_{ij}} = \frac{\Upsilon_{ij} - \bar{v}_j}{\sigma(\bar{v}_j)} \quad (2.31)$$

où  $\bar{v}_j$  est la moyenne de la variable  $j$  et  $\sigma(\bar{v}_j)$  l'écart type de la variable  $j$ .

La tâche suivante est de calculer la matrice de covariance, notée  $\Upsilon_{ncov}$ , des éléments dans  $\Upsilon_n$  puis la matrice de corrélations, notée  $\Upsilon_\rho$ . L'élément  $ij$  de cette dernière est calculée par l'expression 2.32.

$$\Upsilon_{\rho_{ij}} = \frac{\Upsilon_{ncov_{ij}}}{\sqrt{\Upsilon_{ncov_{ii}} \Upsilon_{ncov_{jj}}}} \quad (2.32)$$

Ensuite, les vecteur propres de  $\Upsilon_\rho$  sont calculés et classés dans l'ordre décroissant de leurs valeurs propres associées pour construire ainsi la matrice  $v$ .

Enfin, la matrice des composantes principales  $M_{cp}$  est déduite à partir de la matrice normalisée et de la matrice des vecteurs propres :

$$M_{cp} = \Upsilon_n v \quad (2.33)$$

La matrice des composantes principales est donc celle qui contient les coordonnées des individus dans l'espace formé par les composantes principales.

### 2.4.3 Représentation graphique

Le rôle de cette étape est de présenter les résultats de l'analyse d'une manière graphique en un plan à deux ou à plusieurs axes, selon le nombre des composantes principales. Dans de nombreux cas, deux dimensions sont suffisantes pour représenter la totalité de l'information. Dans les représentations graphiques, les composantes principales sont donc assimilées aux axes. Ainsi, pour une représentation des données dans un espace à deux dimensions, l'axe des abscisses représentera la première composante principale (celle qui explique la plus grande partie de l'information d'origine) et l'axe des ordonnées sera la deuxième composante principale (celle qui explique la plus grande partie de l'information restante).

Deux représentations graphiques sont possibles lors de l'ACP : le diagramme de dispersion et le cercle de corrélations.

Dans le diagramme de dispersion, l'intérêt est focalisé sur les individus. En effet, ces derniers sont représentés sous forme de nuages de points dans des plans à deux ou trois dimensions (deux ou trois composantes principales). Le diagramme de dispersion permet de montrer comment chaque individu est situé par rapport aux composantes principales. De cette manière les cas isolés peuvent être identifiés. La figure 2.8 illustre un diagramme de dispersion.

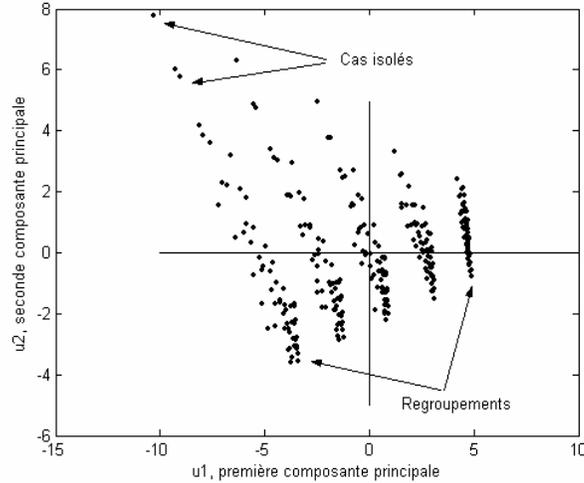


FIG. 2.8 – Exemple d'un diagramme de dispersion

Par contre, le cercle de corrélation s'intéresse à la représentation des variables dans des plans à deux dimensions avec un cercle de rayon 1 qui permet une meilleure interprétation des résultats. L'objectif du cercle de corrélation est de rendre facile la visualisation des relations existantes entre les variables de l'ensemble de données afin de savoir quelle composante principale peut mieux expliquer ces relations. Le cercle de corrélation est illustré par la figure 2.9.

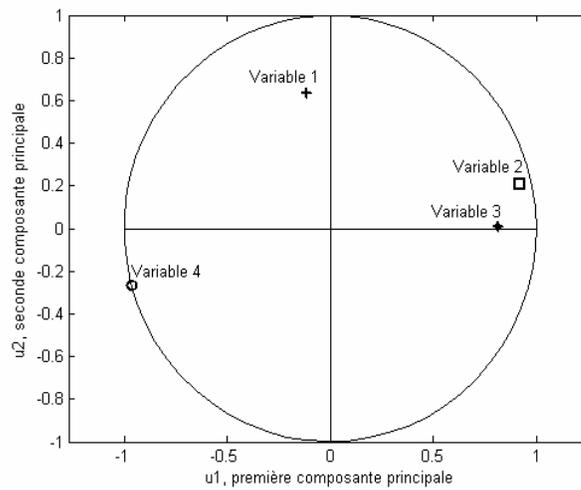


FIG. 2.9 – Exemple d'un diagramme de dispersion

La manière d'établir des conclusions à partir du diagramme de dispersion et du cercle de corrélation se fait suivant certaines règles d'interprétation qui seront détaillées dans le paragraphe suivant.

### 2.4.4 Interprétation des résultats

La dernière partie de l'analyse en composantes principales est l'interprétation des représentations graphiques résultantes. Il s'agit donc de donner un sens aux graphiques en fonction de l'information d'origine afin de déterminer la nature des relations entre individus exprimées dans le diagramme de dispersion et entre variables données par le cercle de corrélation.

Ainsi, pour l'interprétation des résultats, des méthodes empiriques, numériques ou de complément peuvent être évoquées. Dans la plupart des cas, les méthodes empiriques sont privilégiées car ces méthodes permettent de donner un sens réel aux résultats basés sur la connaissance de l'information d'origine.

Dans l'exemple de la figure 2.9, les variables 2 et 3 sont fortement corrélées car elles sont très proches l'une de l'autre. De plus, elles sont bien décrites par la première composante principale car elles sont très proches de l'axe des abscisses. Par contre, la variable 1 n'est pas corrélée avec les autres variables, mais elle est bien décrite par la deuxième composante principale car elle est très proche de l'axe des coordonnées. Pour sa part, la variable 4 est décrite par la première composante principale. Cette variable n'est pas non plus corrélée avec les autres variables mais elle est anticorrélée avec les variables 2 et 3.

#### Méthodes empiriques

Les méthodes empiriques se basent sur l'observation des graphiques. Les trois principales règles d'interprétation empirique sont alors :

1. Plus une variable est proche de la périphérie du cercle et d'un des axes (plus sa coordonnée sur cet axe est proche de 1 ou -1), plus elle est corrélée à cet axe (plus cette composante principale explique cette variable).
2. Plus deux variables ou individus sont proches sur le graphe, plus leur lien est fort.
3. Plus un ensemble d'individus est proche plus ces individus ont des caractéristiques similaires.

Si cette interprétation ne suffit pas ou si l'application en cours demande des conclusions plus précises, les méthodes mathématiques peuvent être appliquées.

#### Méthodes mathématiques

Les méthodes numériques se basent sur des indicateurs mathématiques qui expriment des caractéristiques particulières du système graphique déterminé par l'ACP, c'est-à-dire, les relations entre les axes, les individus et les variables.

Les trois indicateurs numériques les plus utilisés sont :

1. Le pourcentage d'information initiale expliqué par chaque composante principale ;
2. La qualité de la représentation des individus sur chaque axe (matrice communément appelée  $\cos^2$ , car elle utilise le carré du cosinus de l'angle formé par le vecteur de l'individu et les axes) ;
3. La contribution de chaque individu à chaque axe ou par rapport à tout le nuage.

Cette méthode aide à tirer des conclusions plus précises des résultats. Il existe une autre méthode qui peut être une combinaison des méthodes empiriques et mathématiques mais qui sert en réalité à interpréter des données complémentaires.

## Méthodes de complément

Cette méthode consiste à ajouter des variables et des individus supplémentaires aux représentations graphiques. Ces nouvelles données sont ajoutées à la fin du calcul des composantes principales sans modifier les résultats de l'ACP. L'ajout des nouvelles données peut aider à l'interprétation des graphiques.

Les données supplémentaires peuvent être de deux types :

1. *Explicatives*. C'est-à-dire que certaines informations sur les données supplémentaires et certaines relations qu'elles ont avec le système sont connues a priori. Ce type de données peut donc aider à l'interprétation d'autres caractéristiques. En d'autres termes, les données explicatives contiennent de l'information complémentaire à celle qui a été interprétée dans un premier temps.
2. *A interpréter*. Cela signifie que les nouvelles données doivent être interprétées en les confrontant aux données d'origine dans les graphes. Il peut s'agir par exemple d'individus pour lesquels il y a un manque d'information sur une ou plusieurs valeurs des variables. Dans ce cas, l'ACP permettra une extrapolation de ces valeurs grâce aux caractéristiques de corrélation déjà interprétées.

Comme il a été dit auparavant, l'analyse en composantes principales sera utilisée comme un outil d'aide à la conception d'un observateur d'état de la digestion anaérobie. En effet, un grand ensemble de données issues des nombreuses simulations sera disponible. Une analyse de cet ensemble de données sera réalisée pour avoir les données les plus représentatives de la dynamique globale de la digestion anaérobie.

## 2.5 Conclusions

Nous avons présenté les principes de la logique floue et de l'ACP qui seront utilisés pour l'élaboration d'une stratégie d'observation et de commande de la digestion anaérobie.

La logique floue est une approche qui cherche à formaliser d'un point de vue mathématique et informatique la richesse du raisonnement humain à partir de règles de type «SI ... ALORS». Cette émulation de la pensée humaine permet de classer la logique floue parmi les techniques de la commande intelligente. Ainsi, cette approche est une alternative très intéressante pour l'aide à la supervision et à la commande de la digestion anaérobie. En effet, la possibilité d'utiliser la connaissance empirique est un avantage important pour une meilleure maîtrise de ce procédé si complexe. De plus, pour l'implémentation des lois de commande floues, l'utilisation explicite du modèle du procédé n'est pas nécessaire.

Par ailleurs, l'ACP est une technique statistique utilisée pour représenter un grand ensemble des données à partir des composantes qui contiennent l'information la plus importante de l'ensemble de données. Dans notre cas, la difficulté d'analyse du modèle de la digestion anaérobie nous a obligé à chercher des outils dédiés à la justification du choix d'une variable ou d'une autre comme indicateur du bon fonctionnement du procédé. De cette manière l'ACP se présente comme une technique qui aidera à mettre en évidence les variables qui caractérisent le mieux la dynamique de la digestion anaérobie et à choisir les modèles locaux indispensables lors de la conception d'un observateur Takagi-Sugeno pour ce procédé. Nous allons aborder ceci dans le chapitre 4.



# Chapitre 3

## *Matériels et méthodes*

*Dans ce chapitre nous introduisons le matériel disponible pour l'étape expérimentale de nos travaux de recherche. L'objectif de cette étape est la construction d'une base de données qui sera utilisée pour la ré-identification des paramètres du modèle ainsi que pour la validation d'un estimateur d'état de la digestion anaérobie. Nous allons aborder cette dernière application dans le chapitre 4. Le présent chapitre est alors structuré en trois parties. Premièrement, une description du matériel sera présentée : l'origine des bactéries ainsi que les réacteurs parfaitement agité et à lit fluidisé. Deuxièmement, la méthodologie d'expérimentation sera décrite et les résultats des premières expériences seront discutés. Troisièmement, les paramètres physico-chimiques du modèle présenté au chapitre précédent seront réidentifiés à partir des données expérimentales.*



## 3.1 Présentation des matériels

Au cours des années 90, la plate-forme expérimentale GSE Bioprocédés (Groupement Scientifique d'Établissement) a été créée avec l'objectif d'étudier expérimentalement des bioprocédés. Cette plate-forme est constituée d'un réacteur parfaitement agité et d'un réacteur à lit fluidisé. Ils ont été utilisés lors de plusieurs travaux concernant la modélisation et la commande de la digestion anaérobie. Dans ce paragraphe, le matériel biologique et les réacteurs disponibles seront présentés.

### 3.1.1 Les bactéries

Les bactéries proviennent d'une station d'épuration de l'industrie papetière (PPO). Pour la mise en œuvre expérimentale du procédé, ces bactéries sont accrochées sur un support solide granulaire (particule de *Biolite*<sup>®</sup>), ce qui permet d'avoir une concentration de micro-organismes plus importante à l'intérieur du réacteur. Comme nous l'avons expliqué auparavant, cette situation aide à atteindre un comportement hydrodynamique à filtre de biomasse. En effet, la plupart de la biomasse active est accrochée aux particules solides qui resteront au fond du réacteur.

Dans [Otton, 1998], l'auteur décrit une méthode expérimentale à deux étapes qui a comme objectif la préparation de la matière biologique. La première étape concerne l'acclimatation des bactéries au substrat synthétique. La deuxième étape correspond à la colonisation du support solide par les micro-organismes. Pour accomplir ces deux étapes un nombre considérable d'expériences ont été nécessaires. Dans notre cas, la matière granulaire était déjà colonisée mais à cause du manque d'activité des bactéries, nous avons mis en place une série d'expériences en batch de manière à favoriser la réacclimatation des micro-organismes au milieu synthétique décrit au paragraphe 1.1.2. Les résultats de cette première série d'expériences tendent à prouver une sélection de la biomasse méthanogène. Nous allons analyser cette situation au cours du paragraphe 3.2.2.

La figure 3.1 correspond à une illustration de la biolite avant et après la colonisation par la biomasse.

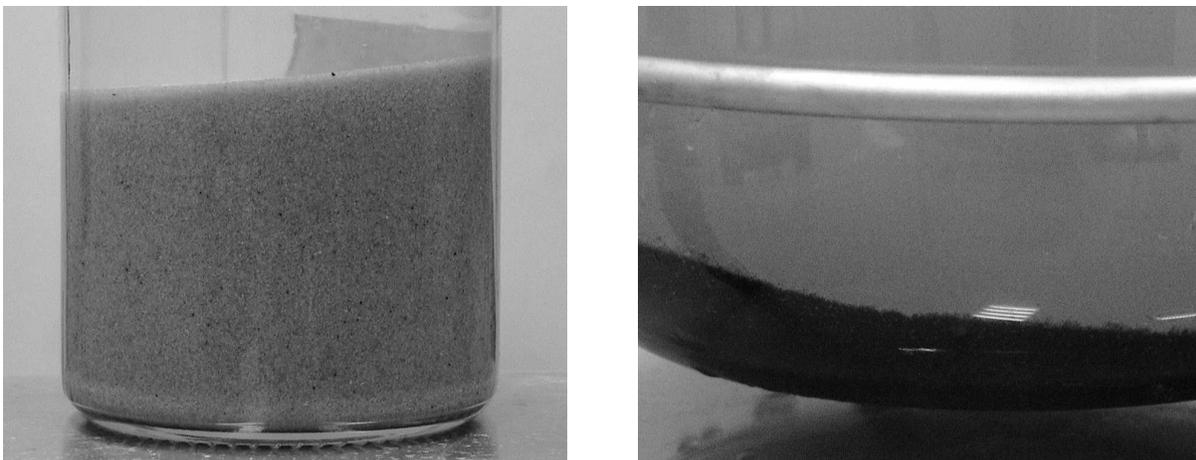


FIG. 3.1 – La biolite avant et après être colonisée par la biomasse

### 3.1.2 Le pilote du réacteur parfaitement agité

La première étape de la partie expérimentale du projet est la mise au point du RPA pour la réacclimatation des bactéries et le réajustement des paramètres du modèle. Vu que le pilote expérimental a été hors d'activité pendant une longue période de temps, plusieurs composants étaient en mauvais état et d'autres n'existaient plus. Pour faire face à cette situation, nous avons mis en place une étape d'instrumentation ayant quatre tâches principales :

1. L'adaptation de certains matériels de manière à remplacer les composants manquants.
2. La réparation des composants défectueux.
3. La récupération, la mise en route et l'étalonnage des dispositifs électriques et électroniques.
4. Le montage du pilote.

Après plusieurs modifications, le pilote final est schématisé sur la figure 3.2.

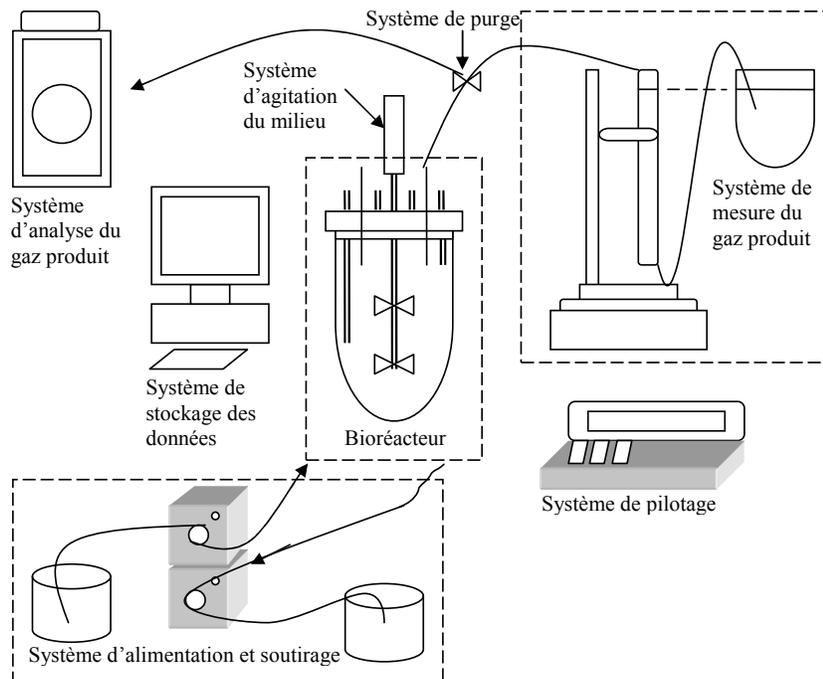


FIG. 3.2 – Schéma du pilote RPA

Le pilote est composé de plusieurs sous-systèmes : alimentation et soutirage, agitation, mesure de biogaz, analyse de biogaz, etc. Une description de chacun des sous-systèmes est présentée dans les paragraphes suivants.

**Réacteur.** Le réacteur est le récipient où la digestion anaérobie a lieu. C'est un réacteur conçu par la société *Applikon*<sup>®</sup>. Il est équipé d'une enveloppe chauffante en silicone, d'un capteur de température, d'un capteur de pH, de tubes d'alimentation et de soutirage, d'une entrée pour l'ajout d'une base lors de la régulation du pH et d'un raccord direct vers une bouteille d'azote (utilisée pour le dégazage du ciel du réacteur lors du début d'une expérience ou d'une régulation du pH).

**Alimentation et soutirage du substrat.** Dans le mode opératoire en batch, il n'existe ni alimentation ni soutirage. Par conséquent, cette partie concerne uniquement le mode opératoire en continu. A l'origine, ce sous-système était composé d'une pompe à deux têtes, l'une pour l'alimentation et l'autre pour le soutirage. De cette manière, le débit d'entrée serait théoriquement égal à celui de sortie. Lors du passage aux expériences en continu, le système a été modifié, car malgré la similitude des têtes et des dimensions des tuyaux, le débit d'entrée était différent de celui de sortie. Après plusieurs solutions proposées et plusieurs essais pour les tester, la solution retenue a été de séparer le soutirage de la pompe d'alimentation. Désormais, deux pompes sont utilisées, l'une pour l'alimentation et l'autre pour le soutirage. L'inconvénient est qu'il faut étalonner les pompes indépendamment avec précision. L'avantage est qu'on a la possibilité de manipuler les débits d'entrée et de sortie séparément. Ceci implique qu'on est en mesure de modifier l'un ou l'autre (selon les conditions opératoires) pour essayer d'avoir un volume constant à l'intérieur du réacteur.

**Agitation.** Un moteur à vitesse variable piloté par le biocontrôleur est placé en haut du réacteur ; il s'occupe de l'agitation du milieu synthétique pour qu'il soit homogène.

**Système de pilotage.** Il s'agit d'un biocontrôleur de la société *Applikon*<sup>®</sup>, un appareil spécialisé pour le pilotage des procédés biotechnologiques. Dans le cas du RPA, il s'occupe de la mesure et de la régulation de la température, de la mesure du pH, de récupérer les données du système de mesure du gaz produit et du pilotage de l'électrovanne de purge de la colonne qui envoie le gaz produit au système d'analyse.

**Système de mesure du biogaz produit.** Ce sous-système est essentiellement constitué d'une colonne remplie d'eau placée sur une balance électronique qui est branchée au système de pilotage. Le gaz produit entraîne un déplacement d'eau dans la colonne. La balance permet de mesurer le poids d'eau qui sort de la colonne obtenant ainsi le volume de biogaz produit. Une électrovanne pilotée par le biocontrôleur permet de purger cycliquement la colonne.

**Analyse du biogaz.** La production de méthane est un indicateur de l'activité biologique à l'intérieur du réacteur. Pour cette raison, un système d'analyse du gaz produit a été mis en place pour connaître sa composition. Il s'agit d'une analyse par chromatographie phase gazeuse. La sortie gazeuse du réacteur est donc connectée au chromatographe de manière à analyser en ligne la composition du gaz produit. Dans le paragraphe 3.2.1, une explication de la méthode d'analyse par chromatographie phase gazeuse est présentée.

**Système d'acquisition des données.** Un ordinateur est employé pour l'acquisition et le stockage des données, telles que la mesure du pH, de la température et du poids mesuré par la balance. Pour cela, un programme en langage C a été développé. Un prélèvement d'information est fait toutes les heures ce qui est utile pour connaître l'évolution d'une expérience dans les périodes d'absence, à savoir, les nuits et les week ends. La composition du gaz est donnée manuellement à chaque fois qu'une analyse est faite. L'automatisation de ce dernier ainsi que de ses résultats serait possible si on dispose du matériel recommandé

par le constructeur du chromatographe. Ceci est expliqué dans [Touzart et Matignon, 1989; Zhimadzu, 1996].

Une photo de la configuration finale du pilote est montrée sur la figure 3.3.



FIG. 3.3 – Configuration finale du pilote RPA

### 3.1.3 Le pilote du réacteur à lit fluidisé

Le pilote du réacteur à lit fluidisé, comme celui du RPA, est composé de plusieurs sous systèmes, mais il existe beaucoup de différences entre eux. La figure 3.4 présente un schéma du pilote du RLF.

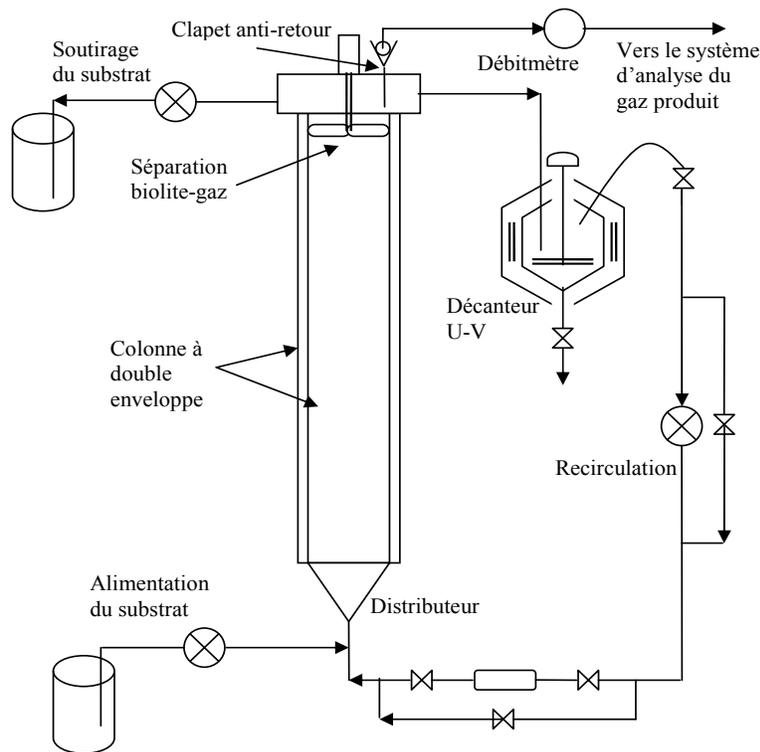


FIG. 3.4 – Schéma du pilote RLF

**Réacteur.** Il s'agit d'une colonne en *Altuglas*<sup>®</sup> à double enveloppe. Elle a une hauteur de 2,5m pour un diamètre de 75mm. Le chauffage du réacteur est assuré par la double enveloppe remplie d'eau en circulation et thermostatée de manière à maintenir une température de 37 °C.

**Alimentation et soutirage.** Le principe est le même que celui du RPA. Une pompe a été mise en place pour l'alimentation du substrat et une autre pour le soutirage. Bien évidemment, les deux pompes sont étalonnées au même débit de manière à assurer un volume constant du milieu à l'intérieur de la colonne.

**Mesure du biogaz produit.** Dans ce cas, la production du gaz est mesurée avec un débitmètre. En effet, la quantité attendue de biogaz produit est suffisamment importante et un système de mesure identique à celui du RPA ne serait pas suffisant.

**Analyse du biogaz produit.** Le même système d'analyse par chromatographie phase gazeuse que pour le RPA sera utilisé dans le cas du RLF. Le chromatographe doit être re-étalonné avant le début de l'étape expérimentale avec le pilote du RLF pour assurer des mesures fiables.

**Acquisition des données.** De la même manière, un ordinateur est mis en place pour récupérer les mesures du pH, de la température, du débit d'entrée, de la quantité de gaz produit et le niveau de remplissage du réacteur. Par contre, la composition du gaz est donnée manuellement.

**Système de pilotage.** L'adaptation du biocontrôleur du RPA au pilote du RLF serait chère et peu pratique. Pour cette raison, un autre système de pilotage a été mis en place. Il est constitué d'un ordinateur en communication avec un tableau électrique.

**Séparation biolite-gaz et clapet anti-retour.** L'hélice de séparation biolite-gaz s'occupe de séparer la partie gazeuse de la partie liquide évitant ainsi l'entraînement des particules de biolite. Le clapet anti-retour permet d'assurer l'évacuation du biogaz tout en évitant l'entrée d'air.

**Recirculation.** La recirculation est mise en place pour assurer la fluidisation dans la colonne. En effet, le débit d'entrée n'est pas suffisamment important pour que les particules et le milieu liquide atteignent la fluidisation. Ainsi, la recirculation permettra d'augmenter le débit total d'entrée en favorisant un comportement homogène de l'ensemble particules-liquide. De cette manière, la dépollution biologique sera aussi favorisée.

**Chambre à rayons U-V.** La chambre à rayons ultra-violet a deux fonctions principales. La première est de décanter la biolite sortante de la colonne de manière à séparer la matière solide de la matière liquide dans la boucle de recirculation. Cette séparation aidera à éviter un éventuel bouchage (provoqué par la matière solide) de la tuyauterie du pilote. La deuxième fonction est d'éliminer, par l'effet des rayons U-V, les bactéries qui sortent de la colonne à cause de la recirculation. La présence de matière biologique dans la recirculation, et par conséquent, dans l'entrée de la colonne n'est pas souhaitable car

elle affectera la structure du modèle. En effet, il faudrait considérer un terme additional dans l'équation de la biomasse correspondant à la recirculation.

**Distributeur.** Le distributeur conique rempli de billes de diamètre 7mm permet une bonne répartition du fluide entrant dans la colonne. Auparavant, le distributeur était collé à la colonne, ce qui compliquait la vidange du réacteur. Pour faciliter cette opération, le distributeur et la colonne ont été séparés, de cette manière, le distributeur peut être démonté indépendamment, permettant une vidange plus aisée de la colonne.

Une photo du pilote du RLF est présentée dans la figure 3.5.



FIG. 3.5 – Réacteur à lit fluidisé

## 3.2 Mise en œuvre expérimentale

Dans cette section, la mise en œuvre expérimentale des réacteurs est présentée. Tout d'abord, quelques remarques concernant la préparation du substrat sont indiquées. Ensuite une expérience en batch type est décrite ainsi que le passage en continu. Le réajustement des paramètres du modèle de la digestion anaérobie à partir des données expérimentales est effectué. Enfin, une étape expérimentale correspondant aux essais préliminaires sur le pilote du RLF est présentée.

### 3.2.1 Remarques préliminaires

#### Préparation du substrat et mesure de la DCO

Le milieu synthétique à utiliser dans l'étape expérimentale de notre projet (décrit au paragraphe 1.1.2) a pour but de simuler les effluents issus de l'industrie papetière. Dans cette perspective, nous allons préparer ce milieu avec les composants du tableau 1.1. Mais le substrat résultant ne peut pas être mis en contact tel qu'il est avec les micro-organismes. En effet, il s'agit d'un milieu très acide dont le pH a une valeur autour de 3,5

et son utilisation directe risque d'endommager les bactéries. Pour éviter cette situation, il est nécessaire de tamponner le substrat de manière à obtenir un milieu neutre (pH=7) par l'ajout d'une base, dans notre cas, le carbonate de sodium. La quantité correspondante de ce dernier sera déduite lors du calcul des cations.

Concernant la modélisation du substrat, l'amidon de maïs est considéré comme le substrat équivalent glucose ( $S_1$ ) et le substrat équivalent acétate ( $S_2$ ) est obtenu en calculant la dégradation en acétates du maltose, le glucose et les acides lactique, acétique et propionique comme indiqué dans [Mosey, 1983]. De cette manière, les quantités de  $S_1$  et  $S_2$  sont connues au début d'une expérience particulière. Par ailleurs, le suivi de l'évolution du substrat se fait à partir des mesures de la DCO (demande chimique en oxygène). En effet, la DCO est reliée à la concentration de  $S_1$  ; mais comme les taux de conversion (associés aux rendements) de  $S_2$  à  $S_1$  sont connus, une relation entre la DCO et  $S_2$  peut être établie grâce aux résultats obtenus par [Mosey, 1983]. Ainsi, il est possible de déduire l'expression 3.1 où la DCO est exprimée en g/l :

$$\begin{aligned} S_{2(g/l)} &= 0,66DCO/l \\ S_{2(mol/l)} &= 0.011DCO/l \end{aligned} \quad (3.1)$$

La mesure de la DCO est assez simple mais elle demande beaucoup de temps. Une préparation de l'échantillon à analyser est nécessaire ainsi que des instruments spécialisés. Dans l'annexe C, un protocole de préparation de l'échantillon et de mesure de la DCO est décrit. Vu que la plate-forme GSE-Bioprocédés n'est pas équipée d'instruments nécessaires pour réaliser l'analyse des échantillons, cette démarche a été faite au sein du Laboratoire de Génie des Procédés Papeteries.

Par ailleurs, l'acide acétique sous forme non ionisée est calculé à partir de la DCO et du pH avec l'expression 3.2 où  $K_a$  est la constante d'acidité.

$$HS_{mol/l} = \frac{0.011DCO10^{-pH}}{K_a + 10^{-pH}} \quad (3.2)$$

### Calcul des cations

L'équilibre protonique à l'intérieur du réacteur est très important pour assurer un bon fonctionnement du procédé. Il doit exister un équilibre entre l'acide acétique sous forme ionisée et les cations. Il est bien connu que les cations et les anions sont toujours en équilibre, mais ce qui est important dans le cas de la digestion anaérobie est la quantité des cations nécessaire pour maintenir les conditions opératoires adéquates. Pour cette raison, il est très important d'évaluer les cations en fonction des conditions opératoires souhaitées (la concentration de DCO dans le substrat et le pH du milieu) au début de l'expérience. Cette évaluation permettra de savoir si la quantité initiale des cations assure l'équilibre protonique dans le milieu ou s'il est nécessaire de compenser un éventuel manque de ions.

Le tableau 3.1 contient les composants qui apportent des cations au substrat.

Ainsi, l'ensemble des cations doit être égal à la somme des anions. Lors de la préparation du substrat, les anions sont apportés par la forme ionisée de l'acide acétique et les autres acides présents dans le milieu. En utilisant l'expression 3.2 pour  $HS$ , les anions peuvent être calculées avec l'équation 3.3.

$$S^- = \frac{K_a HS}{H^+} = \frac{K_a 0,011DCO}{K_a + 10^{-pH}} \quad (3.3)$$

<i>Produit</i>	<i>Formule</i>	<i>Cations</i>	<i>Masse molaire (g/mol)</i>
Chlorure d'ammonium	$NH_4Cl$	$NH_4^+$	18
Hydrogénophosphate de potassium	$KH_2PO_4$	$K^+$	39
Chlorure de Fer III	$FeCl_3$	$Fe^{3+}$	56
Chlorure de Cobalt	$CoCl_2$	$Co^{2+}$	58,93
Nitrate de Nickel	$NiNO_3$	$Ni^{2+}$	58,71
Chlorure de Calcium	$CaCl_2$	$Ca^{2+}$	40
Sulfate de Magnésium	$MgSO_4$	$Mg^{2+}$	24

TAB. 3.1 – *Composants apportant des cations au substrat*

L'application numérique de l'expression (3.3) en considérant le pH initial mesuré (autour du 3,5) donne comme résultat une quantité qui sera notée  $S_{pHacide}^-$ . Par ailleurs, une application numérique avec le pH initial souhaité (neutre) conduit à une quantité qui sera notée  $S_{pHneutre}^-$ . La différence entre  $S_{pHacide}^-$  et  $S_{pHneutre}^-$  correspond aux anions (et par conséquent aux cations) manquant pour maintenir les conditions opératoires souhaitées. Cette quantité manquante sera compensée par l'ajout d'une base, à savoir, le carbonate de sodium, qui apportera des anions par l'intermédiaire du carbonate ( $CO_3^-$ ) et des cations par l'intermédiaire du sodium ( $Na^+$ ).

Ainsi, pour calculer la quantité en  $g/l$  du carbonate de sodium à ajouter, il suffit de multiplier la différence entre  $S_{pHacide}^-$  et  $S_{pHneutre}^-$  par 106, qui est le poids molaire (notée  $P_m$ ) de cette solution base :

$$Na_2CO_{3(gr/l)} = (S_{pHneutre}^- - S_{pHacide}^-)P_m = B \quad (3.4)$$

De cette manière, la relation  $Z = B + S^-$  du modèle algébrique 1.4-1.8 sera respectée.

### Mise en route du système d'analyse du biogaz

Comme il a été dit auparavant, le biogaz produit sera analysé par la méthode de chromatographie phase gazeuse pour connaître sa teneur en méthane et en dioxyde de carbone. La mise en œuvre de cette méthode a été possible grâce à la collaboration existant entre le laboratoire d'Automatique de Grenoble et le Laboratoire de Génie de Procédés Papetiers. En effet, les protocoles de mise en route et d'analyse du gaz ont été établis à partir des travaux menés par [Liaudet, 2002].

L'appareil utilisé est un chromatographe *Shimadzu*<sup>®</sup> *GC14B*, il est montré à la figure 3.6. Cet appareil est muni d'un flow-controller pour la régulation des débits de gaz. Le principe d'analyse est résumé comme suit : un échantillon de biogaz est prélevé au moyen d'une boucle d'échantillonnage placée sur une vanne valco puis transporté par un gaz vecteur ( $N_2$  dans ce cas) via une chambre d'injection, appelée split-splitness, dans une colonne capillaire *HP*<sup>®</sup> *plotQ* de diamètre interne 0,32 mm, de longueur 30 m et d'épaisseur de film 20  $\mu m$ . Cette colonne va permettre de séparer les composés présents dans le biogaz. Le gaz passe ensuite dans le détecteur FID qui est un détecteur semi-universel utilisé pour mesurer la conductivité électrique d'une flamme. Le signal du détecteur FID est ensuite transmis à un intégrateur qui permet d'obtenir les surfaces et les hauteurs des pics provoqués par les composés en fonction de la variation de conductivité. Le détecteur employé possède une haute sensibilité pour les composés organiques avec des liaisons C-H,

il va permettre donc de quantifier le  $CH_4$  présent dans le biogaz mais l'inconvénient est qu'il n'est pas sensible au  $CO_2$ .

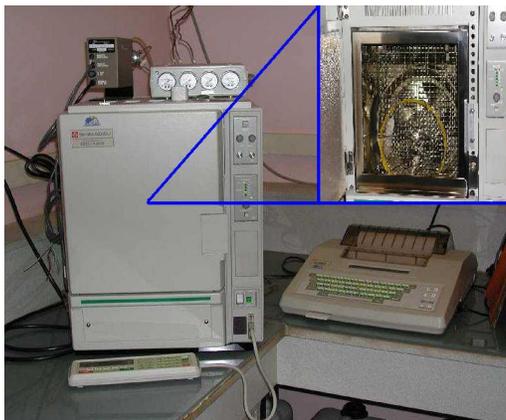


FIG. 3.6 – Chromatographe

Ainsi, pour arriver à quantifier le  $CO_2$ , nous proposons la méthode suivante d'étalonnage du chromatographe :

1. Préparer un échantillon de référence avec un mélange de gaz à composition connue (par exemple méthane et dioxyde de carbone avec des quantités pre-déterminées).
2. Analyser l'échantillon de référence et obtenir un chromatogramme de référence.
3. Analyser un échantillon à composition inconnue de  $CH_4$  et de  $CO_2$ .
4. Confronter le chromatogramme issu de la dernière analyse au chromatogramme de référence et déduire ainsi la composition du deuxième échantillon.
5. Etablir un relation entre les dimensions de deux chromatogrammes.
6. Analyser plusieurs échantillons de manière à valider la relation établie.

La méthode proposée part de l'hypothèse que le biogaz issu de la digestion anaérobie est composé essentiellement de méthane et de dioxyde de carbone, ce qui est vrai dans notre cas. Cette méthode est sensible aux erreurs d'étalonnage car la pression d'injection de l'échantillon a une influence sur le chromatogramme. En l'absence d'autres matériels, nous avons néanmoins adopté cette solution. Ainsi, le biogaz produit est mesuré et analysé en ligne. Un exemple d'un chromatogramme est montré dans la figure 3.7.

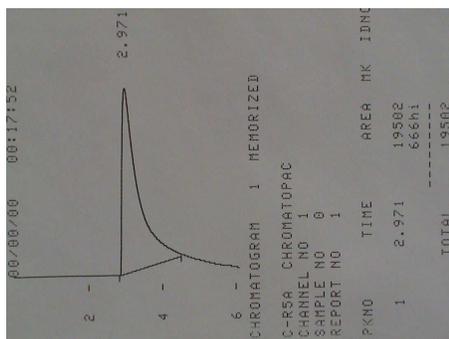


FIG. 3.7 – Chromatogramme type d'un échantillon de méthane

### 3.2.2 Mise en œuvre du réacteur parfaitement agité

Une fois le montage du pilote effectué, l'expérimentation devient possible. Les premières expériences ont pour but de réacclimater la biomasse au substrat et d'avoir une vision globale de l'évolution des paramètres pour le réajustement du modèle. Des expériences en batch ont été mises en place pour la réacclimatation des bactéries en changeant la concentration du substrat. Il faut remarquer ici que lors d'expériences précédentes, les micro-organismes ont été soumis accidentellement à une température élevée ce qui pourrait demander plus de temps pour le redémarrage.

#### Expérimentation en batch

Cette étape a demandée plusieurs séries d'expériences pour deux raisons principales. Premièrement, parce que comme dans le démarrage de tout étape expérimentale nous avons fait face à certaines situations typiques telles que des fuites, des défaillances électriques, etc. Deuxièmement, parce que les premiers résultats ont été différents de ceux attendus. Pour cette raison, nous avons mis en place une série d'expériences de manière à analyser le comportement du procédé et à expliquer ainsi les résultats obtenus.

Ainsi, même si cette étape a été longue, grâce à elle, nous avons acquis des connaissances pratiques du procédé ce qui permet de résoudre plus facilement d'éventuelles difficultés lors d'expériences plus complexes telles que celles du mode en continu et de revenir au mode en batch avec moins de difficulté. Une expérience type en batch est montrée ci-dessous où cinq étapes sont remarquées :

1. **Préparation du substrat.** La première phase est consacrée à la préparation du substrat. La quantité de chaque composé est déterminée par la DCO initiale souhaitée. Vu la capacité du réacteur, 5 litres du substrat à une concentration de 5  $gDCO/l$  est préparée. Cette concentration peut bien évidemment être modifiée par l'opérateur en fonction des besoins. Tous les composants sont ensuite mélangés dans l'eau chaude et le pH du mélange est mesuré. Sachant que ce dernier a une valeur très acide, une quantité de carbonate de sodium sera ajoutée pour atteindre le pH neutre. Cette quantité est calculée comme expliquée auparavant. Le substrat tamponné est mis ensuite dans le réacteur avec les bactéries. Puis, le réacteur est fermé pour empêcher toute entrée d'air.
2. **Mise en route.** La deuxième phase consiste en la vérification des paramètres. Les capteurs de pH et de température ainsi que la balance électronique doivent être étalonnés. Le système de régulation de température est lancé avec une température de référence égale à 37 °C. Un décalage de la sonde a été remarqué, pour le corriger, la température de référence a été laissée égale à 42 °C. A ce moment là, le système d'agitation du milieu est mis en route ce qui signifie le début proprement dit de l'expérience. Le système d'acquisition des données est alors activé. Enfin, un barbotage d'azote peut être nécessaire pour éliminer l'oxygène restant dans le ciel du réacteur.
3. **Vérification de l'évolution du procédé.** Les premières heures de l'expérience sont très importantes. En effet, le démarrage de la phase d'acidogenèse peut provoquer la diminution du pH. En conditions normales ce dernier peut atteindre une valeur jusqu'à 6,3 avant de remonter et de se stabiliser autour de 7. Donc, si la valeur de ce paramètre descend en dessous de 6, le procédé risque d'être bloqué ; pour

éviter cette situation, une régulation du pH par l'ajout du carbonate de sodium sera alors nécessaire.

4. **Analyse du biogaz.** La production du méthane est un bon indicateur de l'activité biologique à l'intérieur du réacteur. Pour cette raison, le biogaz produit doit être analysé régulièrement. Lors d'une purge du système de mesure du biogaz, un échantillon est envoyé vers le chromatographe (étalonné et mis en route auparavant) pour son analyse. Par ailleurs, un échantillon du substrat doit être aussi prélevé pour son analyse postérieure concernant la DCO, ce qui permettra de connaître l'évolution du substrat. Les données issues de ces opérations sont introduites manuellement dans le système d'acquisition des données.
5. **Arrêt de l'expérience.** Dans notre cas, lorsque la production du biogaz devient nulle le substrat peut être considéré comme totalement transformé ce qui indique la fin de la réaction biologique. L'expérience peut donc être arrêtée. Tout le système de pilotage doit être stoppé. L'eau qui reste à l'intérieur du réacteur est retirée et une nouvelle expérience peut être démarrée.

Un ensemble de courbes montrant l'évolution d'une expérience en type batch est présenté dans la figure 3.8

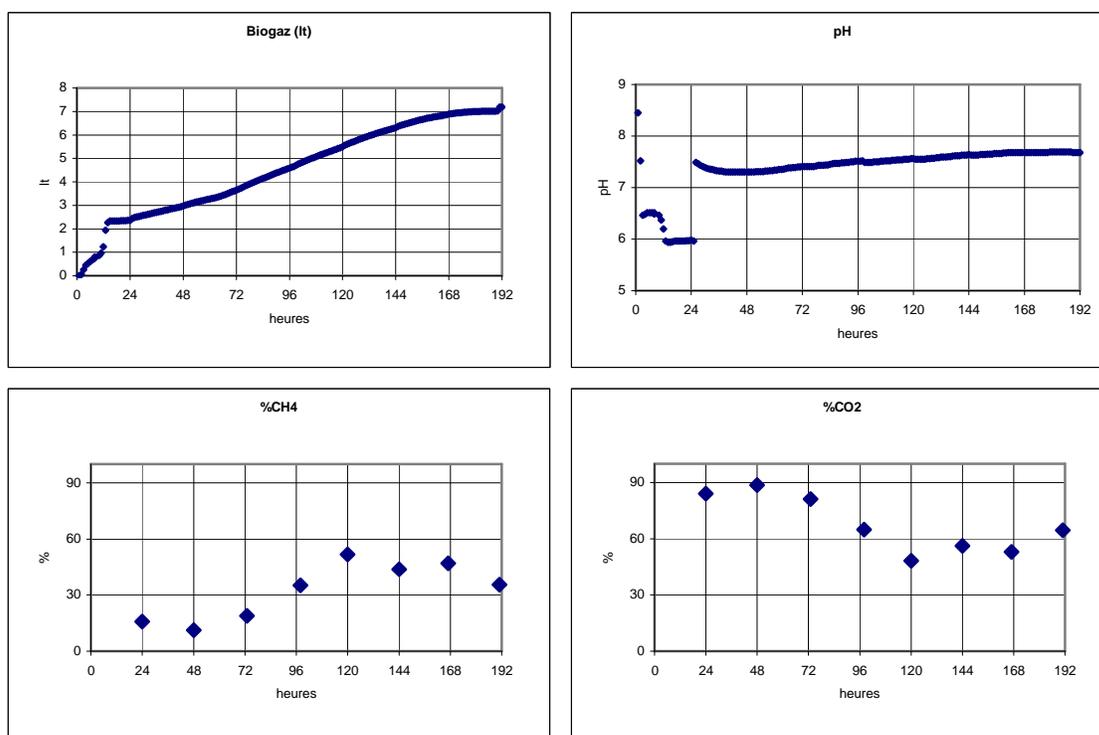


FIG. 3.8 – Graphiques d'une expérience type en batch

Les conditions initiales considérées sont 5 litres de milieu à  $5gDCO/l$ . Le pH est automatiquement mesuré toutes les heures ainsi que le biogaz produit. Ce dernier est analysé régulièrement pour détecter, à partir de sa teneur en méthane et en  $CO_2$ , d'éventuelles anomalies dans le procédé ou tout simplement de changements dans les conditions opératoires. De plus, il est recommandable d'avoir une mesure de la composition du gaz

produit au moins une ou deux fois par jour ; en effet, vu qu'on suit une approche plutôt automatique que biologique, il faut avoir une période d'échantillonnage adéquat. Ainsi, le bon déroulement de l'expérience pourra être suivi à partir de ces mesures. Dans le cas de l'expérience type montrée dans la figure 3.8, une haute production du dioxyde de carbone est remarquée au cours des trois premières journées. A partir de la quatrième journée, le méthane est produit d'une manière plus importante par rapport au début de l'expérience, indiquant le démarrage de la phase de méthanogenèse.

Plusieurs expériences en batch ont été réalisées et dans la plupart d'entre elles, la composition du biogaz est approximativement de 50 % de méthane et 50 % de dioxyde de carbone après la stabilisation du procédé. Ceci ne correspond pas à la composition moyenne attendue d'après la littérature et des expériences précédentes ([Béteau, 1992; Otton, 1998]). En effet, l'action des bactéries méthanogènes acétoclastes permet la décomposition de l'acide acétique en méthane et  $CO_2$  (1 mole d'acide acétique produira 1 mole de  $CH_4$  et 1 mole de  $CO_2$ ). D'autre part, les bactéries méthanogènes hydrogénophyles apportent une production de  $CH_4$  à partir du mélange  $H_2$  et  $CO_2$ . La composition du biogaz dépend aussi d'autres paramètres tels que le pH ou le débit d'alimentation. Donc, le biogaz devrait être composé approximativement d'entre 70 et 80 % de méthane et d'entre 30 et 20 % de  $CO_2$ .

Deux hypothèses de type instrumental et une de type biologique et physico-chimique ont été formulées pour justifier cette composition du gaz :

1. **Fuites.** A cause des matériels utilisés pour son instrumentation, le système de mesure du biogaz était susceptible de présenter des fuites. Une vérification rigoureuse de l'ensemble du matériel a été réalisée pour éliminer cette incertitude.
2. **Erreurs de mesure.** La deuxième hypothèse concernant l'instrumentation mettait en cause l'étalonnage des appareils de mesure : de la balance électronique, du biocontrôleur et du chromatographe. Ce dernier pourrait induire des erreurs par rapport à la composition du gaz et les deux premiers par rapport à la quantité. Après de nombreux essais, cette hypothèse a été éliminée.
3. **Sélection des bactéries.** L'hypothèse de type biologique et physico-chimique concerne l'absence d'une population de bactéries due à une sélection forcée et l'utilisation de la biolite. La sélection forcée aurait été provoquée lors des expériences réalisées dans le cadre des travaux précédents où les bactéries ont souffert accidentellement d'une augmentation excessive de température ( $>80^\circ C$ ) pendant une période prolongée (une nuit). En effet, il est bien établi que la température adéquat pour la méthanisation mésophile est autour de  $35^\circ C$  et de  $55^\circ C$  pour la méthanisation thermophile ([Couturier et al., 2001; Ahring, 1995]). Alors, une température élevée aurait pu occasionner la disparition totale d'une population bactérienne ([Brock, 1970]). De plus, la production de méthane à partir de  $CO_2$  et de  $H_2$  peut présenter certains problèmes qui empêchent que cette réaction se déroule correctement ([Bhadra et al., 1984; Moletta, 1986a; 1989]). Par ailleurs, la nature et la composition du substrat (présence de sucres plutôt simples) favorise la voie de la méthanogenèse acétoclaste et la formation de biofilms sur la biolite peut favoriser la production de dioxyde de carbone sur certaines conditions opératoires ([Rozzi et Passino, 1985; Flora et al., 1994]). De cette manière, la composition du biogaz produit n'aura plus un rapport de 70 - 30 % entre le méthane et le  $CO_2$  mais un rapport 50 - 50. C'est cette dernière hypothèse qui a donc été retenue.

## Expérimentation en continu

Cette étape demande des modifications sur le pilote. En effet, il est nécessaire d'implémenter l'entrée et la sortie du substrat ; ceci implique l'adaptation des tuyaux, la préparation des conteneurs et l'étalonnage des pompes. Dans un premier temps, nous avons utilisé une seule pompe à deux têtes pour obtenir le débit d'entrée égal au débit de sortie. Nous avons néanmoins remarqué des différences entre les deux débits ce qui provoquaient soit la vidange soit le remplissage du réacteur. Cette situation occasionne une perte de information et de continuité dans l'expérience empêchant le bon déroulement du procédé. Pour ces raisons, l'entrée et la sortie du substrat se fait par l'intermédiaire des deux pompes.

Par ailleurs, nous avons ajouté une grille sur le tuyau de sortie de manière à favoriser le comportement à filtre de biomasse. En effet, la grille a pour but d'éviter la sortie de la biolite colonisée qui pourrait traîner en haut du réacteur à cause de l'agitation du milieu. Toutefois, la grille provoque le bouchage de la sortie à cause de ses dimensions et de la nature des particules solides à l'intérieur du réacteur. La solution adoptée pour éviter le bouchage est d'enlever la grille. En revanche, pour favoriser le comportement à filtre de biomasse, nous avons diminué l'agitation du milieu de manière à atténuer la quantité des particules de biolite en haut du réacteur.

Dans une expérience type en continu quatre étapes sont remarquées :

1. **Démarrage.** La première étape est équivalente à une expérience en batch où la dernière phase (correspondant à l'arrêt) est remplacée par l'activation de l'entrée et de la sortie du substrat au réacteur. L'objectif de l'étape de démarrage est d'établir les conditions initiales de l'expérience en continu. La durée typique du démarrage est 10 jours.
2. **Activation de l'entrée et de la sortie.** Cette étape représente le début proprement dit du mode continu. La concentration de la DCO en entrée doit être égale à celle utilisée dans l'étape de démarrage. A partir de l'activation de l'entrée et de la sortie du substrat, la production de biogaz devient plus importante. Ainsi, le temps du cycle de purge du système de mesure du gaz doit éventuellement être diminué pour l'adapter aux nouvelles exigences du procédé.
3. **Suivi de l'expérience.** Le suivi de l'expérience correspond d'un côté à l'analyse du biogaz produit et de la DCO en sortie et d'un autre côté aux changements des conditions opératoires. Une fois les bactéries adaptées aux conditions opératoires du mode continu (10 à 15 jours typiquement), une variation de la DCO en entrée peut être considérée. Chaque variation doit avoir une durée suffisante (10 à 15 jours) pour permettre à la biomasse de s'adapter aux nouvelles conditions opératoires. Une manière de vérifier cette adaptation est d'utiliser les mesure du pH et du biogaz produit. En effet, les variations de la DCO en entrée entraînent des variations sur le pH et la production de biogaz. Ces derniers deviennent constants lors de l'adaptation des micro-organismes aux nouvelles conditions opératoires.
4. **Arrêt de l'expérience.** L'arrêt de l'expérience a lieu après l'adaptation des bactéries au dernier changement des conditions opératoires.

L'évolution d'une expérience type en continu est illustrée dans la figure 3.9. Les conditions opératoires considérées au cours de cette expérience sont les suivantes :

- Volume réactionnel : 5 litres

- Débit d'entrée :  $0.5\text{l/h}$
- Etape de démarrage : 0 - 320 heures
- Fonctionnement en continu à  $5\text{g/l}$  de DCO en entrée : 320 - 410 heures
- Fonctionnement en continu à  $7.5\text{g/l}$  de DCO en entrée : 410 - 696 heures
- Fonctionnement en continu à  $5\text{ gr/lit}$  de DCO en entrée : 696 - 961 heures

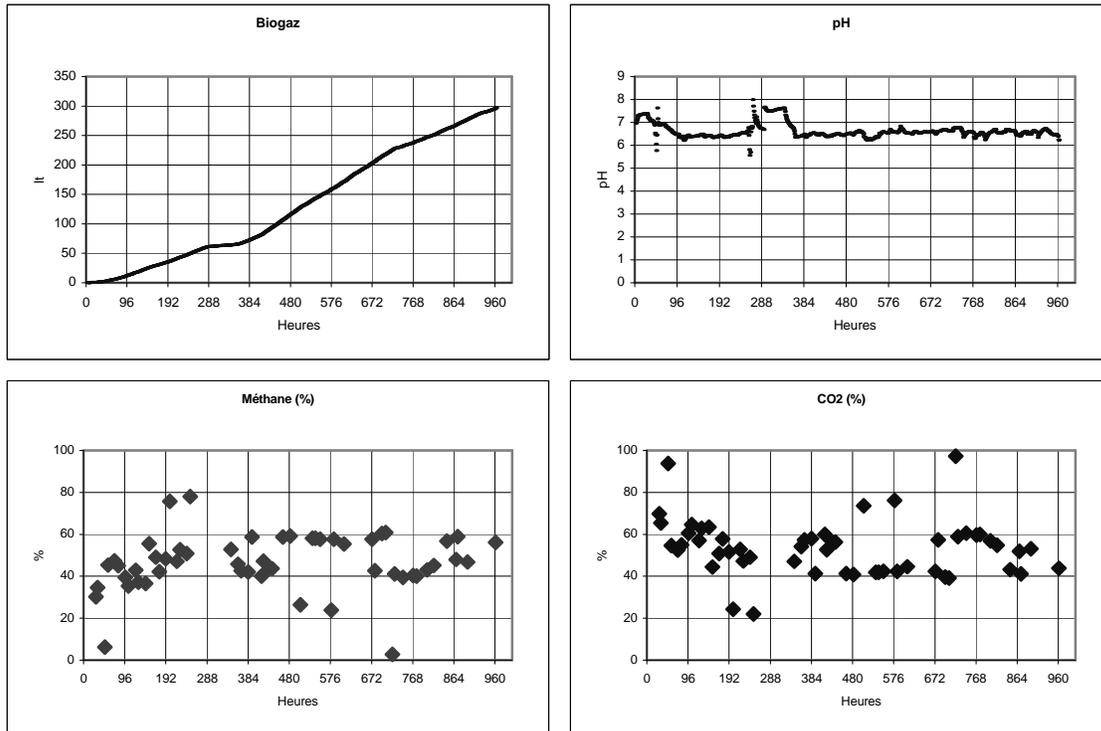


FIG. 3.9 – Graphiques d'une expérience type en continu

Les graphiques montrent l'évolution du biogaz produit. Le pourcentage de  $CH_4$  et  $CO_2$  est en moyenne autour de 50 %. Néanmoins, ce pourcentage semble avoir un fort écart type. Une première raison est liée à l'instrumentation, il faut rappeler que le chromatographe ne peut pas détecter les deux composants. De plus l'étalonnage de cet appareil implique quelques incertitudes. Enfin, le procédé lui-même peut être à l'origine de telle variation de composition entre 40 et 60 %.

Néanmoins, les données issues de ces expériences sont bien évidemment exploitables par rapport à l'ajustement du modèle. En effet, il est nécessaire de réidentifier les rendements et les paramètres biologiques et physico-chimiques.

### 3.2.3 Exploitation des données

Dans ce paragraphe, l'exploitation des données est ciblée sur la réidentification des paramètres du modèle de la digestion anaérobie.

Les paramètres biologiques et physico-chimiques des modèles présentés dans le chapitre précédent ont été validés expérimentalement lors des études menées par [Béteau, 1992] sur le RPA et par [Otton, 1998] sur le lit fluidisé. Néanmoins, les valeurs obtenues ne peuvent

pas être utilisées telles qu'elles sont pour des nouvelles expériences car les conditions opératoires ne seront pas forcément les mêmes. En effet, le substrat et la concentration de la DCO sont différents ; de plus, les populations bactériennes ont été modifiées à cause de la sélection des bactéries méthanogènes hydrogénophyles. Il est donc nécessaire de vérifier la validité des valeurs numériques des paramètres et de les réajuster pour les nouvelles conditions.

La méthode de vérification des paramètres consiste à réidentifier les valeurs trouvées lors des travaux précédents. La démarche repose sur la méthode d'identification illustrée dans la figure 3.10.

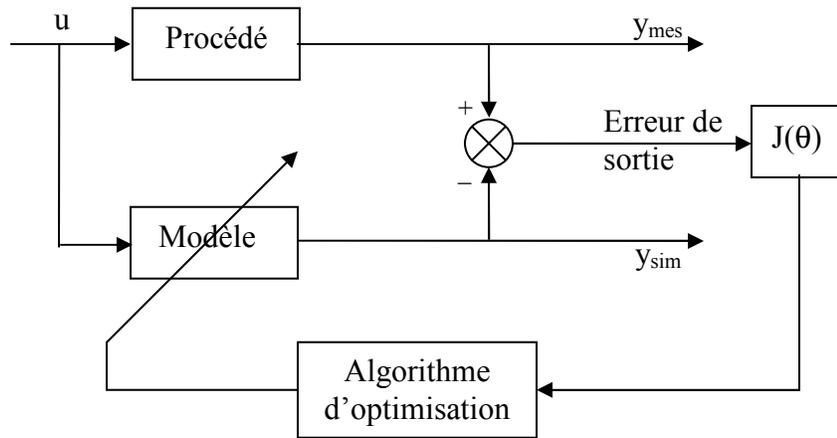


FIG. 3.10 – Schéma d'identification de paramètres

Les données issues des expériences réelles sont confrontées aux résultats des simulations du modèle établi au chapitre 1 sous les mêmes conditions opératoires. Pour toutes les mesures, l'erreur de sortie est calculée afin d'élaborer le critère  $J(\theta)$  exprimé par l'équation 3.5.

$$J(\theta) = \sum_{\text{expériences}} \sqrt{\sum_{\text{instantés de mesures}} \frac{(y_{\text{mesuré}} - y_{\text{simulé}})^2}{y_{\text{mesuré}}^2}} \quad (3.5)$$

Ensuite, un algorithme d'optimisation non linéaire (fonction `minsearch` de *Matlab*<sup>®</sup> qui est non linéaire par rapport aux paramètres et qui permet de considérer l'intervalle de variation de ceux-ci) est utilisé pour trouver la valeur de  $\theta$  qui minimise  $J(\theta)$ .

Les premiers paramètres à vérifier sont les paramètres biologiques, à savoir, les rendements et les coefficients d'inhibition. Donc seul le modèle biologique, exprimé par l'ensemble des équations 3.6, est concerné dans cette étape.

$$\begin{aligned}
 \frac{dX_2}{dt} &= \mu_2 X_2 = \mu_{2max} \frac{S_2}{K_{s2} \left(1 + \frac{K_a}{H^+}\right) + S_2 + \frac{S_2^2}{K_{i2} \left(1 + \frac{K_a}{H^+}\right)}} X_2 \\
 \frac{dS_2}{dt} &= -R_3 \mu_2 X_2 \\
 \frac{dCH_4}{dt} &= R_1 R_3 \mu_2 X_2 \\
 \frac{dCO_2}{dt} &= R_2 R_3 \mu_2 X_2
 \end{aligned} \tag{3.6}$$

où les notations sont identiques à celles du paragraphe 1.2.1.

La mesure de  $H^+$  a été injectée dans le modèle du taux de croissance pour n'avoir que la partie biologique. La simulation de ce modèle implique alors la nécessité de la mesure du pH ( $pH = -\log_{10}(H^+)$ ). L'autre mesure nécessaire est le biogaz pour le comparer au résultat de la simulation et pour élaborer le critère d'optimisation lors de l'identification des paramètres.

Les constantes d'inhibition  $K_{i2}$  et de saturation  $K_{s2}$  ainsi que le taux de croissance maximal  $\mu_{2max}$  sont trois des paramètres à identifier. Les rendements  $R_1$  et  $R_2$  peuvent être calculés à partir des mesures du méthane, du  $CO_2$  et de la quantité initiale du substrat ( $R_1 = \frac{CH_{4produit}(mol)}{S_{2initiale}(mol)}$  et  $R_2 = \frac{CO_{2produit}(mol)}{S_{2initiale}(mol)}$ ). Cette dernière est toujours connue lors de la préparation du substrat et la composition du gaz est obtenue à partir de l'analyse par chromatographie. Dans la littérature,  $R_1 = 1$  et  $R_2 = 1$ , mais dû à la sélection d'une des population des bactéries qui a une influence sur la composition du biogaz produit, ces deux paramètres seront réidentifiés.

En revanche, le coefficient de rendement  $R_3$  concernant la vitesse de consommation du substrat par la biomasse a été fixé à la valeur établie dans les travaux menés par [Béteau, 1992]. En effet, vu que  $X_2$  n'est pas mesurée,  $R_3$  devient non identifiable, ainsi la valeur de ce dernier est fixé arbitrairement et  $X_2$  est exprimée en unités arbitraires (UA).

Par ailleurs, nous avons considéré les valeurs identifiées lors des travaux réalisés par [Béteau, 1992; Otton, 1998] comme le jeu de valeurs initiales des paramètres à identifier dans notre projet.

Les premiers essais d'identification ont donné des résultats incohérents pour certains paramètres, notamment le coefficient d'inhibition  $K_{i2}$ . L'explication donnée a cette situation est basée sur l'hypothèse que les expériences réalisées ne correspondent pas à des conditions opératoires où il y a une inhibition forte. Ceci représente un problème d'identifiabilité. Pour cette raison, la valeur de  $K_{i2}$  a été fixée à une constante couramment utilisée dans la littérature.

Ainsi, l'identification des paramètres a donné les résultats suivants :

- $\mu_{2max} = 0,012 [h^{-1}]$  (identifié)
- $K_{s2} = 3,7e - 3 [mol/l]$  (identifié)
- $K_{i2} = 8,22e - 4 [mol/l]$  (fixé)
- $R_1 = 0,54 [mol/mol]$  (identifié)
- $R_2 = 0,6 [mol/mol]$  (identifié)
- $R_3 = 350 [mmol/UA]$  (fixé)

Pour la validation des valeurs identifiées, nous avons considéré plusieurs expériences de manière à tester la précision de l'identification. On montre deux des différentes expériences sur la figure 3.11. Nous remarquons sur cette figure des résultats satisfaisants. En effet, la courbe du biogaz obtenue lors de la simulation avec les paramètres identifiés est très proche de la courbe réelle dans les deux expériences. Ceci implique que les valeurs identifiées ont une marge de précision adéquate.

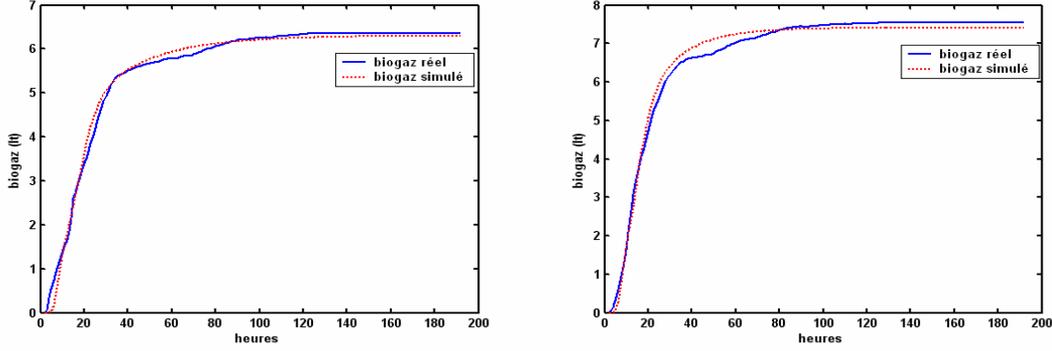


FIG. 3.11 – Validation des paramètres biologiques identifiés

Concernant les paramètres physico-chimiques, à savoir les constantes d'équilibre  $K_a$  et  $K_b$ , et la constante  $K_h$ , des mesures du pH et du  $CO_2$  sont nécessaires. A part le modèle biologique décrit par les équations 3.6, le modèle algébrique et les équations faisant intervenir les cations et le carbone inorganique doivent être considérés. Ainsi le modèle utilisé pour l'identification des paramètres physico-chimiques est donné ci-dessous :

$$\begin{aligned}
 0 &= HS + S^- + S_2 \\
 0 &= H^+S^- - K_aHS \\
 0 &= CO_{2D} + B - IC \\
 0 &= H^+B - K_bCO_{2D} \\
 0 &= Z - B - S^- \\
 \frac{dX_2}{dt} &= \mu_2X_2 = \mu_{2max} \frac{S_2}{K_{s2}(1 + \frac{K_a}{H^+}) + S_2 + \frac{S_2^2}{K_{i2}(1 + \frac{K_a}{H^+})}} X_2 \\
 \frac{dS_2}{dt} &= -R_3\mu_2X_2 \\
 \frac{dCH_4}{dt} &= R_1R_3\mu_2X_2 \\
 \frac{dZ}{dt} &= 0 \\
 \frac{dICP}{dt} &= R_2R_3\mu_2X_2
 \end{aligned} \tag{3.7}$$

Avec les équations intermédiaires suivantes :

$$\begin{aligned}
P_{CO_2} &= \frac{CO_{2d}}{VK_h} \\
CO_{2cum} &= \frac{P_{CO_2}}{P_t - P_{CO_2}} CH_4 - CO_{2ini} \\
IC &= ICP - CO_{2cum}
\end{aligned} \tag{3.8}$$

Pour la vérification des paramètres physico-chimiques, les valeurs des paramètres biologiques trouvées précédemment sont conservées. Ainsi, le résultat de la procédure d'identification donne comme résultats :

- $K_a = 7,69e - 7$  [mol] (identifié)
- $K_b = 1,5e - 7$  [mol] (identifié)
- $K_h = 0,059$  [mol/bar] (identifié)

Une validation de ces résultats est montrée sur la figure 3.12. Dans le graphique à gauche, on remarque un écart entre les courbes de gaz simulé et réel. Cet écart implique une précision faible. Néanmoins, l'écart est retrouvé dans toutes les expériences où il y a eu perte d'information à cause des fuites ou d'autres défaillances techniques et nous avons estimé les mesures. Le graphique correspondant a été inclus pour remarquer que ce genre d'incertitudes est une source d'erreurs dans l'identification de paramètres. En revanche, le graphique à droite correspond à une expérience sans perte d'information. Dans ce cas, nous constatons des résultats satisfaisants. Ainsi, les valeurs identifiées sont considérées comme valables.

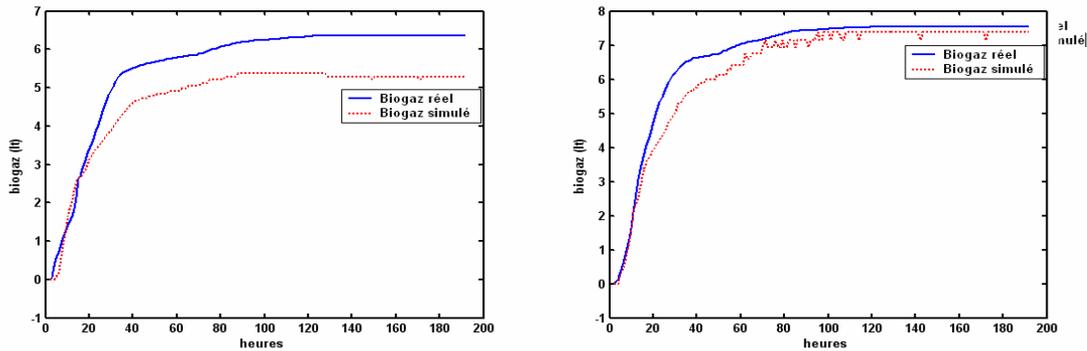


FIG. 3.12 – Validation des paramètres physico-chimiques identifiés

### 3.2.4 Mise en œuvre du réacteur à lit fluidisé

La mise en œuvre du pilote du RLF est beaucoup plus difficile que celle du RPA. En effet, le bioréacteur et tous ses accessoires sont de taille industrielle ; de plus il a été hors d'activité une longue période ce qui induit des problèmes au niveau de l'instrumentation. Mais la principale contrainte se trouve à un niveau économique, car lors des dernières expériences sur le pilote, la chambre à rayons ultraviolets a été endommagée et sa réparation est difficile et chère.

Néanmoins quelques expériences sans matière biologique ont été mises en place pour tester le bon fonctionnement des instruments. Ainsi, de nombreuses fuites d'eau ont été remarquées au niveau des tuyaux intervenant dans la recirculation. De plus, le capteur de pression différentielle utilisé pour mesurer le niveau d'eau à l'intérieur du réacteur avait un mauvais fonctionnement provenant de l'étalonnage. Ces deux problèmes de fonctionnement ont été corrigés.

Par contre, il reste à vérifier l'instrumentation du système de régulation de température ainsi que de la chambre à rayons ultraviolets.

Malheureusement l'expérimentation avec la matière biologique n'a pas été possible. Pour cette raison, les paramètres du modèle du lit fluidisé utilisées par la suite seront les mêmes que ceux trouvés par [Otton, 1998].

### 3.3 Conclusions

Dans ce chapitre nous avons présenté une description du matériel disponible pour l'étape expérimentale de nos travaux de recherche ; dans ce contexte, nous avons réalisé l'instrumentation complète du pilote du RPA et une vérification préliminaire du RLF, nous avons établi les protocoles de manipulation des pilotes et nous avons effectué plusieurs expériences avec l'objectif de réidentifier les paramètres biologiques et physico-chimiques du modèle présenté au chapitre 1.

La mise au point du pilote du RPA a été longue mais elle nous a apporté des connaissances précieuses par rapport à l'instrumentation. En effet, nous avons adapté plusieurs matériels pour remplacer des composants manquants et nous avons effectué la mise en route et l'étalonnage de tout l'équipement électrique impliqué dans le pilote. Le système de mesure et d'analyse du biogaz produit a demandé une attention spéciale. Vu qu'il est recommandable de mesurer très régulièrement la production de biogaz, nous avons implémenté un système automatique de mesure et d'enregistrement des données. Concernant le système d'analyse, le chromatographe disponible n'est pas adapté pour détecter la teneur en  $CO_2$  du biogaz produit ; pour pallier à cette situation, nous avons proposé une méthode d'étalonnage de l'appareil de manière à déduire la composition de l'échantillon à analyser.

Par ailleurs, nous avons réidentifié les paramètres biologiques et physico-chimiques à partir des données réelles issues de plusieurs séries d'expériences. En effet, un réajustement du modèle était nécessaire car les conditions opératoires et les populations bactériennes ont changé par rapport aux expérimentations antérieures.

Concernant le pilote du lit fluidisé, nous avons réussi à mettre en place des expériences préliminaires de manière à tester la fonctionnalité des instruments. Nous n'avons pas les moyens pour résoudre toutes les réparations des composants défectueux, mais nous avons corrigé certains problèmes de fonctionnement.

Enfin, deux remarques importantes doivent être soulignées lors de cette étape expérimentale. La première concerne la production de méthane qui ne correspond pas à celle attendue d'après la littérature. Une raison possible est l'absence d'une population de micro-organismes provoquée par une augmentation de température pendant une période

prolongée occasionnant ainsi une sélection forcée des bactéries. De plus la formation des biofilms à partir de la biolite pourrait favoriser la production de dioxyde de carbone. Cette situation devra être prise en compte lors de l'interprétation des résultats obtenus tout au long de nos travaux de recherche.

La deuxième remarque concerne le réacteur à lit fluidisé : toute l'étude sera menée en simulation car le pilote expérimental n'est pas complètement prêt pour l'expérimentation biologique.

# Chapitre 4

## *Observation d'état de la digestion anaérobie*

*Le procédé de digestion anaérobie contient des variables non mesurables (cas de la biomasse) et d'autres qui demandent beaucoup de temps pour être mesurées (cas du substrat). Ces deux variables sont très importantes pour le suivi du procédé et pour l'élaboration des stratégies de commande. Une manière de compenser la difficulté ou l'impossibilité de mesurer certaines variables est d'en faire une estimation, ce qui sera abordé dans ce chapitre. Le but du chapitre est donc de développer un observateur qui s'occupera de l'estimation des variables d'état du procédé de digestion anaérobie, avec un intérêt particulier vers l'estimation du substrat et de la biomasse. La technique considérée à cet effet est celle concernant la logique floue, notamment l'approche de Takagi-Sugeno. Les deux structures considérées jusqu'à présent (réacteur parfaitement agité et réacteur à lit fluidisé) seront utilisées.*



## 4.1 Problématique et motivations

L'activité biologique à l'intérieur des réacteurs anaérobies est détectée grâce au suivi de l'évolution de certaines variables indicatrices, telles que le pH, le méthane produit, le substrat et la biomasse. Néanmoins, tous ces indicateurs ne sont pas toujours accessibles. En effet, actuellement il existe encore peu de capteurs à prix abordable pour mesurer certaines variables biologiques comme la biomasse. Par ailleurs, d'autres variables telles que le substrat peuvent demander beaucoup de temps pour être mesurées. Du point de vue de l'automatique, la connaissance en ligne des états biologiques est impérative dans la perspective de l'élaboration des stratégies de commande. Une alternative pour pallier à cette problématique est l'estimation des variables à accès difficile par l'intermédiaire des observateurs d'état.

Comme nous l'avons dit lors de l'étude bibliographique, il existe plusieurs approches d'observateurs d'état de la digestion anaérobie. Nous nous intéresserons à un observateur de type Takagi-Sugeno pour profiter des avantages que l'approche floue offre.

En effet, bien que les observateurs décrits dans le chapitre 1 estiment de manière correcte les variables d'état, certains inconvénients de mise en œuvre, de calcul ou de qualité d'estimation sont remarqués. Par exemple, l'observateur asymptotique proposé par [Bastin et Dochain, 1991] permet de s'affranchir de la mauvaise connaissance des cinétiques biologiques, mais il ne permet pas de régler la vitesse de convergence qui dépend du taux de dilution. De même, l'observateur en boucle fermée proposé par [Gouzé et al., 2000] permet d'améliorer la vitesse de convergence mais il est sensible aux variations rapides sur le substrat en entrée. L'observateur aux entrées inconnues introduit par [Theillol et al., 2000] est une autre alternative pour l'estimation d'état de la digestion anaérobie, mais il est sensible aux erreurs de modélisation et de linéarisation.

Dans ce contexte, pour avoir un observateur qui respecte un compromis entre la difficulté de mise en œuvre et la qualité d'estimation, les approches floues comme celle de Takagi-Sugeno sont une alternative intéressante. En effet, les états de la digestion anaérobie peuvent être estimés d'une manière relativement simple. L'idée de cette approche se base sur la linéarisation du modèle non linéaire autour de plusieurs points de fonctionnement, un observateur classique est conçu pour chaque modèle et l'état global estimé est reconstruit à partir d'une interpolation des états locaux estimés.

Dans les paragraphes suivants, un observateur Takagi-Sugeno pour la digestion anaérobie en réacteur parfaitement agité et en réacteur à lit fluidisé est proposé.

## 4.2 Le cas du réacteur parfaitement agité

Vu que l'approche de Takagi-Sugeno se base sur l'interpolation d'observateurs locaux, la démarche à suivre pour la conception de l'observateur est divisée en trois étapes. Premièrement, une analyse du modèle du bioprocédé sera menée ayant pour but le choix des variables et des modèles locaux qui décrivent le mieux la digestion anaérobie dans le RPA et qui seront utilisés lors de l'estimation d'état. Deuxièmement, l'observateur Takagi-Sugeno sera mis en œuvre en utilisant l'information issue de la première étape. Troisièmement, l'observateur conçu sera validé à partir de simulations réalistes et en uti-

lisant les données obtenues sur des expériences réelles.

Le modèle utilisé pour la conception de l'observateur est celui correspondant au RPA à filtre de biomasse décrit au chapitre 1 et exprimé par l'ensemble d'équations algébriques 1.4 à 1.8, l'ensemble d'équations différentielles 1.18 à 1.23 et les deux équations de sortie 1.16 et 1.17. Ce modèle peut être représenté par l'expression 4.1 :

$$\begin{aligned}\dot{X}_d &= \frac{dX_d}{dt} = f(X_a, X_d, u) \\ y &= h(X_a, X_d)\end{aligned}\quad (4.1)$$

avec :

- $X_a = [HS \ H^+ \ S^- \ CO_{2d} \ B]^t$
- $X_d = [X_1 \ S_1 \ X_2 \ S_2 \ IC \ Z]^t$
- $u = [D \ S_{1e} \ S_{2e} \ IC_e \ Z_e]^t$
- $y = [Q_{CH_4} \ Q_{CO_2}]^t$

### 4.2.1 Choix des variables floues

Les variables floues utilisées lors de la conception de l'observateur Takagi-Sugeno sont choisies à partir d'une analyse des conditions opératoires du système. Cette analyse est effectuée de manière à déduire les entrées qui ont une influence plus importante sur le comportement du système, notamment dans l'étape limitante, et établir ainsi des points de fonctionnement représentatifs de la digestion anaérobie. Pour cela, le vecteur d'entrées est légèrement modifié. En effet,  $S_{1e}$  étant une entrée de l'étape rapide n'a pas été considérée. Par ailleurs,  $Z_e$  dépend du bicarbonate ajouté pour avoir un pH initial souhaité. Ainsi,  $Z_e$  peut être déduite en fixant le pH. De plus, ce dernier est plus facilement mesurable que les cations. Pour ces raisons, le pH, qui ne figure pas dans le vecteur d'entrées du modèle mais qui est un paramètre essentiel pour le bon fonctionnement de la digestion anaérobie, sera considéré à la place de  $Z_e$ . Ainsi, les valeurs initiales et les variations sur les variables d'entrée sont choisies de la manière suivante.

- $D$ . La valeur initiale du taux de dilution correspond à un débit d'entrée  $Q_e = 0,4l/h$  et à un volume du réacteur  $V = 5l$ . La valeur finale de  $D$  correspond à  $Q_e = 2,5l/h$  compte tenu des dimensions du réacteur. La plage de variation est donc  $D = [0,08 \ 0,5]h^{-1}$ .
- $IC_e$ . Le carbone inorganique initial dépend du bicarbonate ajouté pour ajuster la valeur du pH. Ainsi, l'intervalle choisi est  $IC_e = [0,03 \ 0,08]mol/l$ .
- $S_{2e}$ . Le substrat initial  $S_{2e}$  correspond à une demande chimique en oxygène  $DCO_e = 5g/l$  et la valeur de la DCO maximale sera de  $20g/l$ . Ainsi la plage de variations pour le substrat équivalent acide acétique est  $S_{2e} = [0,055 \ 0,22]mol/l$ .
- $pH$ . Le pH optimal pour la digestion anaérobie est un pH neutre. Néanmoins, deux choix de l'intervalle de variation sont possibles : d'un point de vue théorique, on place le pH autour du 7 ( $pH = [6,6 \ 7,4]$ ). Mais d'un point de vue expérimental il est plus réaliste de choisir une valeur autour de 7,5 ( $pH = [7 \ 8]$ ). En effet, il est préférable d'avoir un pH plutôt basique pour éviter des éventuels problèmes d'acidité lors de la phase d'acidogenèse qui a lieu avant la méthanogenèse.

Une fois les plages de variation des variables d'entrées établies, nous proposons tout d'abord un choix empirique des variables floues et des modèles locaux puis un choix basé sur une analyse en composantes principales.

### Choix basé sur la connaissance empirique

Sachant que l'observateur flou se base sur l'interpolation des observateurs linéaires, le modèle de la digestion anaérobie exprimé par 4.1 est linéarisé autour de plusieurs points de fonctionnement. Dans ce contexte, comme les cations sont biologiquement inertes et leur valeur en entrée peut être déduite en fixant le pH, le vecteur des entrées ne considère que trois éléments pour la linéarisation du modèle :  $D$ ,  $IC_e$  et  $S_{2e}$ . Ainsi, le calcul du point de fonctionnement de 4.1 est exprimé en fonction du pH et du taux de dilution ( $D = \frac{Q_e}{V}$ ), comme il est montré dans l'annexe B. Plusieurs points de fonctionnement peuvent être ensuite établis. Dans notre cas, nous avons choisi une valeur fixe du taux de dilution  $D = 0,08h^{-1}$  (correspondant à un débit d'entrée  $Q_e = 0,4l/h$  et un volume du réacteur  $V = 5l$ ) et cinq valeurs du pH dans l'intervalle de l'approche théorique ( $pH = [6,6 \ 7,4]$ ).

Ces valeurs conduisent donc à cinq points de fonctionnement du procédé autour desquels le modèle de la digestion anaérobie sera linéarisé. Ainsi, cinq modèles linéaires tangents de la forme 4.2 sont obtenus.

$$\begin{aligned} \dot{X}_d &= F_j X_{dj} + G_j u \\ Y_j &= H_j X_{dj} \end{aligned} \quad (4.2)$$

avec :

- $X_d = [X_1 \ S_1 \ X_2 \ S_2 \ IC \ Z]^t$  le vecteur d'état,
- $u = [D \ IC_e \ S_{2e}]^t$  le vecteur des entrées,
- $Y = [Q_{CH_4} \ Q_{CO_2}]^t$  le vecteur des sorties,
- $j = [1, \dots, 5]$  les points de fonctionnement,
- $F$ ,  $G$  et  $H$  les matrices jacobiennes de 4.1.

Ce sont les cinq modèles linéaires qui caractérisent la dynamique non linéaire de la digestion anaérobie en RPA.

Par ailleurs, vu que les modèles locaux sont imposés par le pH et le taux de dilution, ces derniers sont sensés devenir des variables floues. En pratique, le taux de dilution dépend du débit d'entrée et il n'apporte pas d'information sur l'évolution de la digestion anaérobie. En revanche, le pH est couramment utilisé comme un indicateur du fonctionnement du procédé car les variations des entrées ont une influence directe sur la valeur de ce paramètre. Pour ces raisons, seul le pH est choisi comme une variable floue.

Néanmoins, il est fort possible qu'une seule variable floue ne soit pas suffisante pour sélectionner l'ensemble des comportements (ou les comportements les plus représentatifs) d'un procédé aussi complexe que la digestion anaérobie. Ainsi, pour vérifier cette hypothèse, nous allons analyser les conditions opératoires du procédé d'une manière plus détaillée en utilisant un outil mathématique formel : l'analyse en composantes principales.

### Choix basé sur l'analyse en composantes principales

Dans notre étude, l'objectif de l'ACP est de mettre en évidence les relations existantes entre les variables du procédé afin de choisir celles qui décrivent le mieux l'ensemble des

comportements que peut prendre la digestion anaérobie. Pour cela, nous allons mettre en place une étude complémentaire concernant l'influence des entrées sur le procédé afin de regrouper l'ensemble des données nécessaires pour l'ACP.

Ayant pour objectif que l'étude à réaliser couvre l'ensemble de l'espace d'état, nous allons choisir un certain nombre de valeurs représentatives des plages de variation des entrées établies précédemment. Ainsi, les valeurs choisies sont résumées ci-dessous :

$$\begin{aligned} D &= [0,1 \ 0,25 \ 0,37 \ 0,5] \text{ l/h} \\ S_{2e} &= [0,055 \ 0,11 \ 0,175 \ 0,22] \text{ mol/l} \\ IC_e &= [0,03 \ 0,05 \ 0,08] \text{ mol/l} \\ pH &= [7 \ 7,3 \ 7,6 \ 8] \end{aligned}$$

Ce choix entraîne 192 combinaisons différentes. Chacune de ces combinaisons conduit le système à un nouveau point d'équilibre autour duquel le système non linéaire (4.1) sera linéarisé. Les modèles résultants, qui ont la forme de 4.2, seront ensuite analysés de manière à étudier leurs propriétés en termes de stabilité et d'observabilité.

**Analyse des modèles locaux.** La figure 4.1 montre la localisation des pôles et de zéros pour les variations des entrées  $D$  et  $pH$ .

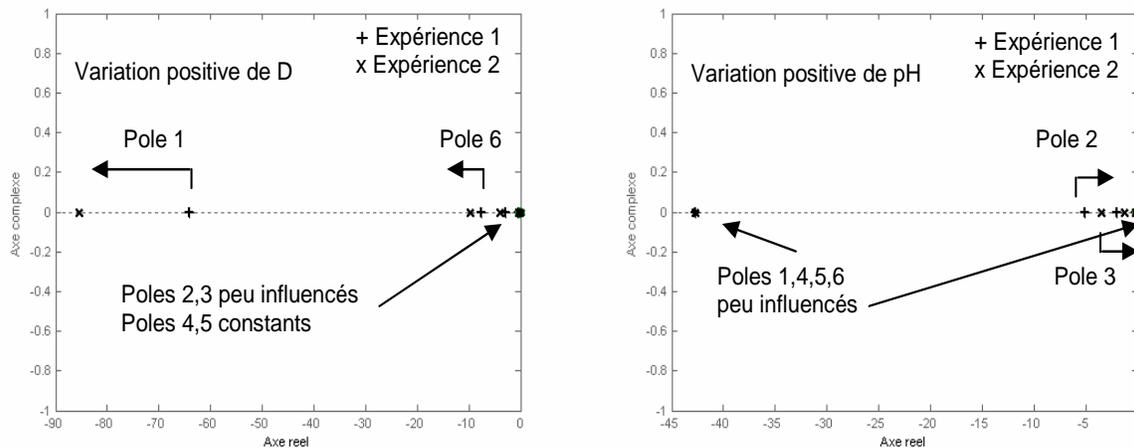


FIG. 4.1 – *Etude des zéros et de pôles des systèmes locaux*

Les pôles des tous les systèmes locaux analysés se trouvent dans la région stable. Il n'y a pas de pôles complexes conjugués, ce qui implique un comportement apériodique du système. Par contre, les différentes dynamiques (lentes et rapides) du système induisent un mauvais conditionnement des matrices d'état car le rapport entre le pôle le plus rapide et le plus lent est de l'ordre de 80.

Les variations positives du taux de dilution font déplacer vers la gauche les pôles 1 et 6 (correspondant essentiellement au substrat  $S_1$  et aux cations  $Z$ ) en accélérant ces deux dynamiques. Les pôles 2 et 3 (correspondant essentiellement au substrat  $S_2$  et au carbone

inorganique  $IC$ ) ne semblent pas être beaucoup influencés par les variations de  $D$ . Les pôles 4 et 5 (correspondant aux biomasses) sont constants.

En revanche, les variations positives du  $pH$  déplacent vers la droite les pôles 2 et 3 (correspondant essentiellement au substrat  $S_2$  et au carbone inorganique  $IC$ ) en les rapprochant de la zone instable. Les quatre pôles restants présentent de faibles variations en réponse aux variations du  $pH$ .

Par ailleurs, les petites variations positives de  $S_{2e}$  ne semblent pas avoir une grande influence sur l'ensemble des pôles. En revanche, les grandes variations conduisent le modèle non linéaire du système vers la région du lessivage. Ce phénomène connu et qui existe dans la réalité n'est pas représenté sur les modèles locaux.

Le comportement hydrodynamique du réacteur fait apparaître un zéro de transfert dans l'ensemble des modèles locaux. Ce zéro annule le pôle lié à la biomasse  $X_1$  dans tous les modèles linéarisés. Mais, il n'y a pas d'autre zéro pour annuler le pôle de la deuxième biomasse, ce qui implique que la dynamique globale du système est toujours imposée par la biomasse  $X_2$ .

Concernant l'analyse d'observabilité, l'étude des matrices d'observabilité des paires  $(F_j, H_j)$  montre que tous les états ne sont pas observables. En effet, les cations ne peuvent pas être estimés à partir du gaz produit, ce qui rend le système partiellement observable. Pour résoudre ce problème, deux alternatives sont envisagées. La première consiste à séparer les états observables des états non observables par l'intermédiaire d'une transformation d'état. La deuxième solution consiste à réduire le modèle en éliminant l'équation différentielle des cations et en considérant sa valeur à l'équilibre. Ces deux approches seront étudiées lors de la conception des observateurs locaux.

Il faut maintenant mettre en évidence les relations entre les variables du système. L'objectif est de sélectionner un certain nombre de points de fonctionnement pour concevoir un observateur flou avec un large domaine de validité. Pour cela, on fait appel à l'ACP.

### Analyse en composantes principales des modèles linéaires

Les données issues de l'étape précédente sont donc relevées dans un tableau contenant les combinaisons des entrées  $(D, S_{2e}, IC_e, pH)$ , le point de fonctionnement correspondant à chacune des combinaisons d'entrée et les six pôles de chacun des modèles linéaires. La structure du tableau est présentée ci-dessous.

<i>Entrées</i>	<i>Point de fonctionnement</i>	<i>Pôles</i>
$D_1, S_{2e_1}, IC_{e_1}, pH_1$	$X_{1_1}, S_{1_1}, X_{2_1}, S_{2_1}, IC_1, Z_1,$ $Q_{CH_4_1}, Q_{CO_2_1},$	$P1_1, P2_1, P3_1, P4_1, P5_1, P6_1$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$D_{192}, S_{2e_{192}}, IC_{e_{192}}, pH_{192}$	$X_{1_{192}}, S_{1_{192}}, X_{2_{192}}, S_{2_{192}},$ $IC_{192}, Z_{192}, Q_{CH_4_{192}}, Q_{CO_2_{192}},$	$P1_{192}, P2_{192}, P3_{192}, P4_{192},$ $P5_{192}, P6_{192}$

TAB. 4.1 – Structure du tableau des données pour l'ACP

Le résultat de l'analyse montre que l'ensemble des modèles linéaires est représenté à partir des trois premières composantes principales, ce que montre la figure 4.2

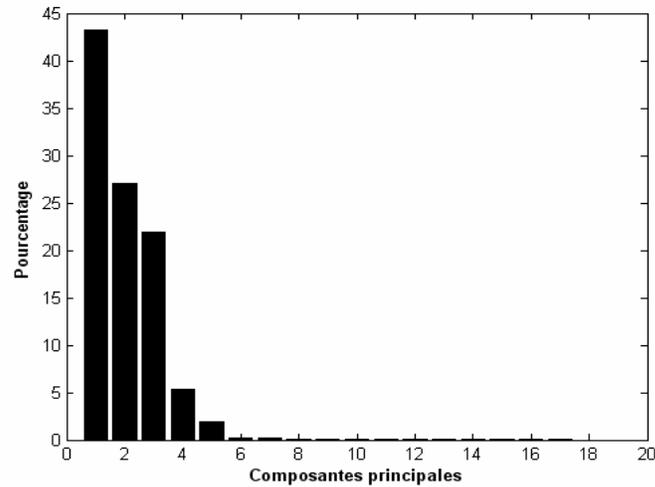


FIG. 4.2 – *Composants principales du RPA*

Ainsi, la première partie de l'ACP consiste à découvrir les corrélations entre les *individus* (les modèles linéaires). Pour cela, il est nécessaire d'étudier les diagrammes de dispersion entre les trois composantes principales. La figure 4.3 correspond au diagramme de dispersion pour le couple première-seconde composantes principales.

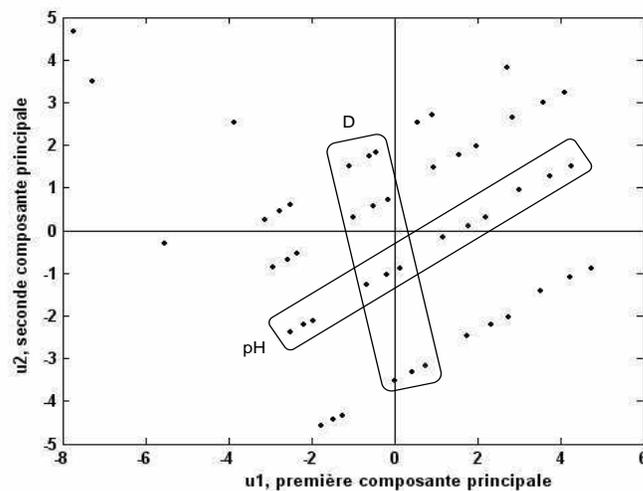


FIG. 4.3 – *Diagramme de dispersion du RPA*

Le diagramme de dispersion montre que les modèles linéaires sont principalement regroupés en fonction de la valeur initiale du pH (groupements «horizontaux») et de celle du taux de dilution (groupements «verticaux»). Les diagrammes de dispersion des couples première-troisième et seconde-troisième composantes principales sont similaires

à celui de la figure 4.3. De cette manière, l'ACP montre l'influence que le pH et  $D$  ont sur le comportement du procédé. Même si cette importance était soupçonnée, elle n'était pas simple à visualiser lors du choix empirique. Ainsi, ces deux variables seront utilisées comme des variables floues de manière à sélectionner les modèles linéaires lors de la conception de l'observateur flou.

La deuxième partie de l'ACP concerne les *variables* de l'ensemble des données (les variables d'entrée, les points de fonctionnement et les pôles). L'objectif de cette analyse est de repérer les corrélations entre les *variables* pour le regroupement des modèles linéaires et confirmer ainsi la pertinence du  $pH$  et de  $D$ . Pour cela, les cercles de corrélation des trois premières composantes principales seront analysés. Ainsi, le cercle de corrélation correspondant au couple première-seconde composantes est montré dans la figure 4.4.

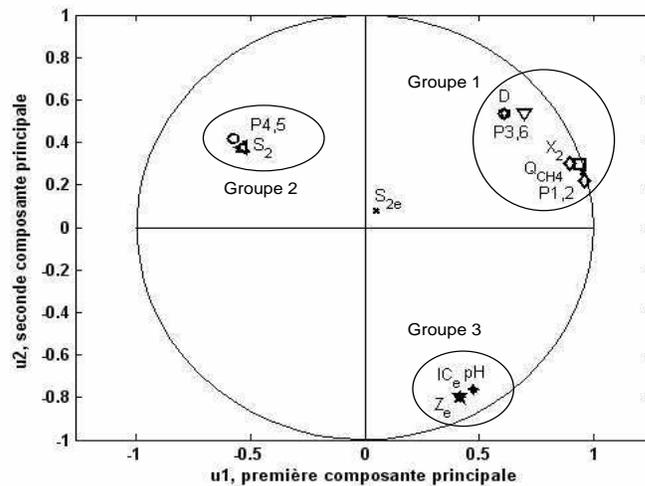


FIG. 4.4 – Cercle de corrélation (première-deuxième composantes) du RPA

Trois regroupements de variables sont remarqués. Les variables qui appartiennent au même groupe sont corrélées ce qui implique que la variation d'une d'elles aura une influence sur les autres. Dans le premier groupe, il y a quatre pôles (correspondant aux substrats, au carbone inorganique et aux cations), la biomasse  $X_2$ , le méthane et le taux de dilution. Les seules variables manipulables par l'opérateur sont les entrées. Dans ce cas, le choix de  $D$ , variable manipulable, est donc représentatif pour le premier groupe. Par ailleurs, le groupe 2 contient les pôles 4 et 5 (biomasses) et le substrat  $S_2$ , ce groupe-ci ne contient pas de variables d'entrée, mais il est en anticorrélation avec le groupe 3 qui est composé d'une entrée (ajout de carbone inorganique) et du pH. Ces dernières ont alors une influence sur les *variables* du groupe 2. Vu que le pH est utilisé pour la linéarisation du modèle non linéaire à la place des cations, cette *variable* est choisie pour le regroupement des comportements du système. L'analyse du cercle de corrélation confirme donc la pertinence du choix du pH et du taux de dilution pour choisir les modèles locaux à utiliser lors de la conception de l'observateur flou.

Les cercles de corrélation des couples première-troisième et deuxième-troisième composantes principales, montrés dans la figure 4.5, sont analysés pour compléter l'étude.

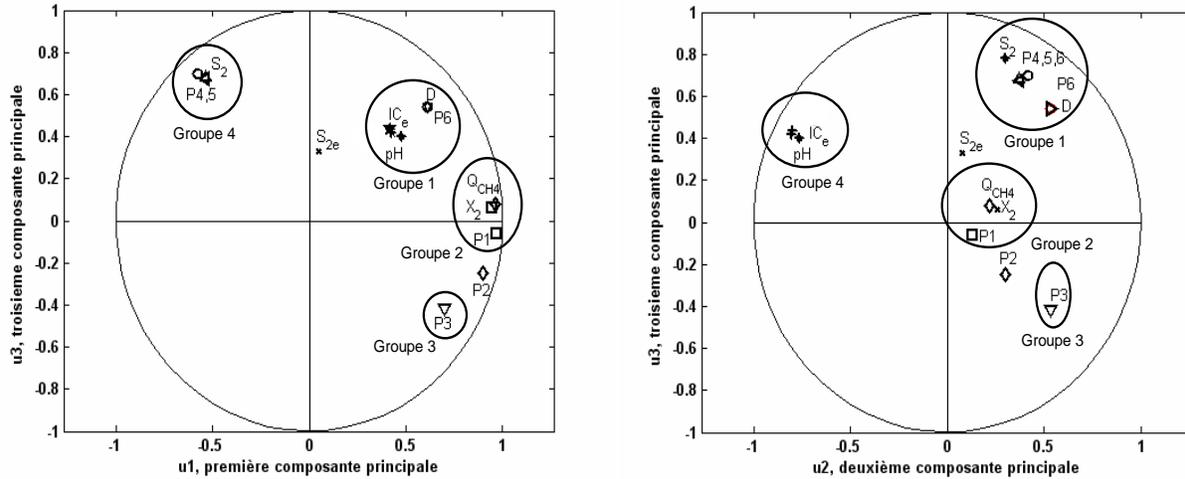


FIG. 4.5 – Cercle de corrélation (première-troisième, deuxième-troisième composantes)

Le cercle du couple première-troisième composantes n'apporte pas beaucoup d'information sur les corrélations entre les entrées et les autres variables. Il est seulement possible de repérer l'influence des entrées sur le pôle 6 (correspondant aux cations). Les groupes 3 et 4 sont anticorrélés, mais aucune entrée n'est présente dans les deux groupes. Par contre, le cercle du couple deuxième-troisième composantes montre l'influence de  $D$  sur les pôles 4, 5 (biomasses) et 6 (cations), et sur  $S_2$ . L'anticorrélation entre le groupe 3 et 4, indique l'influence de l'entrée ( $IC_e$ ) et du  $pH$  sur le pôle 3 ( $IC$ ).

Il est ainsi possible de conclure que le taux de dilution et le  $pH$  sont des variables pertinentes pour le regroupements des comportements dynamiques du procédé de digestion anaérobie en RPA. Ces deux entrées deviendront donc des variables floues.

#### 4.2.2 Mise en œuvre de l'observateur

Comme nous l'avons indiqué précédemment, la mise en œuvre de l'observateur Takagi-Sugeno est composée à son tour de trois étapes, à savoir, la fuzzification, la construction d'une base de connaissances et la défuzzification.

##### Fuzzification

Dans cette étape, les *variables d'entrée* ( $pH$  et  $D$ ) et les *relations de sortie* (observateurs locaux) du système flou sont concernées. Ainsi, cinq ensembles sont proposés pour la fuzzification du  $pH$  à partir des cinq valeurs de ce dernier considérés pour l'ACP. Si on établit 7,5 comme une valeur moyenne du  $pH$ , on peut classer les valeurs en cinq catégories différentes : très faible, faible, moyenne, fort et très fort. Par contre,  $D$  est fuzzifié de manière à considérer quatre niveaux du taux de dilution : faible, normal, fort et très fort. Cette classification est réalisée en fonction de la capacité du réacteur utilisé dans notre projet. En effet, un taux de dilution  $D = 0,1 \text{ h}^{-1}$  correspondant à un débit d'entrée  $Q_e = 0,5 \text{ l/h}$  est considéré comme normal. En dessous de cette valeur le taux de dilution est faible ; par conséquent, au dessus de 0,1 il est considéré comme fort.

La figure 4.6 montre les ensembles flous des *variables d'entrée*.

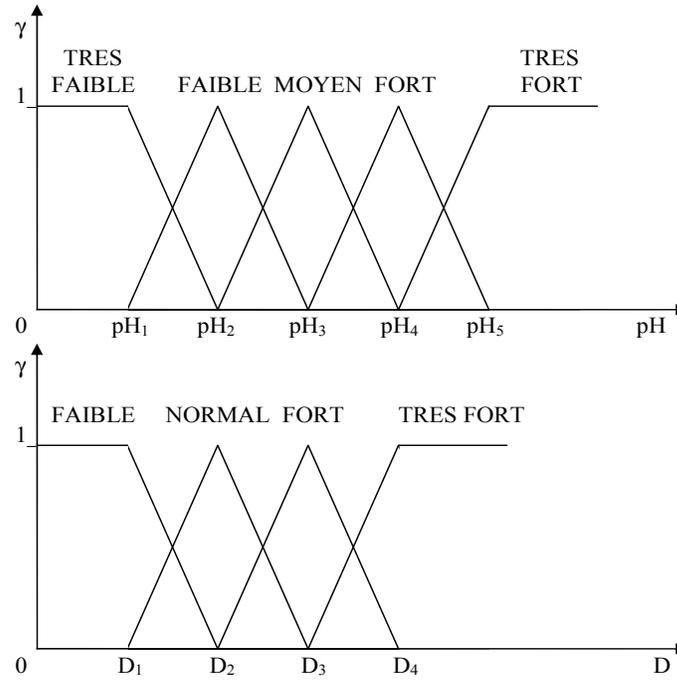


FIG. 4.6 – Fuzzification du pH et du taux de dilution

Concernant les relations de sortie, un observateur classique doit être conçu pour chaque point de fonctionnement considéré. L'analyse d'observabilité a montré qu'il existe des états non observables. En effet, les cations ne peuvent pas être estimés à partir des mesures. Néanmoins, l'évolution des cations dépend uniquement de la quantité contenue dans le substrat en entrée et du bicarbonate ajouté. C'est-à-dire, ils sont biologiquement inertes et grâce à cette propriété, deux solutions sont possibles pour pallier au problème d'observabilité : la séparation des états et la réduction du modèle.

**Séparation des états.** Cette solution consiste à séparer les états observables et non observables à partir d'une transformation d'état :  $\bar{X}_{dj} = T_j X_{dj}$  comme décrit dans [Carlos-Hernandez et al., 2004a; Ouddak, 2003]. Ainsi une nouvelle représentation de 4.2 est obtenue :

$$\begin{aligned} \dot{\bar{X}}_{dj} &= \bar{F}_j \bar{X}_{dj} + \bar{G}_j u = \begin{bmatrix} \bar{F}_{oj} & \bar{F}_{12j} \\ \bar{F}_{21j} & \bar{F}_{noj} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{X}_{doj} \\ \bar{X}_{dnoj} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \bar{G}_{oj} \\ \bar{G}_{noj} \end{bmatrix} u \\ \bar{Y}_j &= \bar{H}_j \bar{X}_{dj} = \begin{bmatrix} \bar{H}_{oj} & \bar{H}_{noj} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \bar{X}_{doj} \\ \bar{X}_{dnoj} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.3)$$

Avec :

- $\bar{F}_j = T_j F_j T_j^{-1}$
- $\bar{G}_j = T^{-1} G_j$
- $\bar{H}_j = H_j T_j^{-1}$
- $T_j$  : matrices inversibles composées par les colonnes linéairement indépendantes de la matrice d'observabilité des paires  $(F_j, H_j)$ , les colonnes linéairement dépendantes sont remplacées par des colonnes linéairement indépendantes (arbitraires).

- Les vecteurs et les matrices avec le sous indice  $oj$  correspondent à la partie observable des modèles linéaires.
- Les vecteurs et les matrices avec le sous indice  $noj$  correspondent à la partie non observable du  $j^{eme}$  modèle linéaire.

Dans le cas de notre étude, les états observables sont les biomasses, les substrats et le carbone inorganique ; les cations forment l'état non observable et la mesure est le biogaz. Par ailleurs, les matrices de transformation  $T_j$  sont composées des cinq premières colonnes de la matrice d'observabilité des paires  $(F_j, H_j)$  et d'une sixième colonne orthogonale aux cinq premières. Cette dernière colonne est alors choisie en essayant de respecter le sens physique de l'état non observable (les cations). Ainsi, la sixième colonne à la forme :  $[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]^T$ .

Après la séparation des états non observables des états observables, un observateur classique pour ces derniers est synthétisé. Ainsi, les observateurs pour les modèles linéaires sont exprimés par :

$$\begin{aligned} \dot{\hat{X}}_{dj} &= \begin{bmatrix} \dot{\hat{X}}_{doj} \\ \dot{\hat{X}}_{dnoj} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \bar{F}_{oj}\hat{X}_{doj} + \bar{G}_{oj}u + K_j(y - \hat{Y}_{oj}) \\ \hat{X}_{dnoj} \end{bmatrix} \\ \hat{Y} &= \begin{bmatrix} \hat{Y}_o \\ \hat{Y}_{noj} \end{bmatrix} = [\bar{H}_{oj} \ \bar{H}_{noj}] \begin{bmatrix} \hat{X}_{doj} \\ \hat{X}_{dnoj} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (4.4)$$

Les vecteurs de gains  $K_j$  sont calculés en utilisant l'une des méthodes traditionnelles de la théorie de l'automatique. Dans notre cas, nous avons appliqué la méthode d'optimisation LQR. En effet, la méthode LQR cherche à calculer le gain optimal  $K$  de telle façon que la commande par retour d'état  $u = -Kx$  minimise l'indice de performance  $J(u) = \int_0^\infty (x'Qx + u'Ru)$ .  $Q$  est une matrice symétrique pondérée définie positive de dimension  $n \times n$  et  $R$  une matrice symétrique pondérée définie positive de dimension  $m \times m$ , avec  $n$  le nombre d'états et  $m$  le nombre d'entrées. Ainsi, nous avons utilisé la propriété de dualité entre la contrôlabilité et l'observabilité pour appliquer la méthode LQR au calcul des vecteur de gains des observateurs locaux.

Néanmoins, l'estimation ainsi faite ne correspond pas aux vrais états car ceux-ci ont été transformés lors de la séparation des états observables et non observables. Une transformation inverse est donc nécessaire. Ainsi, le vrai état estimé est calculé avec 4.5.

$$\begin{aligned} \hat{X}_{dj} &= T_j^{-1}\hat{X}_{dj} \\ \hat{Y} &= H_j\hat{X}_{dj} \end{aligned} \quad (4.5)$$

**Réduction du modèle.** La deuxième solution consiste à réduire le modèle de manière à garder uniquement les états correspondants à la méthanogenèse (étape limitante du procédé). Ainsi, vu que les cations représentent l'état non observable et qu'ils sont biologiquement inertes, l'équation différentielle correspondante est éliminée du modèle et la valeur à l'équilibre de  $Z$  est considérée dans les équations algébriques et lors du calcul du point de fonctionnement. Par ailleurs, nous nous intéressons à l'estimation des états de la méthanogenèse, particulièrement la biomasse  $X_2$  et le substrat  $S_2$ . On peut donc

éliminer les équations  $X_1$  et  $S_1$  qui modélisent les étapes rapides. Le modèle réduit est alors composé des cinq équations algébriques et des trois équations différentielles modélisant la méthanogénèse. C'est-à-dire, les réactions biologiques et l'évolution du carbone inorganique. De cette manière, le vecteur d'état de 4.2 est représenté par  $X_d = [X_2 \ S_2 \ IC]^t$ .

Ainsi, l'équation des observateurs locaux a la forme classique exprimée par 4.6.

$$\begin{aligned}\dot{\hat{X}}_{dj} &= F_j \hat{X}_{dj} + G_j u + K_j (y - \hat{Y}_j) \\ \hat{Y}_j &= H_j \hat{X}_{dj}\end{aligned}\quad (4.6)$$

Comme dans le cas de la séparation des états, nous avons utilisé la méthode LQR pour le calcul des vecteurs  $K_j$ .

### Construction d'une base de connaissances

Cette étape consiste à établir les règles d'inférence entre les *variables d'entrée* ( $pH$  et  $D$ ) et les observateurs locaux. Ainsi, vingt règles sont établies à partir des ensembles flous dont la  $j^{eme}$  règle a la forme suivante :

Si  $pH$  est  $pH(\iota)$  et  $D$  est  $D(\psi)$  alors l'état estimé est  $\hat{X}_{dj}$

où :

- $pH(\iota)$  correspond à l'un des cinq ensembles flous du  $pH$  (Très faible, Faible, Moyen, Fort, Très fort) ;
- $D(\psi)$  correspond à l'un des quatre ensembles flous du taux de dilution (Faible, Normal, Fort, Très Fort) ;
- $\hat{X}_{dj}$  est calculé soit par 4.2 (cas de la séparation des états) soit par 4.6 (cas de la réduction du modèle).

### Défuzzification

Enfin, pour la reconstruction des états non linéaires estimés, l'interpolation des états locaux estimés (observateurs locaux actifs) est nécessaire. Ainsi les états globaux estimés sont obtenus en faisant la défuzzification par la méthode de la moyenne pondérée avec l'expression 4.7.

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}}_d &= \frac{\sum_{j=1}^R \gamma_j (F_j \hat{X}_{dj} + G_j u + K_j (y - \hat{Y}_j))}{\sum_{j=1}^R \gamma_j} \\ \hat{y} &= \frac{\sum_{j=1}^R \gamma_j H_j \hat{X}_{dj}}{\sum_{j=1}^{12} \gamma_j}\end{aligned}\quad (4.7)$$

avec :  $\gamma_j = \gamma_{pH^l} * \gamma_{D^k}$  (le produit est utilisé pour éviter les ambiguïtés que les méthodes du maximum ou du minimum pourraient entraîner) et  $\sum_{j=1}^R \gamma_j \neq 0$  (partition floue forte normalisée).

$l$  représente le  $l^{eme}$  ensemble flou du  $pH$  et  $k$  est le  $k^{eme}$  ensemble flou de  $D$  et  $R = 20$  (le nombre de règles).

### 4.2.3 Validation de l'observateur

#### Validation en simulation

Une première série de simulations a été mise en place pour la validation de l'observateur construit à partir du modèle avec la **séparation d'états**.

Le premier test concerne les variations des entrées. Pour cela, des échelons de 50 % de la valeur initiale de  $D$  et  $IC_e$  ont été ajoutés au même instant comme des perturbations en entrée pendant toute la durée de la simulation. L'observateur a été initialisé avec des valeurs arbitraires pour tester la convergence de l'estimation. La performance de l'observateur Takagi-Sugeno est montrée sur la figure 4.7.

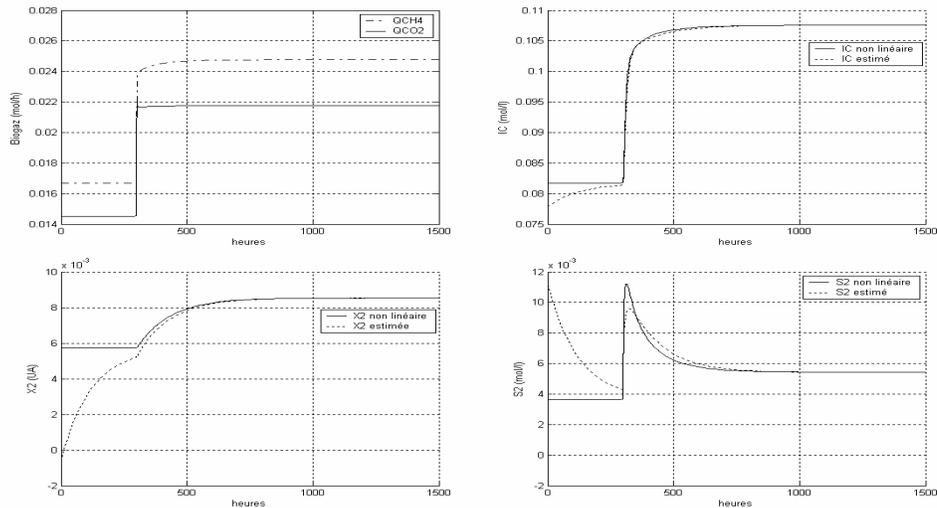


FIG. 4.7 – Performance de l'observateur en considérant un échelon sur les entrées

La convergence est clairement remarquée au début de la simulation. En effet, les états estimés partent des conditions initiales choisies de manière arbitraire et après un temps de convergence (300h ce qui est lent), ils suivent les états non linéaires. Après la convergence, la biomasse et le carbone inorganique sont estimés correctement. Par contre l'estimation du substrat présente une erreur en régime transitoire (induite par la linéarisation du modèle) qui est corrigée en régime permanent.

Dans ce contexte, la dynamique de convergence est réglée de manière locale. En effet, les vecteurs de gains  $K_j$  ont été calculés en utilisant l'algorithme d'optimisation LQR comme nous l'avons expliqué précédemment. Vu que les résultats sont satisfaisants par rapport aux objectifs, nous n'avons pas eu besoin de réajuster le réglage après l'interpolation des états locaux estimés, mais un nouveau réglage pourrait accélérer la convergence.

Le deuxième test consiste à vérifier la tolérance de l'observateur aux éventuelles erreurs de modélisation. Pour cela, la valeur du taux de croissance de la biomasse a été altéré de 20 % de sa valeur initiale sur l'ensemble de la simulation. Au même instant, les entrées ont été perturbées en leur ajoutant des échelons comme dans le premier test. Les résultats sont illustrés dans les graphiques de la figure 4.8.

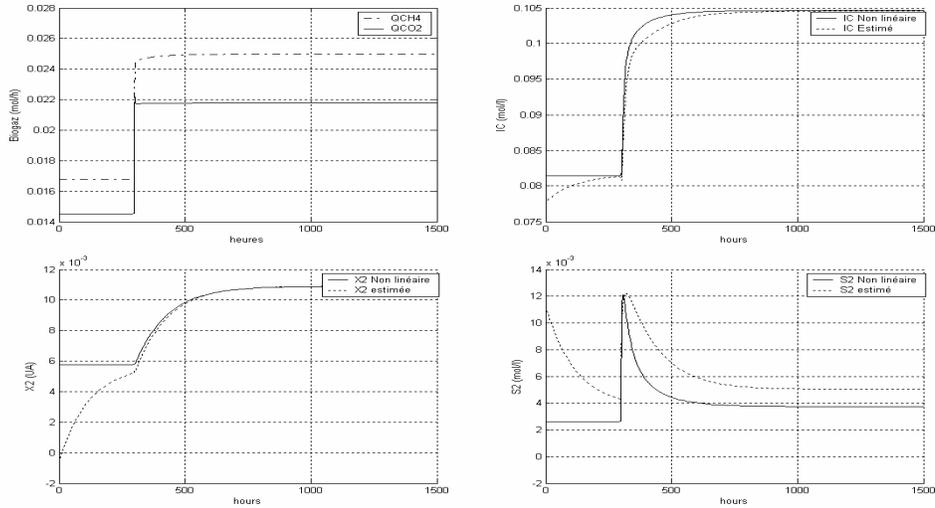


FIG. 4.8 – Performance de l'observateur en considérant des erreurs sur le taux de croissance biologique

Comme pour le test précédent, la biomasse et le carbone inorganique sont bien estimés et une erreur importante sur l'estimation du substrat est remarquée. En effet, la variation du taux de croissance biologique est interprétée comme un changement du modèle non linéaire ce qui n'est pas considéré par les modèles linéarisés. Ainsi, la dynamique de ces derniers contient l'erreur de modélisation ce qui induit le biais sur l'estimation du substrat.

Le dernier test, illustré par la figure 4.9, concerne l'étude du bruit sur les mesures.

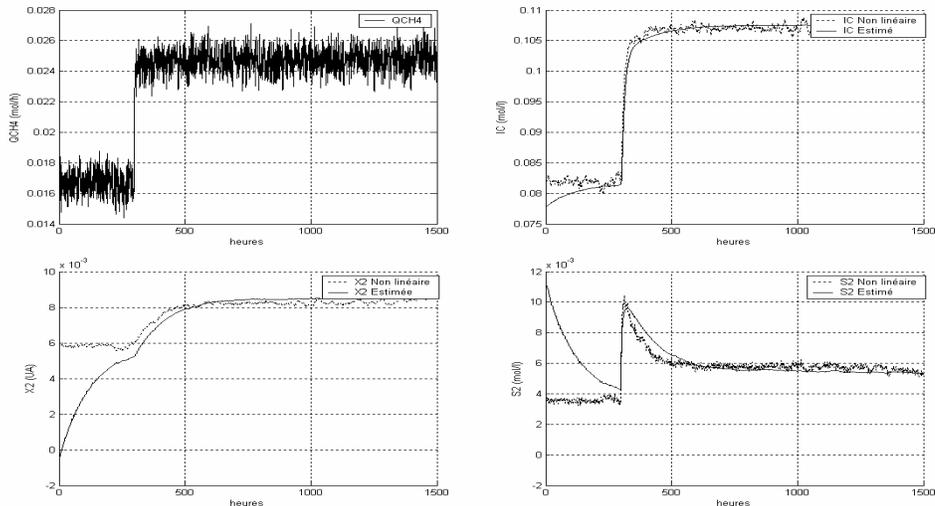


FIG. 4.9 – Performance de l'observateur en considérant du bruit sur les mesures

Pour ce test, un bruit blanc a été ajouté aux mesures du méthane et du dioxyde de carbone. On constate que l'estimation ne contient ni biais ni erreur statique ni erreur transitoire. De plus, le bruit est filtré lors de l'estimation.

De manière générale, cet observateur (en utilisant le modèle avec séparation d'états) estime correctement les variables d'état de la digestion anaérobie en RPA. Néanmoins, l'estimation du substrat présente des erreurs en régime transitoire et des biais. Par ailleurs, la transformation d'état pour séparer les états observables et non observables peut devenir difficile à mettre en place si on souhaite considérer un nombre plus important des modèles locaux. De plus, l'inversion des matrices  $T_j$  peut induire des erreurs numériques vu la dimension du modèle et le mauvais conditionnement des matrices.

Ainsi, pour éviter les éventuelles erreurs numériques induites par la séparation d'états et pour améliorer l'estimation du substrat, nous avons implémenté l'observateur à partir d'une **réduction du modèle**.

Le premier test concerne les variations des entrées. Dans ce cas, une perturbation sous forme de créneau sur le substrat en entrée a été considérée. Le résultat est montré par la figure 4.10.

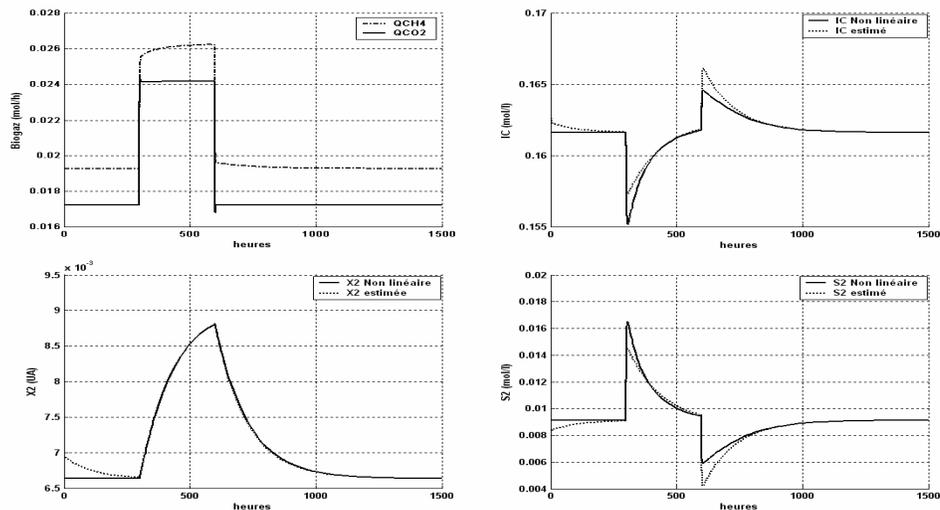


FIG. 4.10 – Performance de l'observateur en considérant un créneau sur  $S_{2e}$

La convergence est clairement remarquée au début de la simulation, mais le temps de convergence (200h) a été amélioré par rapport à l'observateur à séparation d'états. Après la convergence, la biomasse est estimée correctement ainsi que le carbone inorganique et le substrat. Mais ces derniers présentent une erreur d'estimation lors du transitoire. Cette erreur est induite par la réduction du modèle considéré pour la conception de l'observateur. En effet, le modèle réduit ne considère pas la contribution de la biomasse  $X_1$  à l'estimation du substrat  $S_2$  et du carbone inorganique  $IC$ . Plusieurs réglages ont été testés sans réussir à éliminer l'erreur transitoire. En principe, cette erreur d'estimation ne pose pas un grand problème dans le sens où seule la biomasse, qui est parfaitement estimée, sera utilisée pour l'élaboration des stratégies de commande.

Le deuxième test consiste à vérifier la tolérance de l'observateur aux éventuelles erreurs de modélisation. Pour cela, les paramètres du modèle peuvent être modifiés. Les performances de l'observateur sont particulièrement sensibles au taux de mortalité  $k_d$ . En

effet, le taux de croissance peut varier jusqu'à 20 % de sa valeur réelle sans modification majeure des performances de l'observateur et notamment sans apparition d'un biais trop important. Par contre, l'estimation du carbone inorganique et du substrat présente une erreur statique à partir d'une variation de  $k_d$  d'à peine 10 %. Cette erreur est induite à cause des changements des conditions opératoires. Le modèle linéarisé ne prend pas en considération les variations des paramètres du modèle non linéaire. Ainsi, si ces variations sont considérables, il y aura un écart important entre les variables réelles et celles estimées. La figure 4.11 montre l'estimation des variables d'état pour une variation du taux de croissance de 20 % de sa valeur réelle.

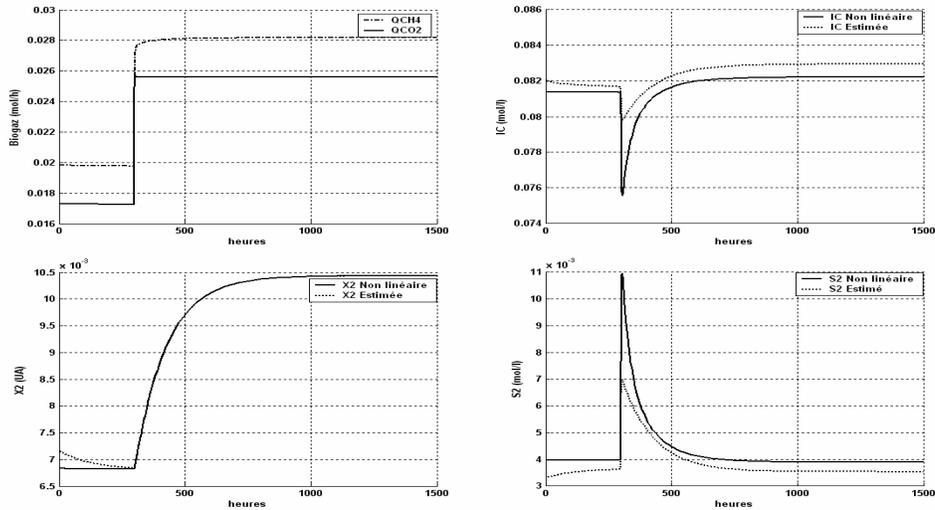


FIG. 4.11 – Performance de l'observateur en considérant une erreur du taux de mortalité

Le dernier test considéré concerne l'étude de l'effet du bruit des mesures. Pour ce test, un bruit blanc a été ajouté aux mesures du méthane et du dioxyde de carbone. Les résultats sont montrés dans la figure 4.12.

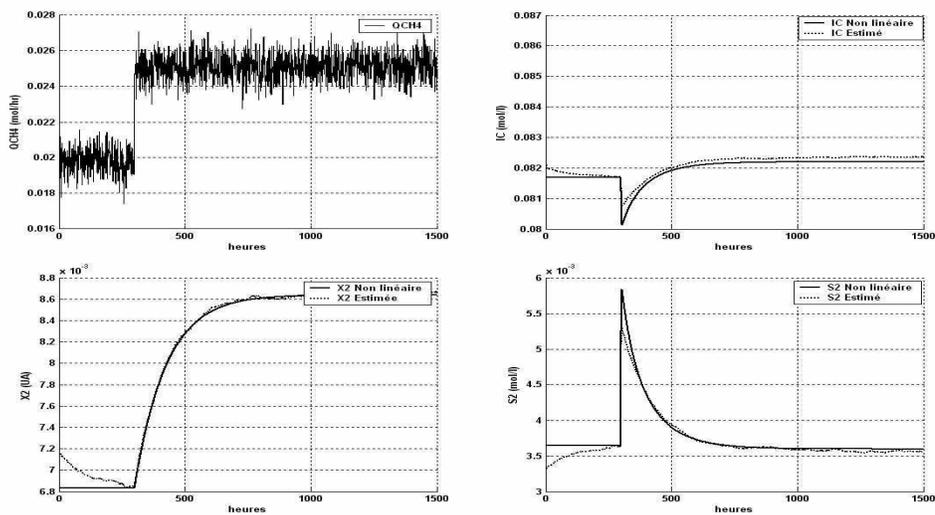


FIG. 4.12 – Performance de l'observateur en considérant du bruit sur les mesures

Dans ce cas, on remarque des bonnes performances de l'observateur. Même si le substrat et le carbone inorganique sont estimés avec une légère erreur transitoire (induit toujours par la linéarisation du modèle), on peut considérer que les trois variables d'état sont estimées correctement.

Ainsi, de manière générale, les deux approches proposées présentent de bonnes performances lors de l'estimation des variables d'état de la digestion anaérobie en RPA. L'avantage principale de cet observateur concerne l'estimation de la biomasse qui se fait correctement sous différentes conditions opératoires. Le point faible de l'observateur concerne les variations rapides des entrées. En effet, on remarque dans la plupart de cas une erreur (transitoire ou statique) d'estimation sur le substrat et le carbone inorganique.

Même si l'erreur d'estimation n'est pas trop importante, certaines modifications peuvent être mises en place pour l'éliminer. Ainsi, il est possible d'ajouter une troisième variable de fuzzification pour considérer l'information que les variables actuelles ne peuvent pas prendre en compte. Cette troisième variable pourrait être soit une mesure, soit une autre entrée. En effet, le biogaz est un indicateur direct de l'activité biologique à l'intérieur du réacteur et il peut apporter un information importante lors de la sélection des modèles locaux. Mais, il est aussi possible que l'information manquante soit fournie par une autre entrée comme le carbone inorganique ou le substrat.

### Validation expérimentale

Pour cette étape, nous avons utilisé les mesures du pH et du biogaz produit issues des expériences en continu. Dans certaines séries d'expériences, la perte d'information, à cause des situations expliquées au chapitre 3, rend difficile l'exploitation des données. Malgré cette situation, nous avons réussi à tester l'observateur sur plusieurs expériences. Ainsi, nous allons présenter les performances de l'observateur en considérant l'expérience la plus riche en information à exploiter.

Les conditions opératoires correspondants à cette expérience sont :

- Volume à l'intérieur du réacteur : 5 litres
- Étape de démarrage (batch à 5g/l de DCO en entrée) : 0 - 192 heures
- Fonctionnement en continu à 5g/l de DCO en entrée : 193 - 430 heures
- Débit d'entrée : 0.4l/h
- Fonctionnement en continu à 7.5g/l de DCO en entrée : 431 - 690 heures
- Arrêt de l'expérience : à l'heure 691.

L'étape de démarrage a été utilisée pour permettre au procédé d'atteindre son point d'équilibre, c'est-à-dire d'établir les conditions initiales pour le fonctionnement en continu. Au début de ce dernier, le procédé a eu un comportement irrégulier provoqué par le changement des conditions opératoires. Pour cette raison, les premières heures du continu ont été considérées comme une étape transitoire entre les deux modes d'opération. Ainsi, l'observateur a été validé avec les données réelles à partir de l'heure 295. Les résultats obtenus de cette validation sont bien encourageants comme on peut le constater dans la figure 4.13.

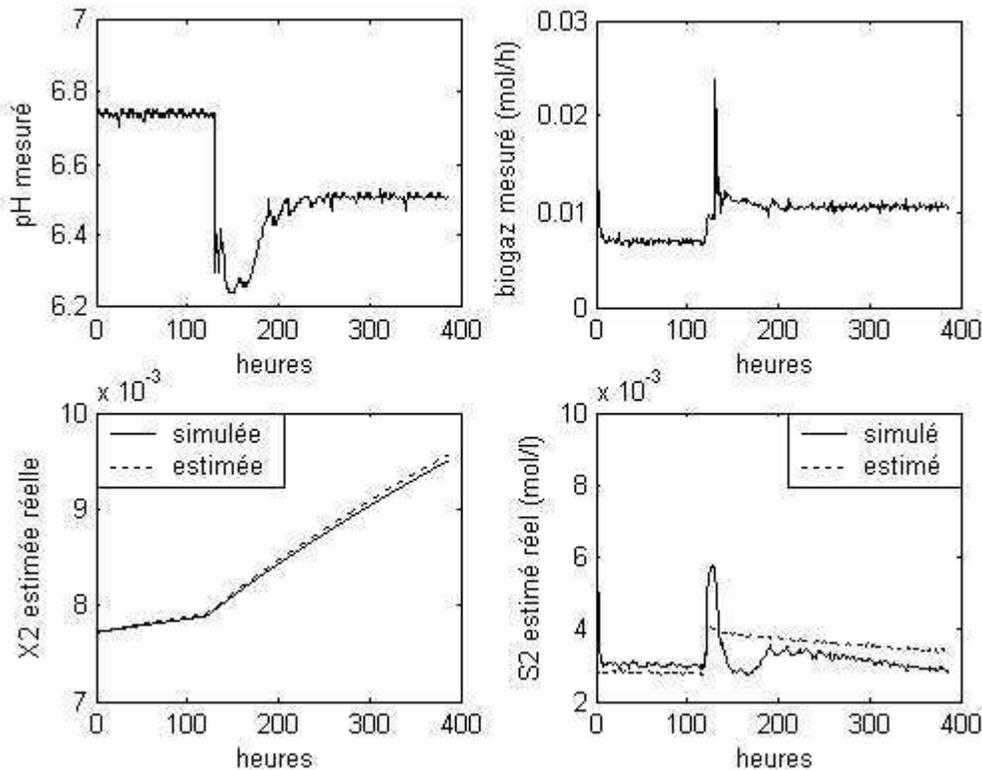


FIG. 4.13 – Performance de l'observateur en considérant du bruit sur les mesures

Les graphiques montrent que  $X_2$  est estimée correctement. En effet, la courbe de la biomasse estimée suit avec une erreur statique négligeable la courbe de la biomasse obtenue à partir du modèle simulé. Par contre, sur l'estimation du substrat, on remarque une erreur transitoire et une erreur statique comme dans la validation en simulation. Deux situations peuvent être à l'origine de cette erreur. La première concerne l'instrumentation des appareils, il faut rappeler que le système d'analyse de biogaz est susceptible d'induire des erreurs. La deuxième concerne la linéarisation du modèle. En effet, il est possible que le nombre de modèles locaux ne soit pas suffisant pour représenter le procédé ou que les dynamiques linéaires ne soient pas capables de s'adapter, surtout en régime transitoire, aux changements des conditions opératoires. Pour résoudre cette nouvelle problématique dans des futurs travaux de recherche, on pourrait envisager d'augmenter le nombre de modèles locaux ou d'implémenter un intégrateur dans l'observateur pour éliminer les erreurs statiques. Par ailleurs, il serait aussi raisonnable de construire des observateurs en évitant la linéarisation du modèle, par exemple en utilisant l'observateur de [Bastin et Dochain, 1991] ou une approche étendue de l'observateur de Luenberger.

### 4.3 Le cas du réacteur à lit fluidisé

Ce paragraphe est consacré à la synthèse d'un observateur Takagi-Sugeno pour le procédé de digestion anaérobie en RLF (réacteur à lit fluidisé). La procédure de conception sera divisée en trois étapes, comme dans le cas du réacteur parfaitement agité. La première

étape concerne le choix des variables floues et des modèles locaux ainsi que l'analyse de ces derniers. La deuxième étape est dédiée à la mise en œuvre de l'observateur flou et la dernière est consacrée à la validation de celui-ci.

### 4.3.1 Choix de variables floues

Les variables floues seront choisies à partir d'une analyse en composantes principales comme pour le RPA. Le modèle concerné est celui représenté par l'ensembles des équations 1.25, 1.26 et 1.29-1.30. Pour simplifier la notation, ce modèle sera décrit désormais par l'expression 4.8 :

$$\begin{aligned}\dot{X}_d &= \frac{dX_d}{dt} = f(X_a, X_d, u) \\ y &= h(X_a, X_d)\end{aligned}\quad (4.8)$$

avec :

- $X_a = [HS_i \ H_i^+ \ S_i^- \ CO_{2di} \ B_i]^t$
- $X_d = [X_2 \ S_{2i} \ IC_i \ Z_i]^t$
- $u = [Q_e \ S_{2e} \ H_e \ IC_e \ Z_e]^t$
- $y = [Q_{CH_{4i}} \ Q_{CO_{2i}}]^t$
- $i = 1, \dots, 4$

Une étude similaire à celle réalisée pour le RPA concernant les plages de variation des entrées est nécessaire pour le RLF afin de prendre en considération les phénomènes hydrodynamiques de ce dernier. Les plages de variation des entrées du système seront donc étudiées de manière à déterminer un certain nombre de points d'équilibre pour caractériser les comportements de la digestion anaérobie en RLF. Ainsi, les plages de variation montrées ci-dessous ont été établies à partir de la connaissance empirique du procédé et de simulations réalistes pour le réacteur à lit fluidisé décrit dans le chapitre 3. Comme dans le cas du RPA, les cations exprimés par  $Z_e$ , ont été remplacés par le pH.

- $Q_e$ . Une valeur maximale de 10 l/h est retenue compte tenu des dimensions du réacteur. Les variations sur  $Q_e$  se trouvent alors dans l'intervalle  $Q_e = [0 \ 10] \text{ l/h}$ .
- $S_{2e}$ . La DCO maximale considérée est 20g/l. Ceci correspond à un effluent fortement chargé en terme de pollution. Le substrat en entrée  $S_{2e}$  exprimé en équivalent acide acétique correspondant à cette concentration de DCO est de 0,207mol/l. La plage de variation du substrat en entrée est donc  $S_{2e} = [0 \ 0,207] \text{ mol/l}$ .
- $pH$ . La plage de variation du  $pH$  est établie entre 7 et 8. C'est entre ces valeurs du  $pH$  que la digestion anaérobie est plus efficace. Ainsi  $pH = [7 \ 8]$ .
- $IC_e$ . Cette variable d'entrée dépend du bicarbonate ajouté lors de l'ajustement du pH. Sa valeur est donc déterminée afin que le pH moyen à l'intérieur du réacteur varie entre 7 et 8. C'est pour cette plage de variation du pH que le procédé est le plus efficace en termes de dépollution. Ainsi, la plage de variation du carbone inorganique est  $IC_e = [0 \ 0,3] \text{ mol/l}$ .

Maintenant, nous allons choisir un certain nombre de valeurs de chaque plage de variation pour que l'étude à réaliser couvre l'ensemble du domaine de fonctionnement. Ainsi, les valeurs choisies sont résumées ci-dessous :

$$Q_e = [0,5 \ 2,5 \ 5 \ 7,5 \ 10] \text{ l/h} \quad (4.9)$$

$$S_{2e} = [0,02 \ 0,05 \ 0,1 \ 0,15 \ 0,2] \text{ mol/l} \quad (4.10)$$

$$IC_e = [0,05 \ 0,1 \ 0,2 \ 0,3] \text{ mol/l} \quad (4.11)$$

$$pH = [7 \ 7,5 \ 8] \quad (4.12)$$

$$(4.13)$$

De la même manière que pour le RPA, chacune des combinaisons des variables d'entrée conduit le système à un nouveau point d'équilibre. Dans ce cas, 300 combinaisons sont possibles. Ainsi, le modèle de la digestion anaérobie en RLF (4.8) sera linéarisé autour des nouveaux points d'équilibre pour étudier localement ses propriétés en terme de stabilité et de performances.

Pour simplifier la linéarisation du modèle exprimée par 4.8, une réduction de celui-ci est considérée en diminuant les états de 13 à 9. Cela est fait en remplaçant les équations différentielles des cations par les valeurs des ces derniers à l'équilibre. Ces quatre états sont éliminés pour les raisons déjà mentionnées auparavant : les cations ont une influence sur le système, mais ils sont biologiquement inertes ; de plus ce sont des états non observables. De cette manière, le modèle qui sera considéré pour la conception de l'observateur flou se compose de vingt variables algébriques, neuf variables d'état au lieu de treize, trois variables d'entrée et deux équations de sortie :

- Variables algébriques :  $x_a = [B_i \ CO_{2di} \ S_i^- \ HS_i \ H_i^+]$
- Etats :  $x_d = [X_2 \ S_{2i} \ IC_i]$
- Entrées :  $u = [Q_e \ S_e \ IC_e]$
- Sorties :  $y = [Q_{CH_4} \ Q_{CO_2}]$

Le modèle non linéaire réduit est donc linéarisé autour des points de fonctionnement engendrés par les trois cents combinaisons des variables d'entrée. Chacun des modèles linéaires résultants est décrit par une expression comme celle de 4.14 :

$$\begin{aligned} \dot{X}_{dj} &= F_j X_{dj} + G_j u \\ Y_j &= H_j X_{dj} \end{aligned} \quad (4.14)$$

avec :

- $X_{dj} = [X_{2j} \ S_{2ij} \ IC_{ij}]$  le vecteur d'état ;
- $u = [Q_e \ S_{2e} \ IC_e]$  le vecteur d'entrées ;
- $Y_j = [Q_{CH_4j} \ Q_{CO_2j}]$  le vecteur de sorties ;
- $j = [1, \dots, 300]$  les points de fonctionnement ;
- $F_j, G_j$  et  $H_j$  les matrices jacobiennes du modèle non linéaire.

Les modèles locaux sont ensuite analysés de manière à connaître leurs propriétés en termes de stabilité et d'observabilité. Les résultats de cet analyse sont décrits dans [Carlos-Hernandez et al., 2004; Mallet, 2004] et résumés ci-dessous.

### Analyse des modèles locaux

Tout d'abord, une analyse des pôles est effectuée. La figure 4.14 montre la localisation de ceux-ci pour différentes conditions opératoires.

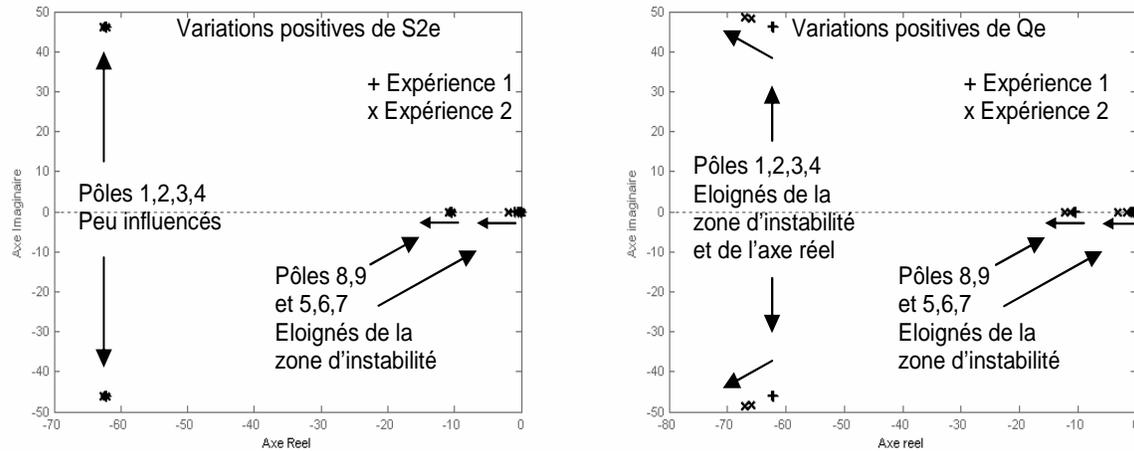


FIG. 4.14 – Pôles et zéros pour différentes conditions opératoires

On observe que tous les pôles des systèmes linéaires sont stables. Il existe un pôle très lent (pôle 5) en comparaison des autres ; ce pôle est lié à la dynamique de la biomasse et il impose la dynamique globale du système car il n'y a pas de zéros pour une éventuelle compensation. Deux paires de pôles complexes conjugués sont remarquées (pôles 1-4). Ces pôles correspondent essentiellement au carbone inorganique aux quatre points de collocation et induisent un comportement périodique du système. Cette différence par rapport au RPA est peut être induite par la recirculation et le comportement hydrodynamique plus complexe du RLF. Les pôles correspondants au substrat (pôles 6-9) sont toujours réels sans composante imaginaire. Les variations positives du substrat et du débit d'entrée (appliquées au modèle non linéaire) engendrent un éloignement des pôles (des modèles locaux correspondants) de la zone d'instabilité. Les cartes de pôles des modèles linéaires montrent que les variations du débit d'entrée ont une influence plus importante sur le comportement du système que les variations du substrat en entrée.

Les matrices d'observabilité des paires  $(F_j, H_j)$  sont numériquement mal conditionnées par des raisons structurelles (dimension du modèle) et réelles (différentes dynamiques du procédé). Ceci implique une difficulté pour déterminer d'une manière fiable le rang de ces matrices. Par conséquent, il est difficile d'en tirer des conclusions précises par rapport à l'observabilité locale. Pour pallier à cette situation, nous avons mis en place une analyse complémentaire en appliquant le théorème de Rosenbrock (explicité dans [Petkov et al., 1991] et résumé en annexe E). Nous avons utilisé ce théorème car il est bien adapté aux systèmes avec des matrices d'état mal conditionnées : la multiplication successive des matrices n'est pas nécessaire. Ainsi, l'analyse montre que l'ensemble des modèles locaux sont observables. En effet, les neuf variables d'état  $(X_2, S_{2i}, IC_i)$  peuvent être localement estimées à partir des mesures du méthane et du dioxyde de carbone.

### Analyse en composantes principales des modèles linéaires

Dans ce paragraphe, l'ACP des données issues de l'étape de linéarisation est réalisée avec l'objectif de trouver un nombre limité de modèles locaux permettant de représenter l'ensemble des comportements que peut adopter la digestion anaérobie en RLF. Il s'agit donc de regrouper des modèles locaux par régions pour lesquelles les comportements du système sont très proches. Pour cela, nous construisons un tableau comme celui de 4.1. Le premier résultat montre que l'information contenue dans les données considérées peut être représentée par deux composantes principales comme l'indique la figure 4.15.

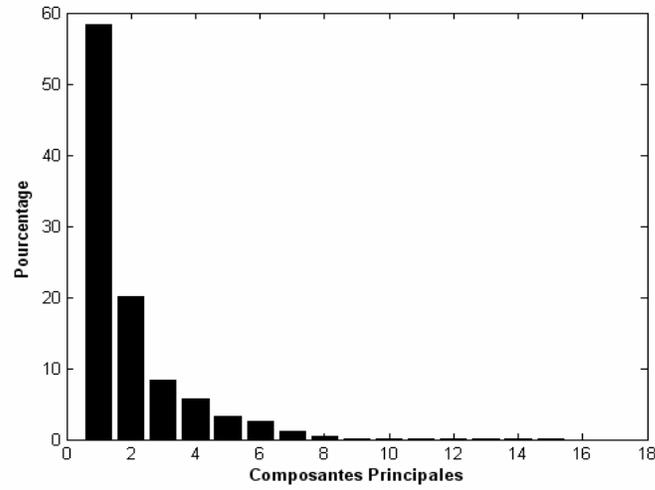


FIG. 4.15 – Composantes principales du RLF

La deuxième partie de l'analyse consiste à repérer d'éventuelles corrélations entre les *individus* (les modèles linéaires), grâce à l'étude du diagramme de dispersion représenté dans la figure 4.16.

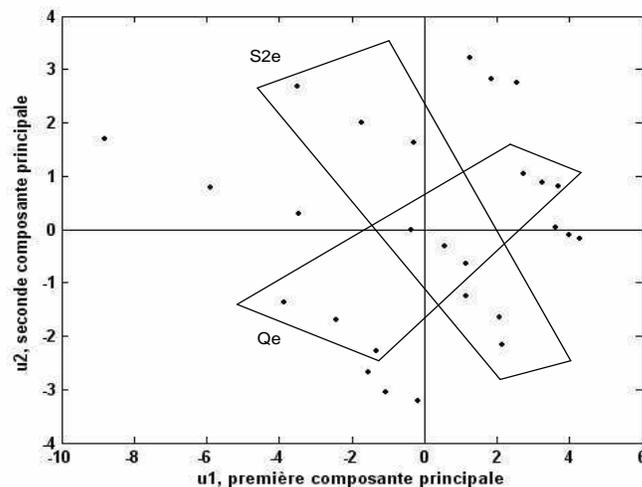


FIG. 4.16 – Diagramme de dispersion du RLF

Pour mieux visualiser le diagramme de dispersion et pour faciliter l'interprétation des résultats, seule une partie des trois cents modèles linéaires a été incluse dans le diagramme. Ce dernier montre que le débit d'entrée et le substrat d'entrée ont une grande influence sur le regroupement des modèles. En effet, les regroupements horizontaux sont générés par  $Q_e$  alors que  $S_{2e}$  regroupe les modèles verticalement dans le diagramme. Ainsi, ces deux entrées sont retenues dans un premier temps comme variables de sélection des modèles locaux.

Par ailleurs, dans le diagramme 4.16 il y a une dispersion des *individus* plus importante par rapport au cas du RPA. En effet, dans la figure 4.3, les modèles locaux sont distribués dans des régions bien déterminées par le  $pH$  et  $D$  ; on y remarque seulement la présence de quelques cas isolés qui n'affectent pas les regroupements. En revanche, dans le cas du RLF les modèles locaux sont plus dispersés dans les régions de regroupement déterminées par  $Q_e$  et  $S_{2e}$ . Lorsque les trois cent *individus* sont considérés, les regroupements deviennent difficiles à déterminer avec précision. Ceci suggère l'existence des regroupements selon une autre *variable*.

La dernière partie de l'ACP concerne les *variables* de l'ensemble des données (les entrées, les points de fonctionnement et les pôles). Ainsi, nous étudions le cercle de corrélation (figure 4.17) pour confirmer le choix des variables de sélection ( $Q_e$  et  $S_{2e}$ ) et éventuellement de repérer d'autres variables importantes.

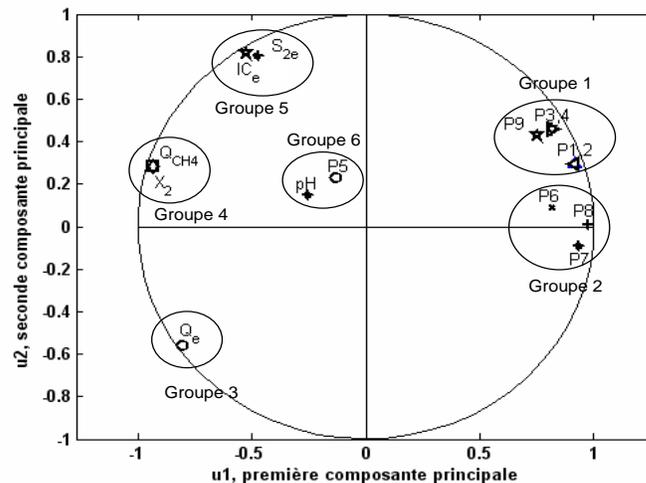


FIG. 4.17 – Cercle de corrélation du RLF

Six groupes des variables sont obtenus. Le premier d'entre eux contient les pôles liés à  $IC_{1-4}$  et le pôle lié à  $S_{24}$ . Ce premier groupe est en anticorrélation avec le groupe 3 ( $Q_e$ ). Ceci signifie que le débit d'entrée a une influence sur ces pôles confirmant ainsi l'importance de  $Q_e$  pour le regroupement des modèles. Le groupe 2 (composé par les pôles à  $S_2$  aux points de collocation 1, 2 et 3) n'étant pas très loin du groupe 1 pourrait aussi être influencé par le débit d'entrée. Cependant, le groupe 4 (biomasse et méthane) pourrait aussi avoir une certaine anticorrélation avec le groupe 2, mais il n'y existe pas de variables d'entrée. Il est donc difficile d'en déduire une influence quelconque entre les entrées et les *variables* qui composent les groupes 4 et 2. Par ailleurs, le groupe 5 contient les autres

variables d'entrée ( $IC_e$  et  $S_{2e}$ ) et il n'a pas d'anticorrelation avec d'autres groupes. Enfin, le groupe 6 est composé par le  $pH$  et le pôle lié à la biomasse ce qui indique une forte corrélation entre les deux variables. Ce résultat suggère que le  $pH$  doit aussi être considéré comme une variable de regroupement des modèles locaux car il a une forte influence sur la dynamique de la biomasse et cette dernière impose la dynamique globale du système.

Ainsi, à différence du RPA où deux variables ont été choisies, dans le cas du RLF trois variables d'entrée sont retenues pour devenir des variables floues : le débit d'entrée, le substrat en entrée et le  $pH$ . Cette différence dans le nombre de variables est attribuée au comportement hydrodynamique plus complexe du RLF.

### 4.3.2 Mise en œuvre de l'observateur

#### Fuzzification

L'analyse en composantes principales a permis de sélectionner trois variables floues. Il est désormais possible de déterminer le nombre de modèles locaux nécessaires pour représenter l'ensemble des comportements de la digestion anaérobie en RLF. Compte tenu des variations des pôles et des points de fonctionnement à partir des variations des entrées, les ensembles flous pour chaque variable sont choisis comme suit : cinq ensembles pour  $Q_e$ , trois pour  $S_{2e}$  et trois pour le  $pH$ . Ainsi, 45 modèles locaux parmi les 300 considérés au début sont retenus pour représenter l'ensemble du comportement du procédé. Les ensembles proposés sont donnés sur la figure 4.18

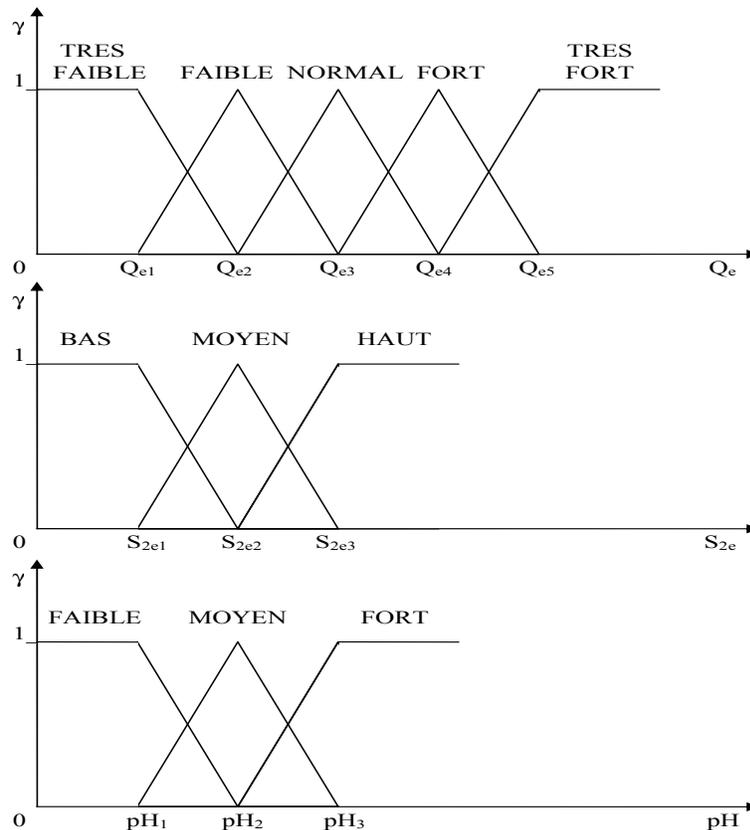


FIG. 4.18 – Fuzzification des variables d'entrée

Concernant les relations de sortie, un observateur classique est conçu pour chacun des modèles linéaires avec l'hypothèse que les mesures sont disponibles aux points de collocation. Le  $j^{eme}$  observateur est exprimé par l'équation 4.15.

$$\begin{aligned}\dot{\hat{X}}_{dj} &= F_j \hat{X}_{dj} + G_j u + K_j (y - \hat{Y}_j) \\ \hat{Y}_j &= H_j \hat{X}_{dj}\end{aligned}\quad (4.15)$$

avec :

- $\hat{X}_d = [\hat{X}_2 \hat{S}_{2i} \hat{IC}_i]$  le vecteur des états estimés ;
- $u = [Q_e S_{2e} IC_e]$  le vecteur des entrées estimées ;
- $\hat{Y} = [\hat{Q}_{CH4} \hat{Q}_{CO2}]$  le vecteur de sorties estimées ;
- $j = [1, \dots, 45]$  les points de fonctionnement ;
- $F_j, G_j$  et  $H_j$  les matrices jacobiennes du modèle non linéaire et
- $i = 1, \dots, 4$  les points de collocation.

Les vecteurs de gains  $K_j$  sont calculés, comme dans le cas du RPA, en utilisant la méthode LQR.

### Base de connaissances

La combinaison des ensembles des variables floues conduit à 45 règles d'inférence. La  $j^{eme}$  règle est décrite ci-dessous :

Si  $Q_e$  est  $Q_{in}(\iota)$  et  $S_{2e}$  est  $S_{2e}(\psi)$  et  $pH$  est  $pH(\varrho)$  alors l'état estimé est  $\dot{\hat{X}}_{dj}$   
où :

- $Q_e(\iota)$  correspond à l'un des cinq ensembles flous de  $Q_e$  (Très Faible, Faible, Normal, Fort, Très Fort),
- $S_{2e}(\psi)$  correspond à l'un des trois ensembles flous de  $S_{2e}$  (Bas, Moyen, Haut),
- $pH(\varrho)$  correspond à l'un des trois ensembles flous du  $pH$  (Faible, Moyen, Fort),
- $\dot{\hat{X}}_{dj}$  est calculé avec l'expression 4.15.

### Defuzzification

Enfin, la dynamique non linéaire des états estimés est reconstruite avec la méthode du centre de gravité exprimée par l'équation 4.16.

$$\begin{aligned}\dot{\hat{x}}_d &= \frac{\sum_{j=1}^R \gamma_j (F_j \hat{X}_{dj} + G_j u + K_j (y - \hat{Y}_j))}{\sum_{j=1}^R \gamma_j} \\ \hat{y} &= \frac{\sum_{i=j}^R \gamma_j H_j \hat{X}_{dj}}{\sum_{j=1}^R \gamma_j}\end{aligned}\quad (4.16)$$

avec :  $\gamma_j = \gamma_{Q_{in}^l} * \gamma_{S_{2in}^k} * \gamma_{pH^m}$  et  $\sum_{j=1}^R \gamma_j \neq 0$ .

où  $l$  représente le  $l^{eme}$  ensemble flou de  $Q_e$ ,  $k$  est le  $k^{eme}$  ensemble flou de  $S_{2in}$  et  $m$  est le  $m^{eme}$  ensemble du pH.

### 4.3.3 Validation de l'observateur

L'observateur proposé a été validé à partir d'un certain nombre de simulations pertinentes et ciblées sur les problèmes couramment trouvés dans des situations réelles. Ainsi, trois tests principaux ont été réalisés pour vérifier les performances de l'observateur en considérant des variations sur les entrées, des erreurs de modélisation et du bruit dans les mesures. Nous allons présenter ci-dessous les résultats représentatifs obtenus dans cette étape de validation.

Le premier test considère les variations dans les variables d'entrée. La figure 4.19 montre l'estimation de la biomasse et du substrat en considérant une variation sous forme d'échelon sur le débit d'entrée. En effet, le débit d'entrée passe de 4 à 6 l/h.

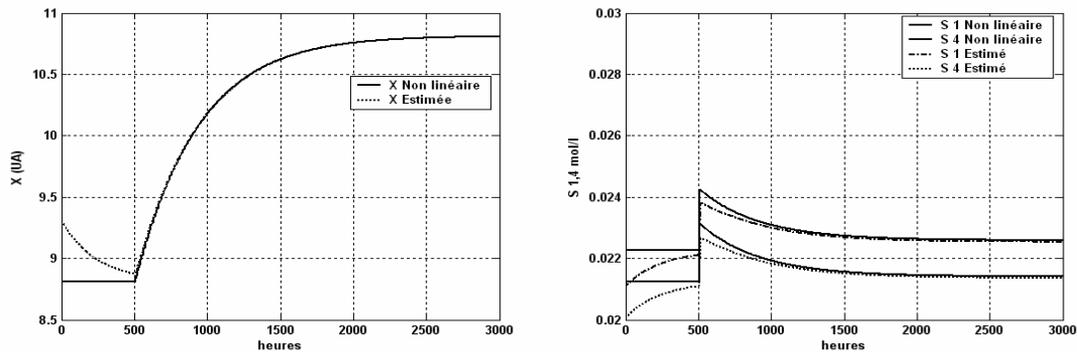
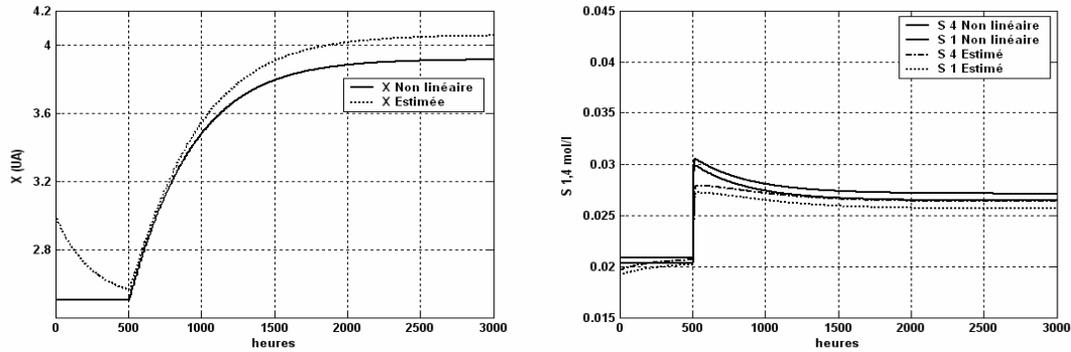


FIG. 4.19 – Performance de l'observateur en considérant une variation sur  $Q_e$

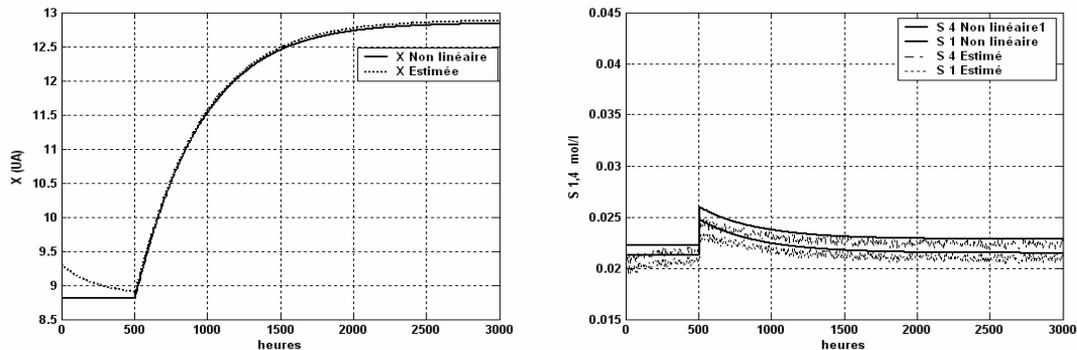
Pour montrer la convergence de l'estimation, les conditions initiales de l'observateur ont été choisies de manière arbitraire. Ainsi, la convergence est remarquée au début de la simulation. On constate également que la biomasse est parfaitement estimée pendant tout l'ensemble de la simulation. Concernant le substrat, pour mieux visualiser son estimation, seulement le premier et le quatrième point de collocation sont affichés. Au début de la perturbation, on remarque une erreur transitoire qui est éliminée en régime permanent. Cette erreur est liée aux simplifications du modèle de l'observateur et à la linéarisation du modèle non linéaire.

Concernant les performances de l'observateur en considérant des éventuelles erreurs de modélisation, plusieurs tests ont été réalisés. Pour induire des erreurs de modélisation, les valeurs des paramètres, tels que le taux de croissance et le taux de mortalité, ont été altérées. Dans la plupart des simulations, on constate l'apparition d'un biais dans l'estimation de la biomasse ainsi que dans le substrat pour les quatre points de collocation. Ce biais est particulièrement important lorsqu'on considère des variations (grandes ou petites) sur le taux de mortalité  $k_d$ . En effet, le taux de croissance peut varier jusqu'à 25 % de sa valeur initiale sans occasionner de biais remarquable. Par contre, les petites variations de  $k_d$  provoquent des erreurs importantes sur l'estimation, comme le montre la figure 4.20. Celle-ci correspond aux performances de l'observateur en considérant une variation de 10 % de la valeur originale du taux de mortalité pendant toute la durée de la simulation.

FIG. 4.20 – Performance de l'observateur en considérant une variation sur  $k_d$ 

Une erreur statique est remarquée dans l'estimation de la biomasse et du substrat. Cette erreur est induite car les modèles linéaires ne prennent pas en considération les variations sur les paramètres du modèle non linéaire. On aurait pu espérer que les observateurs locaux activés lors de l'interpolation floue élimineraient ce genre d'erreurs. Ce qui n'arrive pas dans le cas des erreurs de modélisation sur le taux de mortalité.

Enfin, la sensibilité au bruit sur les mesures est illustrée par la figure 4.21. Pour ce cas particulier, un signal de bruit blanc a été considéré sur la mesure du méthane et du dioxyde de carbone.

FIG. 4.21 – Performance de l'observateur en considérant une variation sur  $Q_e$ 

L'observateur estime correctement la biomasse et le substrat en présence du bruit dans les mesures. En effet, l'estimation des variables d'état est filtrée et même si on remarque une erreur transitoire sur le substrat, l'estimation en régime permanent se fait sans un biais trop important. On considère donc que les performances de l'observateur sont satisfaisantes.

De la même manière que dans le cas du RPA, l'observateur peut induire des erreurs d'estimation liées à la linéarisation du modèle non linéaire ainsi qu'aux erreurs de modélisation. Néanmoins, la biomasse est bien estimée dans la plupart des cas, ce qui est le but principal de l'observateur.

## 4.4 Conclusions

Dans ce chapitre, un observateur flou avec l'approche Takagi-Sugeno pour la digestion anaérobie en RPA et en RLF a été proposé. Sachant que cet observateur se base sur l'interpolation des observateurs locaux, il faut choisir un certain nombre de points de fonctionnement et un certain nombre de variables de sélection (variables floues). Dans un premier temps, nous avons suivi une démarche basée sur la connaissance empirique pour le choix des variables floues. Cette démarche a imposé des incertitudes par rapport à la pertinence des variables choisies. Pour cette raison, nous avons établi une démarche de choix basée sur une analyse en composantes principales. Ainsi, la démarche de conception de l'observateur est résumée comme suit :

1. Déterminer un certain nombre de points de fonctionnement en étudiant les plages de variation des variables d'entrée du procédé.
2. Linéariser le modèle autour des points de fonctionnement déterminés précédemment et analyser les modèles linéaires obtenus de manière à connaître les propriétés locales du système en terme de stabilité et d'observabilité.
3. Effectuer une analyse en composantes principales des modèles linéaires. Pour cela, les entrées, les points de fonctionnement et les pôles doivent être relevés dans un tableau.
4. Analyser les diagrammes de dispersion et les cercles de corrélation de manière à repérer les *variables* qui ont une influence sur d'autres *variables* et sur le regroupement des *individus* (modèles linéaires). Ces variables seront par la suite choisies comme des variables floues.
5. Suivre la démarche de conception d'un observateur de type Takagi-Sugeno :
  - *Fuzzification* : Déterminer les fonctions d'appartenance des variables floues choisies. Synthétiser un observateur classique pour les modèles locaux retenus.
  - *Base de connaissances* : Etablir les règles d'inférence entre les variables floues et les observateurs locaux.
  - *Défuzzification* : Réaliser l'interpolation entre observateurs locaux à partir de la méthode de défuzzification du centre de gravité.
6. Valider l'observateur.

Le choix du réacteur est un facteur important pour la conception de l'observateur, car l'influence des variables d'entrées n'est pas la même pour différents comportements hydrodynamiques. Pour cette raison, la fuzzification des variables change en fonction des réacteurs.

D'une manière générale, l'observateur proposé a de bonnes performances vis-à-vis des variations dans les entrées et du bruit dans les mesures. En revanche, il est moins performant quand des erreurs de modélisation sont considérées. La plupart des erreurs dans l'estimation des variables d'état proviennent des simplifications faites sur les modèles de l'observateur et de la linéarisation du modèle non linéaire. L'interpolation des observateurs locaux n'est pas capable de reconstruire parfaitement toutes les dynamiques non linéaires du procédé, surtout en ce qui concerne l'estimation du substrat. En

revanche, l'observateur réussit à estimer parfaitement la biomasse dans la plupart des cas, ce qui est l'objectif principal de l'étape d'estimation dans notre étude. De plus, ce type d'observateur est facile à concevoir et à régler. Toutefois, il serait raisonnable de confronter l'observateur flou proposé aux observateurs présentés lors de l'état de l'art.

Par ailleurs, la validation expérimentale de l'observateur sur le RPA a donné des résultats encourageants concernant l'estimation de la biomasse et du substrat. En effet, la biomasse est estimée avec une erreur statique négligeable. En contrepartie, l'estimation du substrat présente une erreur transitoire qui n'est pas complètement corrigée en régime permanent. Néanmoins, on peut considérer que l'observateur donne comme résultat une valeur de la biomasse très proche de sa valeur réelle. Ceci est l'objectif le plus important de l'observateur dans nos travaux de recherche.

Ainsi, cet observateur sera utilisé pour fournir la valeur de la biomasse nécessaire à la stratégie de commande qui sera proposée dans le dernière chapitre.

# Chapitre 5

## Commande de la digestion anaérobie

*La dernière partie de notre étude concerne la commande du procédé de digestion anaérobie pour le traitement des eaux usées, notamment des effluents de l'industrie papetière. Pour cela, une stratégie de commande intégrée intelligente, basée sur la commutation des lois de commande floues, sera proposée dans ce chapitre qui est divisé en quatre paragraphes. Le premier d'entre eux est destiné à présenter la problématique et les objectifs de commande. Le deuxième paragraphe est consacré à l'élaboration de la stratégie de commande intégrée intelligente pour le procédé de digestion anaérobie en RPA. La structure de cette stratégie, qui est constituée de lois de commande floues et d'un superviseur également flou, sera détaillée. Le troisième paragraphe concerne l'extension de la stratégie de commande intégrée pour un procédé de digestion anaérobie en RLF. Enfin les conclusions du chapitre seront établies.*



## 5.1 Problématique et objectifs de la commande

Au chapitre 1 il a été établi que la digestion anaérobie est un bioprocédé efficace pour le traitement d'effluents chargés de matière organique. L'action des différentes populations de bactéries anaérobies sur les substrats d'entrée produit un biogaz qui peut être utilisé comme source d'énergie car il est composé principalement de méthane et de dioxyde de carbone. Néanmoins, il s'agit d'un procédé difficile à maîtriser. En effet, la digestion anaérobie se déroule en quatre étapes, la première étant lente (l'hydrolyse), la deuxième et troisième étant rapides (l'acidogénèse et l'acétogénèse) et la dernière étant très lente (la méthanogénèse). S'il y a un déséquilibre entre la vitesse des étapes, un cumul excessif des produits des étapes rapides peut bloquer l'étape lente et provoquer ainsi l'arrêt complet du procédé. La méthanogénèse est donc l'étape limitante du procédé et c'est sur cette étape que se concentre la plupart des études du point de vue de l'automatique.

Les objectifs habituels pour la commande de la digestion anaérobie visent soit à garder la stabilité du procédé soit à respecter un compromis entre la production du méthane et la pollution en sortie indiquée par la DCO. Une idée intéressante est de remplir les deux objectifs en même temps tout en améliorant les performances du système en terme de temps de réponse. Ceci sera considéré dans nos travaux de recherche.

Ces objectifs ont été envisagés lors de la stratégie intégrée proposée par [Soehartanto et al., 1999] et décrite au chapitre 1. Le principe d'une telle stratégie se base sur le choix des contrôleurs en fonction de l'état du procédé qui est détecté par un modèle de stabilité de la digestion anaérobie. La stratégie intégrée a deux inconvénients principaux : la commutation des contrôleurs et l'initialisation du modèle de stabilité. En effet, lorsque le modèle de stabilité détermine que la reconfiguration des contrôleurs est nécessaire, une commutation forte de ceux-ci est mise en place, ce qui induit des phénomènes de battement (comportement oscillatoire) sur le procédé. Par ailleurs, le modèle de stabilité est initialisé lors de l'arrivée d'une perturbation et la connaissances de plusieurs variables est impérative pour garantir la reconfiguration des contrôleurs. Pour pallier à ces inconvénients, nous proposons dans un premier temps la mise en place d'un superviseur intelligent (basé sur la commande floue) qui permette une commutation progressive des contrôleurs. Dans un deuxième temps, nous cherchons à déterminer les variables véritablement nécessaires pour la supervision du procédé.

De cette manière, les objectifs de nos travaux de recherche concernant la commande de la digestion anaérobie sont :

- de mettre en place une stratégie de commande intégrée intelligente basée sur la commande floue ;
- d'utiliser l'observateur d'état proposé au chapitre 4 pour fournir la biomasse, une variable nécessaire au système de supervision de la stratégie intelligente ;
- d'appliquer la nouvelle stratégie de commande intégrée intelligente sur un modèle à paramètres distribués (procédé en réacteur à lit fluidisé).

Ainsi, nous allons considérer tout d'abord le cas de la commande de la digestion anaérobie en réacteur parfaitement agité puis celui du réacteur à lit fluidisé.

## 5.2 Stratégie de commande du procédé en réacteur parfaitement agité

Dans ce paragraphe, nous proposons une stratégie intelligente pour la commande de la digestion anaérobie qui permettra de choisir l'action de commande la plus appropriée en fonction des conditions opératoires du système. La commutation entre les actions de commande sera réalisée progressivement de manière à éviter les inconvénients d'une commutation forte. Le principe d'une telle stratégie est illustré dans la figure 5.1.

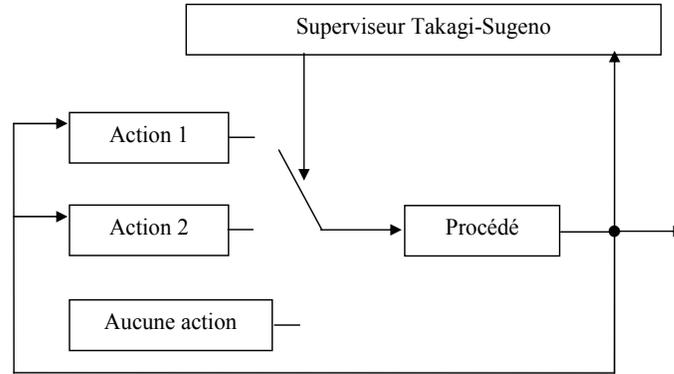


FIG. 5.1 – Schéma de la stratégie intégrée intelligente

### 5.2.1 Choix des variables d'action

#### Action de commande par l'ajout de bicarbonate

L'ajout de bicarbonate dans l'alimentation du procédé est une action de commande couramment utilisée. Son principal objectif est de tamponner le milieu. En effet, cette action permet la régulation du pH à l'intérieur du réacteur au niveau désiré. La production du méthane est donc favorisée car le niveau de pH peut rester dans la zone optimale pour l'activité biologique. Néanmoins, les perturbations de forte amplitude ne peuvent pas être compensées par cette voie. Ainsi, l'objectif de cette action de commande est de garder la valeur du bicarbonate (noté  $B$  dans les modèles de la digestion anaérobie utilisés jusqu'à présent) le plus proche possible d'une valeur désirée  $B^*$ . Pour cela, une loi d'ajout de bicarbonate est mise en place par l'intermédiaire d'un correcteur PI suivant à la fois les principes de la technique L/A et de la commande floue. La technique L/A a pour but de respecter les contraintes de positivité du procédé. La commande floue, pour sa part, permet d'avoir un réglage du correcteur qui s'adapte en fonction de l'erreur de régulation.

Le bicarbonate ajouté est divisé en deux parties. La première, nommée  $b_{ini}$ , est utilisée pour ajuster le pH initial du milieu. La seconde, nommée  $b_{inc}$ , est utilisée pour la régulation en ligne. Dans le modèle 1.18-1.23,  $b_{inc}$  affecte les entrées  $IC_e$  et de  $Z_e$  ( $IC_e + b_{inc} - IC$  et  $Z_e + b_{inc} - Z$ ). Ainsi, une loi de commande est conçue pour  $b_{inc}$ . La loi de commande utilisée, correspondant à un correcteur PI LA flou, est exprimée par 5.1.

$$b_{inc\_k} = (b_{inc_{k-1}} - b_{inc\_min}) \left( \frac{B_{k-1}}{B_k} \right)^{K_{pf}} \left( \frac{B_k^*}{B_k} \right)^{K_{if}} + b_{inc\_min} \quad (5.1)$$

Les gains  $K_{pf}$  et  $K_{if}$  sont calculés en fonction de l'erreur et du taux de variation de l'erreur comme dans le paragraphe 2.3.2.

### Action de commande par le taux de dilution

L'action sur le taux de dilution ( $D$ ) est une des techniques les plus utilisées lors de la commande des bioprocédés tels que la digestion anaérobie. En effet, cette action permet de contrôler les variables biologiques comme la biomasse et le substrat et, de rejeter les perturbations en entrée même si elles sont très fortes. La mise en œuvre de cette variable d'action implique l'utilisation des pompes dont on commande le débit, il est donc nécessaire de prévoir des réservoirs pour stocker les éventuels excédents d'effluents à traiter. Par ailleurs, on choisit de réguler la variable  $B$  ce qui devient équivalent à réguler le substrat. En effet, dans l'hypothèse où les cations sont constants et sachant que  $Z = B + S_2$ , l'évolution de  $B$  est inverse à celle de  $S_2$ . Ainsi, le but de l'action sur  $D$  est aussi de réguler le bicarbonate dans le fermenteur. Un correcteur du même type que celui pour l'ajout du bicarbonate est mis en place pour l'action sur le taux de dilution. L'équation de ce correcteur est la suivante :

$$D_{in\_k} = D_{ink-1} \left( \frac{B_{k-1}}{B_k} \right)^{K_{pf}} \left( \frac{B_k^*}{B_k} \right)^{K_{if}} \quad (5.2)$$

De la même manière que pour  $b_{inc}$ , les gains  $K_{pf}$  et  $K_{if}$  sont calculés comme dans le paragraphe 2.3.2.

### 5.2.2 Superviseur Takagi-Sugeno

Le superviseur Takagi-Sugeno a la même fonction que le modèle de stabilité de la stratégie intégrée proposée par [Soehartanto et al., 1999] : il a pour but de choisir l'action de commande la plus adéquate (soit  $b_{inc}$  soit  $D$  soit aucune action) en fonction de l'état du système. Pour cela, trois variables floues ont été utilisées :  $1/T$ , cette variable représente le temps avant que le système tende définitivement vers le lessivage ;  $COJ/X_2$ , la charge organique journalière par unité de biomasse ; et  $\Delta QCH_4$ , l'augmentation en pourcentage de la production de méthane. Les deux premières variables ont été choisies car elles déterminent la stabilité du procédé, d'après l'étude menée par [Soehartanto et al., 1999] où un modèle de stabilité,  $1/T = f(COJ/X_2, IC_{in})$ , a été déduit. En effet,  $1/T$  représente le temps nécessaire pour que le procédé sorte de la région de stabilité lorsqu'une perturbation arrive. Au fur et à mesure l'action de commande la plus adéquate est appliquée : soit par l'ajout de bicarbonate soit par l'action sur le taux de dilution soit par aucune action. Par contre,  $COJ/X_2$  représente la quantité de matière organique qu'une unité de biomasse peut traiter dans une journée de travail. Il existe une valeur critique au dessus de laquelle le procédé tend vers le lessivage. Pour éviter cette situation, une action de commande doit être appliquée assez vite. En dessous de la valeur critique, le système peut fonctionner sans nécessiter une action de commande, c'est-à-dire avec les conditions opératoires du point d'équilibre. La troisième variable,  $\Delta QCH_4$ , donne une idée de l'amplitude de la perturbation qui est arrivée et à partir de laquelle on peut décider de l'action de commande à appliquer.

Il faut rappeler maintenant qu'un système flou est composé de trois modules : fuzzification, base de connaissances et défuzzification.

Ainsi, la fuzzification des variables d'entrée du superviseur est illustrée par la figure 5.2.

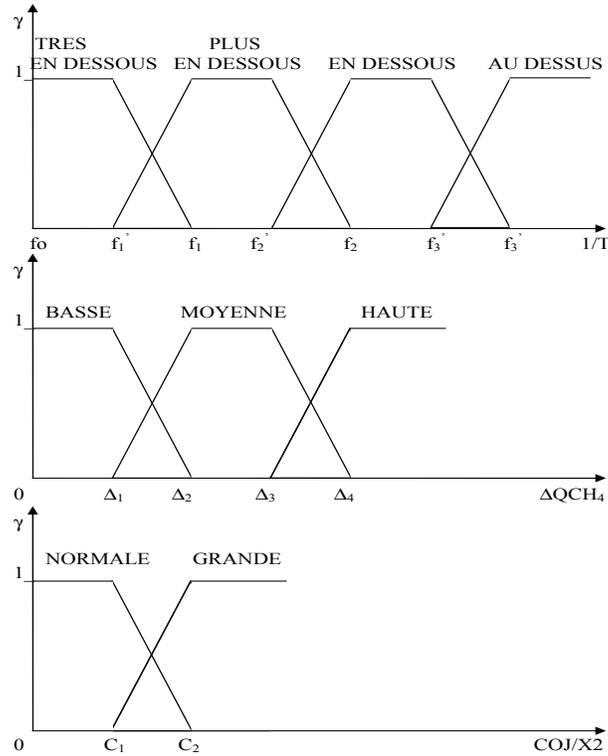


FIG. 5.2 – Fuzzification des variables du superviseur

Par ailleurs, les lois de commande floues  $b_{inc}$  et  $D$  sont utilisées comme relations de sortie du superviseur. Chacun des ensembles flous de la figure 5.2 est associé à une action de commande à partir de la connaissance empirique du procédé.

Concernant la base de connaissances, elle est constituée de 24 règles d'inférence entre les variables d'entrée et les relations de sortie. La  $j^{eme}$  règle a la forme suivante :

*Si* ( $1/T$  est  $1/T(\iota)$  ET  $COJ/X_2$  est  $COJ/X_2(\psi)$ ) OU  $\Delta QCH_4$  est  $\Delta QCH_4(\rho)$

alors  $u = u_j$

où :

- $1/T(\iota)$  correspond à l'un des quatre ensembles de  $1/T$  (Très en dessous, Plus en dessous, Dessous, Au dessous) ;
- $COJ/X_2(\psi)$  correspond à l'un des deux ensembles flous de  $COJ/X_2$  (Normale, Grande) ;
- $\Delta QCH_4(\rho)$  correspond à l'un des trois ensembles flous de  $\Delta QCH_4$  (Bas, Normal, Haut) ;
- $u_j$  correspond à l'une des lois de commande ( $b_{inc}$ ,  $D_{in}$  ou aucune action).

$1/T$  et  $COJ/X_2$  sont liées avec l'opérateur «ET» car toutes les deux interviennent dans le modèle de stabilité.  $\Delta QCH_4$  étant une variable indépendante du modèle de stabilité, elle est liée avec l'opérateur «OU» au résultat de la première opération.

Enfin, pour le module de défuzzification la méthode de la moyenne pondérée est évoquée. Ainsi, l'équation qui détermine l'application des lois de commande est :

$$u = \frac{\sum_{j=1}^R \gamma_j u_j}{\sum_{j=1}^R \gamma_j} \quad (5.3)$$

avec :  $\gamma_j = \gamma_{1/T^l} * \gamma_{COJ/X_2^k} + \gamma_{\Delta QCH_4^m}$  et  $\sum_{j=1}^R \gamma_j = 1$ .

où  $l$  représente le  $l^{eme}$  ensemble flou de  $1/T$ ,  $k$  est le  $k^{eme}$  ensemble flou de  $COJ/X_2$ ,  $m$  est le  $m^{eme}$  ensemble de  $\Delta QCH_4$  et  $R$  est le nombre de règles.

Les performances du procédé en utilisant ce superviseur sont détaillées dans [Sanchez et al., 2001b;c].

### 5.2.3 Réduction du nombre des variables floues

Une étude plus détaillée est réalisée pour évaluer la pertinence des variables floues ( $1/T$ ,  $COJ/X_2$  et  $\Delta QCH_4$ ) et de leurs ensembles flous. Ainsi, on cherche à réduire le nombre des variables floues pour retenir celles qui sont faciles à mettre en œuvre et avoir un superviseur «minimal» en terme de règles d'inférence.

Les simulations réalisées et la connaissance du procédé suggèrent qu'une variation dans la production de méthane est provoquée soit par une perturbation sur les entrées soit par une altération des populations bactériennes. La deuxième hypothèse a été écartée car ce n'est pas une situation courante au cours du procédé. Concernant les perturbations, la variation du méthane serait une fonction de l'amplitude d'une perturbation en entrée.  $\Delta QCH_4$  devient un indicateur de la nécessité d'une action de commande. En d'autres termes, une perturbation de petite amplitude est rejetée par le procédé sans avoir besoin d'une action de commande, tandis qu'une perturbation plus importante pourra être rejetée seulement s'il existe une action de commande pour éviter que le procédé tende définitivement vers le lessivage. Ainsi, les ensembles flous de  $\Delta QCH_4$  sont réduits de trois à deux.

Par ailleurs,  $1/T$  est une fonction de  $COJ/X_2$  et de  $IC_{in}$ . Par conséquent, les réponses aux perturbations de  $1/T$  et de  $COJ/X_2$  sont similaires, comme le constate la figure 5.3. On peut donc conclure à partir de ce raisonnement que l'information qualitative (par rapport à la stabilité du procédé) fournie par ces deux variables est similaire.

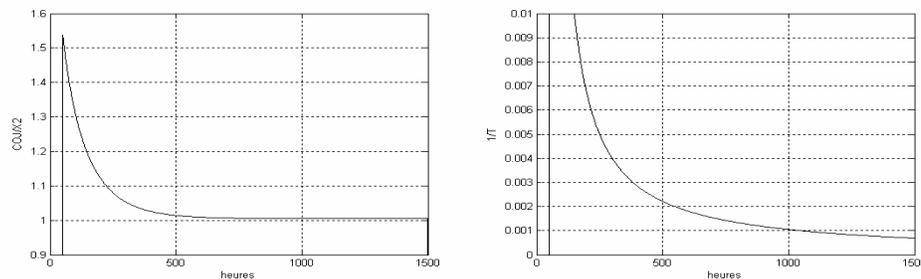


FIG. 5.3 – Comparaison entre  $COJ/X_2$  et  $1/T$

Il faut maintenant sélectionner la variable la plus pertinente. On remarque tout d'abord que  $1/T$  a un problème d'initialisation car elle exige la connaissance du temps d'arrivée de la perturbation (une hypothèse qui n'est pas toujours vérifiée). De plus, la dépendance de  $1/T$  par rapport à  $COJ/X_2$  implique que cette dernière est plus facile à calculer et qu'il existe une redondance d'information entre les deux variables. Pour ces raisons,  $COJ/X_2$  sera retenue pour la suite. Désormais, deux variables seront utilisées :  $\Delta QCH_4$  et  $COJ/X_2$ . Bien évidemment, cette dernière sera modifiée de manière à remplacer efficacement  $1/T$ . Ainsi, la figure 5.4 illustre la nouvelle fuzzification des variables retenues.

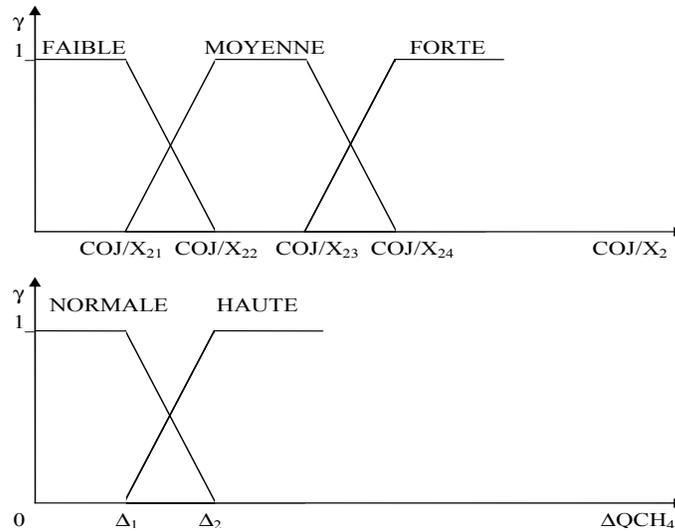


FIG. 5.4 – Nouvelle fuzzification des variables du superviseur

La base de connaissances du nouveau superviseur ne comporte que six règles :

- Si**  $COJ/X_2$  est FAIBLE **et**  $\Delta QCH_4$  est BASSE **alors**  $u = u_1$  (Boucle ouverte)
- Si**  $COJ/X_2$  est FAIBLE **et**  $\Delta QCH_4$  est HAUTE **alors**  $u = u_2$  (Boucle ouverte)
- Si**  $COJ/X_2$  est MOYENNE **et**  $\Delta QCH_4$  est BASSE **alors**  $u = u_3$  (Action  $b_{inc}$ )
- Si**  $COJ/X_2$  est MOYENNE **et**  $\Delta QCH_4$  est HAUTE **alors**  $u = u_4$  (Action  $b_{inc}$ )
- Si**  $COJ/X_2$  est FORTE **et**  $\Delta QCH_4$  est BASSE **alors**  $u = u_5$  (Action  $D$ )
- Si**  $COJ/X_2$  est FORTE **et**  $\Delta QCH_4$  est HAUTE **alors**  $u = u_6$  (Action  $D$ )

L'expression de défuzzification est similaire à 5.3 avec une différence au niveau de  $\gamma_j$ .

$$u = \frac{\sum_{j=1}^R \gamma_j u_j}{\sum_{j=1}^R \gamma_j} \quad (5.4)$$

avec :  $\gamma_j = \gamma_{COJ/X_2^l} * \gamma_{\Delta QCH_4^k}$  et  $\sum_{j=1}^R \gamma_j = 1$ .

où  $l$  représente le  $l^{eme}$  ensemble flou de  $COJ/X_2$ ,  $k$  est le  $k^{eme}$  ensemble flou de  $\Delta QCH_4$  et  $R$  est le nombre de règles.

Les performances du procédé en utilisant ce superviseur sont présentées au paragraphe 5.2.5 et résumées dans [Carlos-Hernandez et al., 2004c]. Par ailleurs, un superviseur similaire a été testé en simulation sur un procédé à boues activées donnant de résultats satisfaisants comme il est montré dans [Cadet et al., 2003].

### Mise en œuvre du superviseur intelligent

La structure finale du superviseur intelligent et par conséquent de la stratégie de commande est présentée dans le schéma de la figure 5.5. On remarque que un bloc concernant l'observateur d'état a été ajouté. Cette modification ne change pas la logique de conception du superviseur.

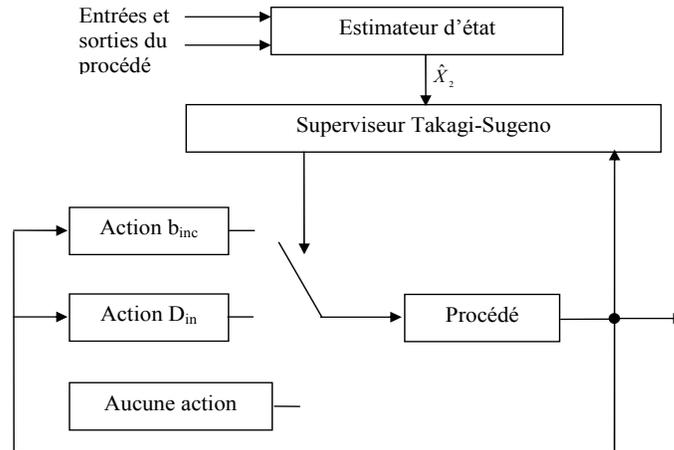


FIG. 5.5 – Schéma final de la stratégie de commande

### 5.2.4 Etude des correcteurs PI L/A flous

Dans ce paragraphe nous décrivons la démarche suivie de manière à combiner la technique L/A et la commande floue et déduire ainsi un correcteur PI appelé PI L/A flou.

#### Déduction du PI L/A flou à partir d'un PI classique

L'équation d'un PI continu dans le domaine de Laplace est représentée par 5.5.

$$U_{PI}(p) = \left( K_{pc} + \frac{K_{ic}}{p} \right) E(p) \quad (5.5)$$

Une numérisation de cette équation par la transformation bilinéaire 5.6 est considérée.

$$p = \frac{2}{T_e} \frac{z - 1}{z + 1} \quad (5.6)$$

Après plusieurs regroupements du résultat de la transformation bilinéaire, l'expression 5.7, qui correspond à la version numérisée du PI 5.5, est déduite :

$$u_{PI\_k} = u_{PI_{k-1}} + K_p(y_{k-1} - y_k) + T_e K_i(y_k^* - y_k) \quad (5.7)$$

avec :

- $k$  : un nombre entier désignant l'échantillon ;
- $T_e$  : la période d'échantillonnage ;
- $y_k$  : la sortie à l'instant  $k$  du procédé à contrôler ;
- $y_{k-1}$  : la sortie à l'instant  $k$  moins 1 du procédé à contrôler ;

- $y^*$  : la consigne.
- $K_p = K_{pc} - T_e K_{ic}/2$  : le gain proportionnel ;
- $K_i = K_{ic}$  : le gain intégral.

En appliquant le principe de la technique L/A explicité au paragraphe 1.4.2, on obtient le correcteur *PI L/A* représenté par 5.8 qui est équivalent à celui exprimé par 5.7.

$$u_k = u_{k-1} \left( \frac{Y_{k-1}}{Y_k} \right)^{K_p} \left( \frac{Y_k^*}{Y_k} \right)^{T_e K_i} \quad (5.8)$$

Les gains ont des valeurs constantes et sont réglés de manière à considérer la saturation des actionneurs comme il est montré en [Béteau et al., 1991].

Le principe du PI flou minimal, explicité dans le paragraphe 2.3.1, est maintenant appliqué au *PI L/A*. L'idée consiste à remplacer les gains  $K_p$  et  $K_i$  constants par des gains  $K_{pf}$  et  $K_{if}$  flous qui changent en fonction de l'erreur  $e_k$  et du taux de variation de l'erreur  $r_k$ . Ces deux variables définissent le plan de phase 2.7 qui est divisé en 20 régions. Pour chacune d'elles, un jeu d'expressions pour  $K_{pf}$  et  $K_{if}$  est déduit. Pour certaines régions (en dehors de l'intervalle  $[-L, L]$ ), l'équation de sortie du PI est modifiée,  $e_k$  et/ou  $r_k$  étant remplacés par une constante  $K_c$  qui devient un paramètre de réglage fixé par le PI flou. Le tableau 5.1 donne les expressions des paramètres de réglage ( $K_{pf}$ ,  $K_{if}$ ,  $K_c$ ), l'expression incrémentale du PI flou, ainsi que celle équivalente du PI L/A pour chacune des régions.

Région	$T_e \Delta u_{PIf\_k}$	$\left( \frac{U_k}{U_{k-1}} \right)^{T_e}$	Gains
1, 2, 5, 6	$T_e K_{if} e_k + K_{pf} r_k$	$\left( \frac{Y_k^*}{Y_k} \right)^{T_e K_{if}} \left( \frac{Y_{k-1}}{Y_k} \right)^{K_{pf}}$	$K_{if} = \frac{0,5LG_u G_e}{2L - G_e  e_k }$ $K_{pf} = \frac{0,5LG_u G_r}{2L - G_e  e_k }$
3, 4, 7, 8	$T_e K_{if} e_k + K_{pf} r_k$	$\left( \frac{Y_k^*}{Y_k} \right)^{T_e K_{if}} \left( \frac{Y_{k-1}}{Y_k} \right)^{K_{pf}}$	$K_{if} = \frac{0,5LG_u G_e}{2L - G_r  r_k }$ $K_{pf} = \frac{0,5LG_u G_r}{2L - G_r  r_k }$
9, 10	$T_e K_c + K_{pf} r_k$	$K_c^{T_e} \left( \frac{Y_{k-1}}{Y_k} \right)^{K_{pf}}$	$K_c = 0,5LG_u$ $K_{pf} = 0,5LG_u G_r$
11, 12	$T_e K_{if} e_k + T_e K_c$	$\left( \frac{Y_k^*}{Y_k} \right)^{T_e K_{if}} K_c^{T_e}$	$K_{if} = 0,5LG_u G_e$ $K_c = 0,5LG_u$
13, 14	$T_e K_c - K_{pf} r_k$	$\left( \frac{Y_{k-1}}{Y_k} \right)^{K_{pf}} / K_c^{T_e}$	$K_c = 0,5LG_u$ $K_{pf} = 0,5LG_u G_r$
15, 16	$T_e K_{if} e_k - T_e K_c$	$\left( \frac{Y_k^*}{Y_k} \right)^{T_e K_{if}} K_c^{T_e}$	$K_{if} = 0,5LG_u G_e$ $K_c = 0,5LG_u$
17	$T_e K_c$	$(K_c)^{T_e}$	$K_c = LG_u$
19	$-T_e K_c$	$\frac{1}{(K_c)^{T_e}}$	$K_c = LG_u$
20	0	...	0

TAB. 5.1 – *PI flou (sortie incrémentale), équivalente PI L/A flou et les gains flous*

Il faut rappeler que  $G_e$ ,  $G_r$  et  $G_u$  sont des coefficients d'ajustement des variables floues (respectivement l'erreur, le taux de variation de l'erreur et la sortie du correcteur flou). Par contre,  $L$  représente l'amplitude de l'erreur de régulation.

### Méthode de réglage du PI L/A flou

Dans ce paragraphe, une méthode de réglage des paramètres  $L$ ,  $G_u$ ,  $G_e$  et  $G_r$  est proposée. On déduit tout d'abord les valeurs des gains statiques du PI L/A flou (quand  $e_k = r_k = 0$ ) de la manière suivante :

$$\begin{aligned} K_{if} &= \frac{G_u G_e}{4} \\ K_{pf} &= \frac{G_u G_r}{4} \end{aligned} \quad (5.9)$$

Puis, on considère que les gains statiques sont identiques à ceux du PI L/A normal :

$$\begin{aligned} K_i &= \frac{G_u G_e}{4} \\ K_p &= \frac{G_u G_r}{4} \end{aligned} \quad (5.10)$$

La combinaison des équations 5.9 et 5.10 conduit à l'expression suivante :

$$G_u = \frac{4K_{in}}{G_e} = \frac{4K_{pn}}{G_r} \quad (5.11)$$

A partir de 5.11, on constate qu'il est possible de calculer soit  $G_r$  en fonction de  $G_e$  (5.13) soit  $G_e$  en fonction de  $G_r$  :

$$G_r = \frac{K_{pn}}{K_{in}} G_e \quad (5.12)$$

$$G_e = \frac{K_{in}}{K_{pn}} G_r \quad (5.13)$$

Ainsi, deux choix sont possibles, soit  $G_e$  est fixé et  $G_r$  puis  $G_u$  sont calculés, soit  $G_r$  est fixé et  $G_e$  puis  $G_u$  sont calculés.

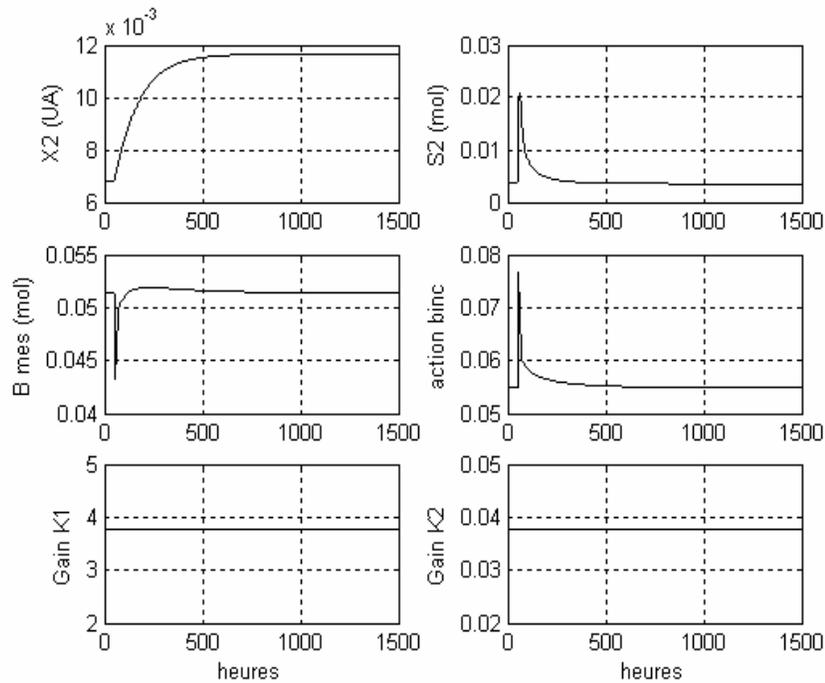
Par ailleurs, le paramètre  $L$  est choisi en fonction de la dynamique du procédé. Il correspond à l'amplitude permmissible de l'erreur de régulation, fixée à partir de la réponse du système.

### Comparaison entre le PI L/A et le PI L/A flou

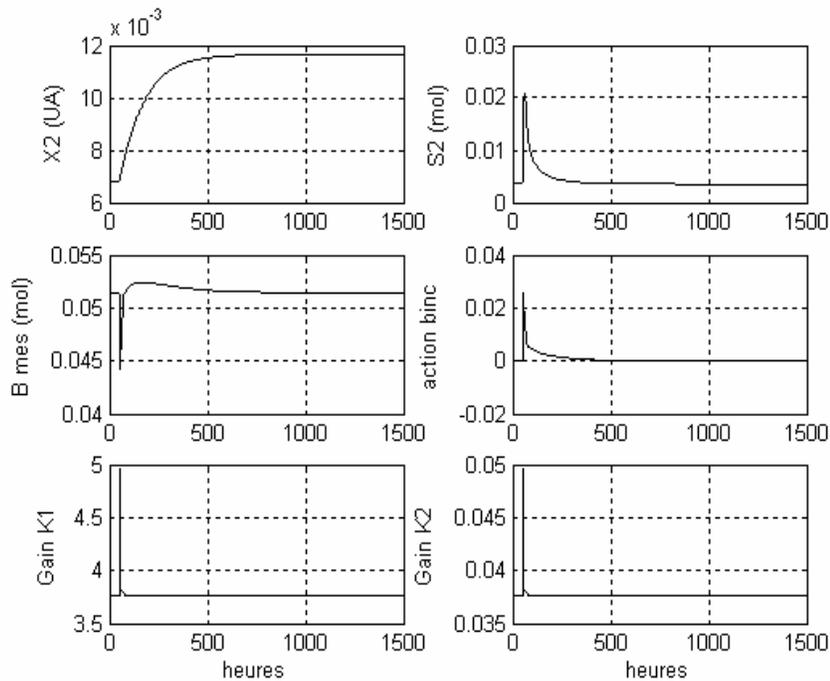
Les conditions opératoires considérées pour cette comparaison sont les suivantes : un réacteur de 5 litres de capacité fonctionnant en continu avec un taux de dilution de 0.1 l/h, un substrat initial de 0.07 g/l et des perturbations sur le substrat en entrée. Désormais, la perturbation est notée  $A_2$  et sa valeur est donnée en pourcentage normalisé. C'est-à-dire, une valeur de  $A_2 = 1$  correspond à une augmentation du substrat de 100 % de sa valeur initiale.

#### Action $b_{inc}$

Les figures suivantes illustrent les performances du système pour la régulation du bicarbonate par l'ajout de celui-ci. Ainsi, la figure 5.6 correspond à la réponse du système en utilisant le contrôleur PI L/A pour une perturbation  $A_2 = 2$ . La perturbation est rejetée grâce à l'action du correcteur et le système revient à son point d'équilibre.

FIG. 5.6 – Performances du système avec l'action  $b_{inc}$  ( $A_2 = 2$ )

Quand l'action floue équivalente est appliquée sous les mêmes conditions opératoires, le système se comporte de manière similaire comme on le constate sur la figure 5.7.

FIG. 5.7 – Performances du système avec l'action  $b_{inc}$  floue ( $A_2 = 2$ )

En effet, les temps de réponse obtenus pour l'ensemble des variables du système sont identiques. La seule différence constatée se situe au niveau du dépassement sur la mesure  $B$  qui est légèrement supérieure dans le cas du PI L/A flou. Ceci peut s'expliquer par le fait que les gains du contrôleur changent en fonction de l'erreur de mesure du bicarbonate.

Concernant la production du méthane, elle reste identique dans les deux cas, comme on peut le constater dans la figure 5.8.

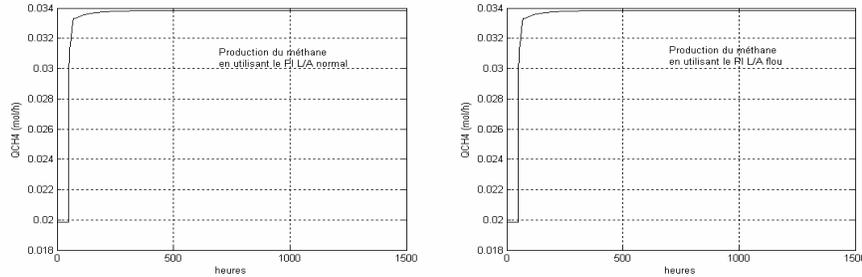


FIG. 5.8 – Production de méthane avec l'action  $b_{inc}$  normale et floue ( $A_2 = 2$ )

Par contre, si on augmente l'amplitude de la perturbation ( $A_2 > 2$ ), le PI L/A normal n'est plus capable de maintenir le système dans la région du point de fonctionnement et le procédé tend vers le lessivage. En revanche, avec le PI L/A flou on peut augmenter l'amplitude de la perturbation jusqu'à  $A_2 = 3$  sans constater de problème, comme le montre la figure 5.9.

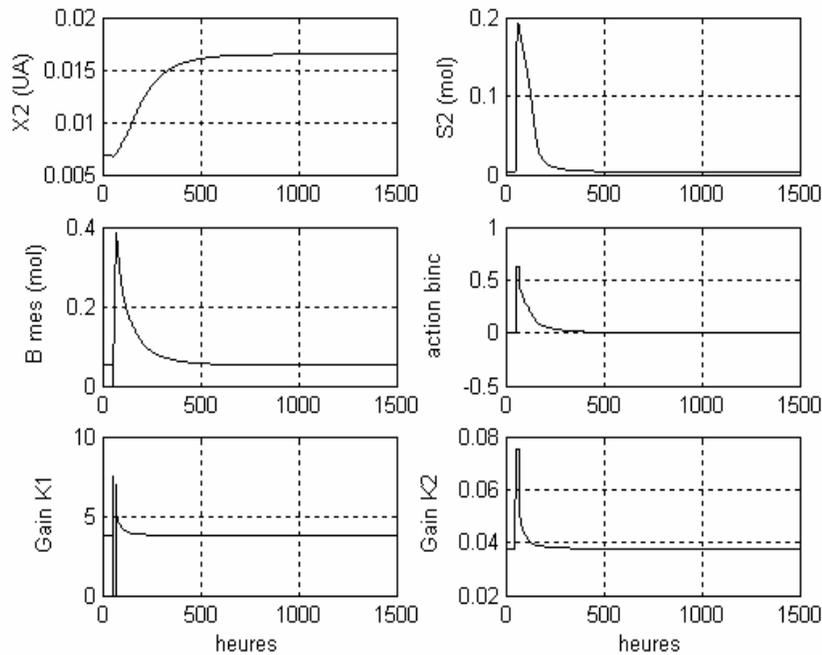


FIG. 5.9 – Performances du système avec l'action  $b_{inc}$  floue ( $A_2 = 3$ )

**Action  $D_{in}$** 

La réponse du système avec l'action  $D_{in}$  est similaire en utilisant les deux contrôleurs et ne montre aucune différence remarquable dans les performances. Ces dernières sont illustrées ci-dessous en considérant une perturbation  $A_2 = 8$ . La figure 5.10 correspond au cas où le PI L/A est utilisé alors que la figure 5.11 concerne le PI L/A flou.

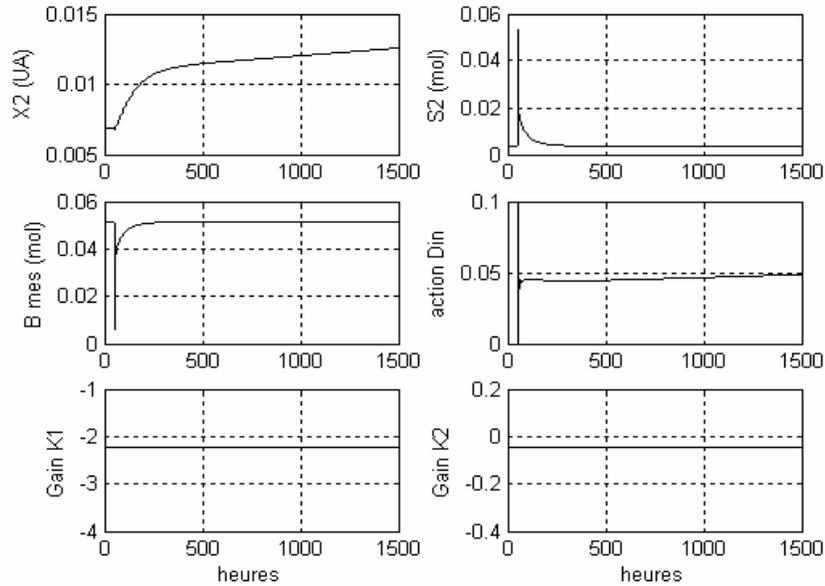


FIG. 5.10 – Performances du système avec l'action  $D_{in}$  L/A ( $A_2 = 8$ )

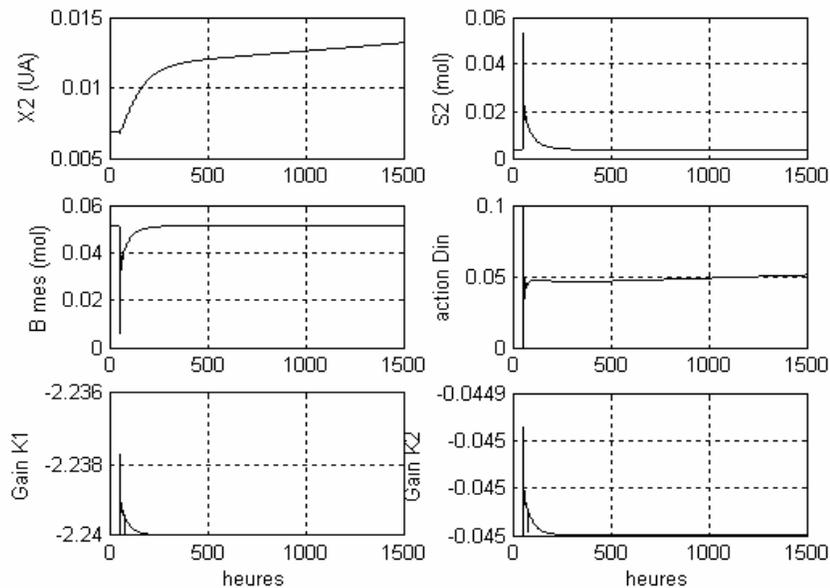


FIG. 5.11 – Performances du système avec l'action  $D_{in}$  floue ( $A_2 = 8$ )

## Choix du correcteur

La comparaison en simulation des deux contrôleurs montre des meilleures performances pour le PI L/A flou, surtout en ce qui concerne le rejet des perturbations. En effet, on constate que le PI L/A flou permet de rejeter des perturbations de plus grande amplitude dans le cas de l'action  $b_{inc}$ , tout en présentant des performances similaires au PI L/A. Pour ces raisons, on retiendra les contrôleurs flous pour la suite de notre étude.

### 5.2.5 Validation de la stratégie

Dans ce paragraphe la stratégie intégrée intelligente est validée et comparée à la stratégie intégrée (présenté au paragraphe 1.4.2) à partir d'une série de simulations.

La figure 5.12 illustre la réponse du système avec la stratégie intégrée en considérant une perturbation de petite amplitude  $A_2 = 1$ .

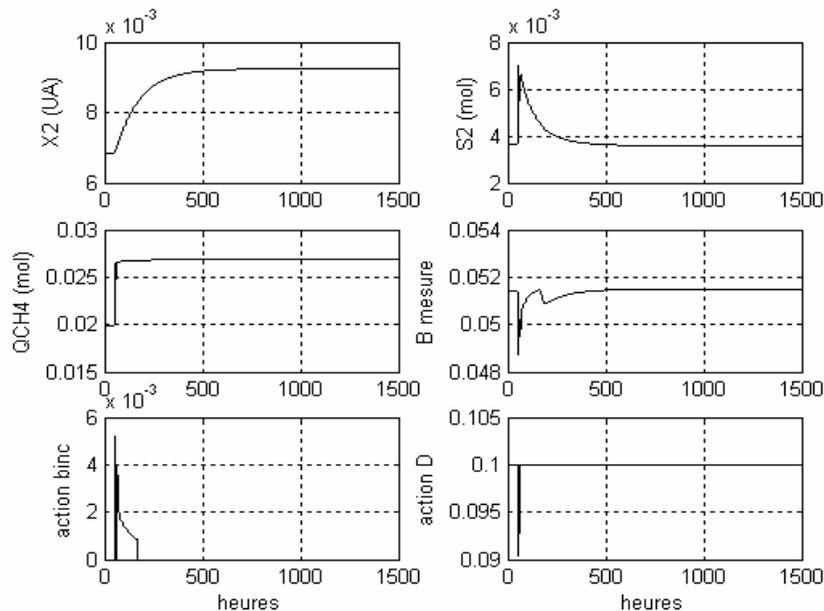


FIG. 5.12 – Réponse du système avec la stratégie intégrée ( $A_2 = 1$ )

L'application des actions de commande est déterminée par le modèle de stabilité (voir la figure 1.11). Lorsque la perturbation est détectée,  $1/T$  est initialisée et l'action  $b_{inc}$  est appliquée. Si la surface supérieure est traversée par  $1/T$ ,  $D_{in}$  est appliquée et  $b_{inc}$  est arrêtée. Si la première surface du milieu est traversée,  $b_{inc}$  est à nouveau appliquée et  $D_{in}$  arrêtée. Enfin, quand la deuxième surface du milieu est traversée, ce qui indique que la perturbation a été rejetée, les deux actions sont arrêtées et le système évolue sans commande. Concernant la production de méthane et le traitement du substrat on remarque une légère oscillation au début de la perturbation ainsi que sur la régulation du bicarbonate. Cette oscillation est provoquée par la commutation forte des correcteurs.

La figure 5.13 montre le comportement du procédé avec les mêmes conditions opératoires mais en utilisant la stratégie intelligente : le superviseur détecte la perturbation et vu que la production de méthane ne correspond pas à celle d'une perturbation de grande

amplitude, aucune action n'est appliquée. En effet, le système est capable de rejeter la perturbation par lui-même sans la nécessité d'une action de commande. De plus, puisque il n'y a pas commutation des correcteurs, il n'existe aucune oscillation sur les courbes de réponse.

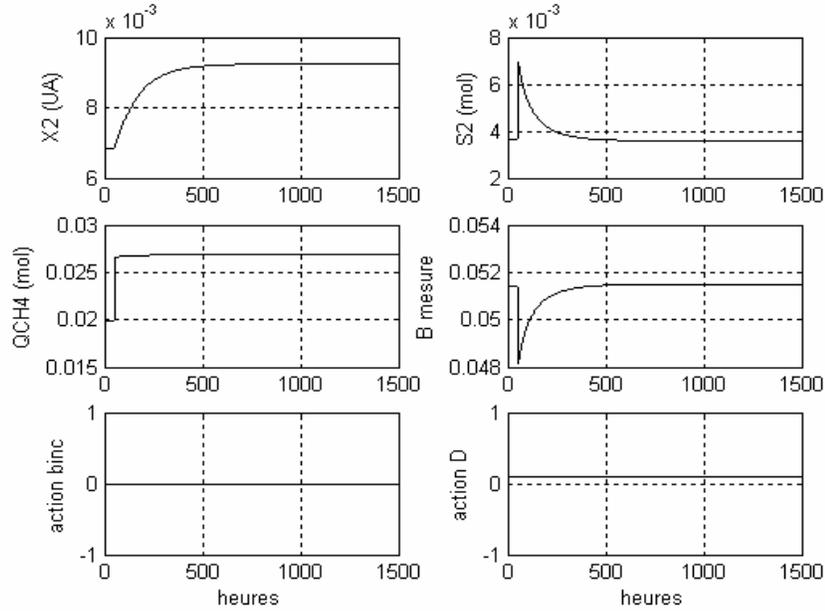


FIG. 5.13 – Réponse du système avec la stratégie intelligente ( $A_2 = 1$ )

Le comportement du système en considérant une perturbation d'amplitude plus importante ( $A_2 = 2,3$ ) est illustrée dans les figures 5.14 et 5.15.

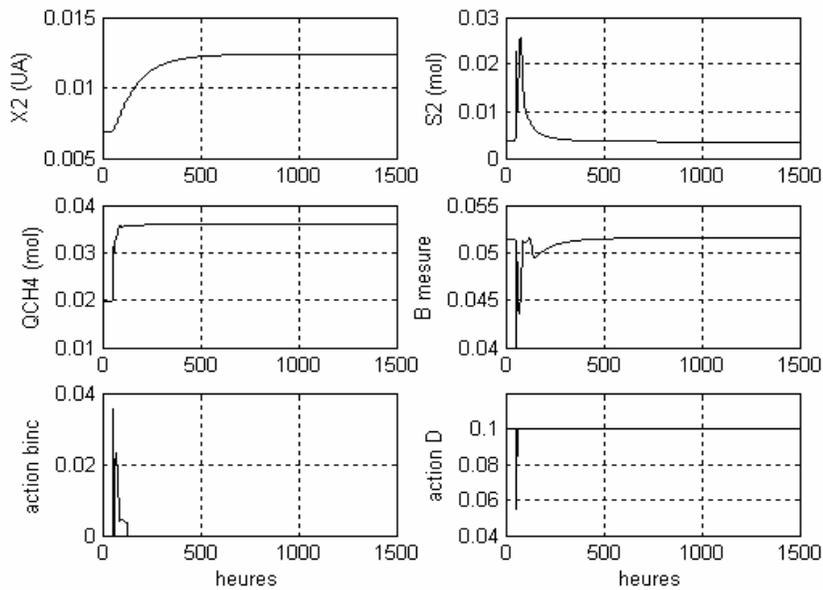
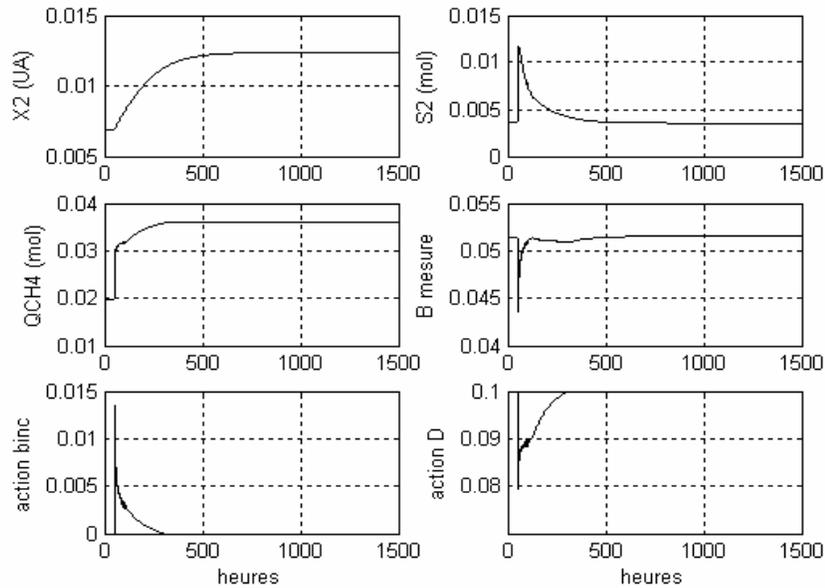
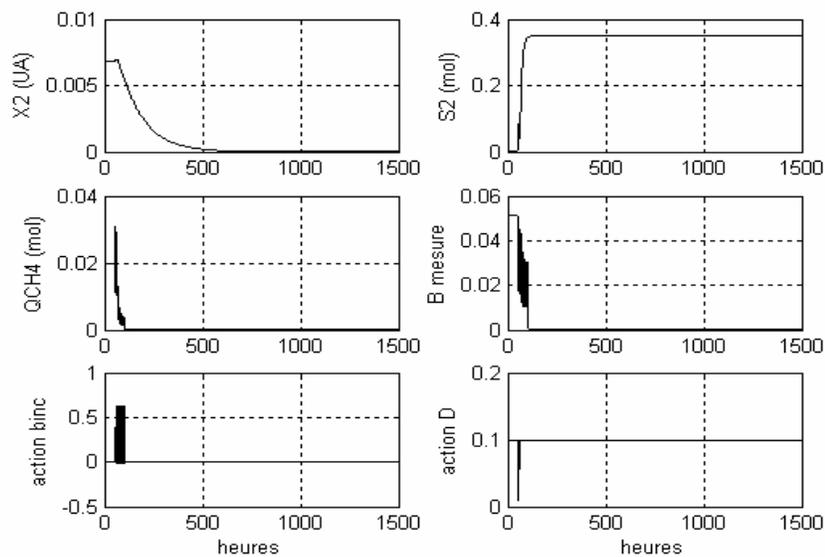


FIG. 5.14 – Réponse du système avec la stratégie intégrée ( $A_2 = 2,3$ )


 FIG. 5.15 – Réponse du système avec la stratégie intelligente ( $A_2 = 2,3$ )

Dans le cas où la stratégie intégrée est utilisée (figure 5.14), la procédure de commutation est similaire à celle décrite pour la perturbation de petite amplitude. La commutation forte induit à nouveau des oscillations dans la réponse du système. En revanche, quand la stratégie intelligente est utilisée (figure 5.15), on remarque que les actions de commande ne sont plus arrêtées d'une manière instantanée mais progressivement. De cette manière, on évite le comportement oscillatoire tout en respectant les performances du système.

Pour des perturbations plus importantes ( $A_2 > 2.3$ ) la réponse du système est illustrée ci-dessous.


 FIG. 5.16 – Réponse du système avec la stratégie intégrée ( $A_2 = 4$ )

La stratégie intégrée n'est plus capable de maintenir le système dans la région de fonctionnement et il tend vers le lessivage comme on le remarque dans la figure 5.16. Par contre, en utilisant la stratégie intelligente, le système peut rejeter des perturbations d'amplitude  $A_2 = 4$  au maximum et revenir au point d'équilibre, comme on peut le constater dans la figure 5.17.

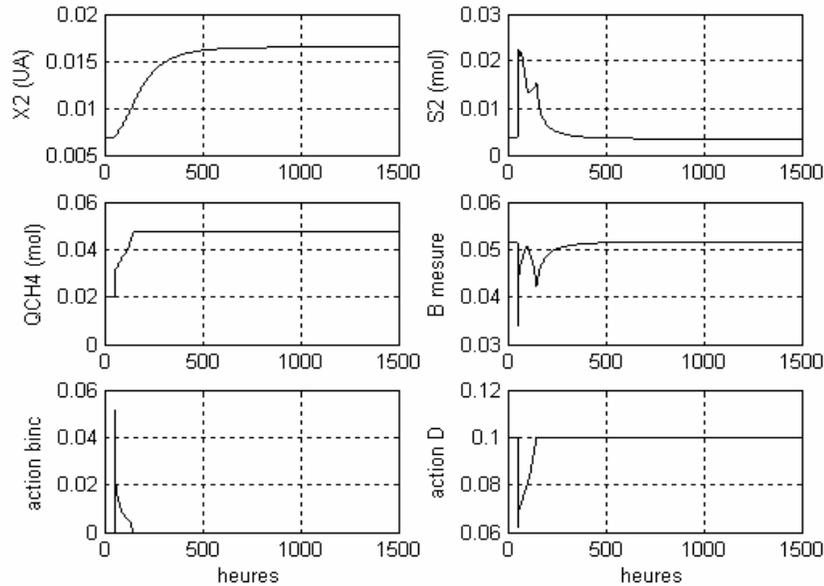


FIG. 5.17 – Réponse du système avec la stratégie intelligente ( $A_2 = 4$ )

Ainsi, on remarque à partir des simulations que la stratégie intelligente permet d'améliorer les performances du procédé. En effet, le superviseur Takagi-Sugeno détecte l'arrivée des perturbations dans le substrat et détermine s'il est nécessaire d'appliquer une action de commande pour maintenir le système dans la région du point de fonctionnement. Pour les petites perturbations, le superviseur détermine qu'une action de commande n'est pas nécessaire et le système évolue en boucle ouverte. Ceci est un avantage du point de vue économique. En revanche, quand le système a besoin des actions de commande, le superviseur établit une commutation progressive des correcteurs flous, ce qui évite le phénomène de battement.

### 5.3 Stratégie de commande du procédé en réacteur à lit fluidisé

Le dernier objectif de notre étude concerne l'extension de la stratégie de commande intégrée intelligente sur le procédé de digestion anaérobie en réacteur à lit fluidisé. Les actions de commande seront alors mises en place sur le modèle 1.25 - 1.26 présenté dans le paragraphe 1.2.3.

De la même manière que pour le RPA, deux actions de commande ont été choisies : la régulation du bicarbonate par l'ajout de celui-ci et par le débit d'entrée. Cette dernière est équivalente à l'action par le taux de dilution sur le RPA. En effet, vu la différence du

comportement hydrodynamique du RLF et que le taux de dilution n'a pas été considéré dans le modèle, l'action  $D$  n'est pas applicable. Par ailleurs, les deux actions de commande ont été mises en place avec des correcteurs PI L/A flous. L'application d'une des deux actions ou d'aucune d'elles est décidé par le superviseur flou comme pour le RPA.

### 5.3.1 Action de commande par l'ajout de bicarbonate

La mise en place de l'action  $b_{inc}$  doit tenir compte de la discretisation spatiale du modèle à paramètres distribués de la digestion anaérobie en RLF. Pour cela, deux approches peuvent être envisagées : locale et globale. L'approche locale considère la conception d'une loi de commande pour chaque point de collocation. Même si cette approche semble être la meilleure alternative, elle a été écartée car un problème de mise en œuvre est implicite. En effet, les lois de commande exigent la mesure du bicarbonate à chaque point de collocation, ce qui revient cher et surtout, n'est pas pratique. Par contre, l'approche globale ne nécessite qu'une mesure et qu'une seule loi de commande. En effet, le correcteur a comme mesure le bicarbonate du point de collocation le plus haut (car celui-ci est considéré comme le point de sortie), et comme commande l'entrée du réacteur. Pour cette raison, l'approche globale est retenue.

Ainsi, le correcteur PI L/A pour l'action  $b_{inc}$  est donnée par 5.14. Dans le modèle 1.25 - 1.26, elle affecte les entrées  $IC_e$  et  $Z_e$  ( $l_{0i}((1-r)IC_e(t) + b_{inc} + rIC_4(t-t_r))$  et  $l_{0i}((1-r)Z_e(t) + b_{inc} + rZ_4(t-t_r))$ ).

$$b_{inc\_k} = (b_{inc_{k-1}} - b_{inc\_min}) \left( \frac{B_{k-1}}{B_k} \right)^{K_{pf}} \left( \frac{B_k^*}{B_k} \right)^{K_{if}} + b_{inc\_min} \quad (5.14)$$

Les gains  $K_{if}$  et  $K_{pf}$  sont calculés suivant la même démarche que dans les cas du RPA. Les résultats en simulation en utilisant ce correcteur sont montrés dans la figure 5.18.

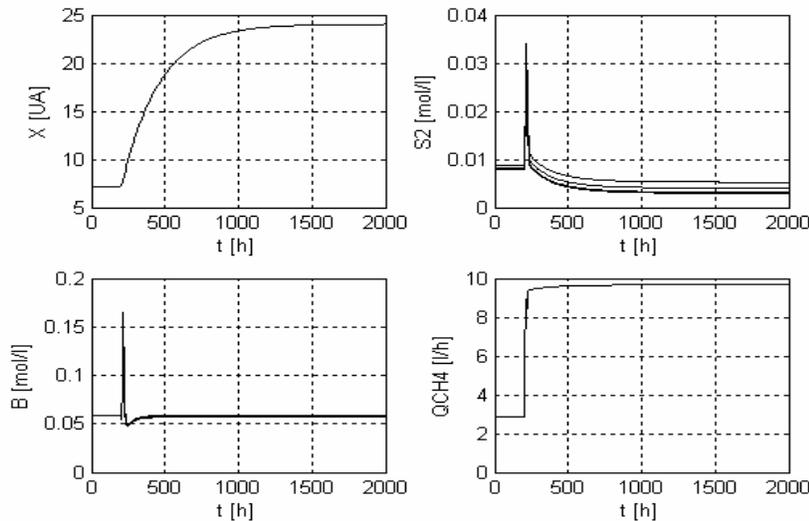


FIG. 5.18 – Performances du RLF avec l'action  $b_{inc}$  ( $A_2 = 2$ )

La figure 5.18 correspond à la réponse du système en considérant une perturbation sur le substrat en entrée d'amplitude  $A_2 = 2$ . Comme on peut le constater, la régulation

du bicarbonate est réalisée de manière assez rapide grâce à l'action  $b_{inc}$ . De plus, la dégradation du substrat en sortie est très efficace. En effet, le substrat en entrée est à l'équilibre de  $0.186\text{mol/l}$  et le substrat en sortie est de  $0.009\text{mol/l}$  ce qui correspond à une dégradation de 95 %. Lors de l'arrivée de la perturbation, le substrat en entrée passe de  $0.186\text{mol/l}$  à  $0.558\text{mol/l}$  et le substrat en sortie après la stabilisation du procédé est d'environ  $0.008\text{mol/l}$  ce qui correspond à une dégradation de 98 %. L'utilisation du lit fluidisé et le fait d'accrocher la biomasse à la biolite (comportement à filtre de biomasse) favorise l'efficacité du traitement des substrats organiques.

### 5.3.2 Action de commande par le débit d'entrée

A la différence de l'action précédente, la régulation du bicarbonate par une action sur le débit d'entrée n'offre qu'une alternative de mise en œuvre : l'approche globale. En effet, le débit est une entrée qui ne peut pas être divisé en plusieurs sous-entrées. Ainsi, on peut envisager une seule loi de commande. Le correcteur PI L/A flou correspondant à la expression suivante :

$$Q_{e\_k} = Q_{ek-1} \left( \frac{B_{k-1}}{B_k} \right)^{K_{pf}} \left( \frac{B_k^*}{B_k} \right)^{K_{if}} \quad (5.15)$$

De la même manière, les gains  $K_{if}$  et  $K_{pf}$  sont calculés comme dans les cas du RPA. Les résultats de simulation sont montrés dans la figure 5.19.

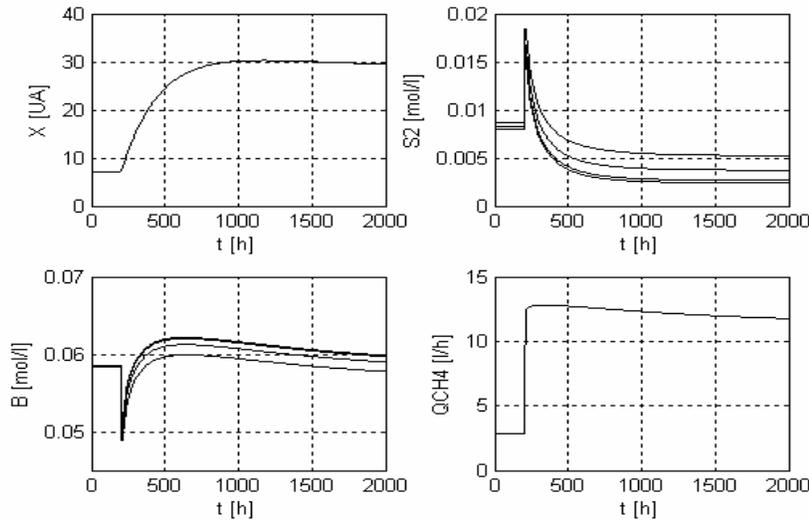


FIG. 5.19 – Performances du RLF avec l'action  $Q_{in}$  ( $A_2 = 3$ )

Les graphiques de la figure 5.19 correspondent à la réponse du système en considérant un échelon sur le substrat en entrée d'amplitude  $A_2 = 3$ . On remarque que le bicarbonate est régulé lentement et même si la dégradation du substrat est efficace, la production de méthane est affectée négativement à cause de la diminution du débit d'entrée. Ce phénomène est dû à la faible influence du débit d'entrée sur les variables du procédé. En effet, le débit de la colonne, qui est composé par le débit d'entrée

et par le débit de recirculation ( $Q = Q_e + Q_r$ ), doit être constant pour maintenir la fluidisation. Ceci impose que les variations de  $Q_e$  doivent être inverses à celles de  $Q_r$ . Comme ces dernières sont beaucoup plus importants que le débit d'entrée, les variations de  $Q_e$  n'influencent pas assez les variables du procédé pour réguler le bicarbonate.

Néanmoins, l'action par le débit d'entrée reste la meilleure alternative pour stabiliser le procédé face à des perturbations importantes. Ainsi, l'action  $b_{inc}$  sera utilisée pour réguler le bicarbonate et l'action  $Q_e$  pour la stabilisation du procédé.

### 5.3.3 Superviseur Takagi-Sugeno

Le système de supervision décrit dans ce paragraphe est mis en place afin de choisir l'action de commande la plus adéquate (soit  $b_{inc}$  soit  $Q_e$  soit aucune action) en fonction des conditions opératoires. Comme dans le cas du RPA, deux variables floues sont utilisées lors de la mise en œuvre du superviseur : la charge organique journalière par unité de biomasse,  $COJ/X_2$  et l'augmentation en pourcentage de la production de méthane,  $\Delta QCH_4$ . Le choix de ces variables est fait suivant les mêmes principes que dans le cas du RPA. Dans le cas présent, le calcul de  $COJ/X_2$  considère le débit d'entrée  $Q_e$  à la place du taux de dilution  $D$ . Ainsi,  $COJ/X_2$  est calculée avec l'équation 5.16.

$$COJ/X_2 = Q_e * A_2 * S_{2e}/X_2 \quad (5.16)$$

La fuzzification de  $COJ/X_2$  et  $\Delta QCH_4$  est similaire au cas du RPA. Trois et deux ensembles sont respectivement considérées. Ceci est illustré dans la figure 5.20.

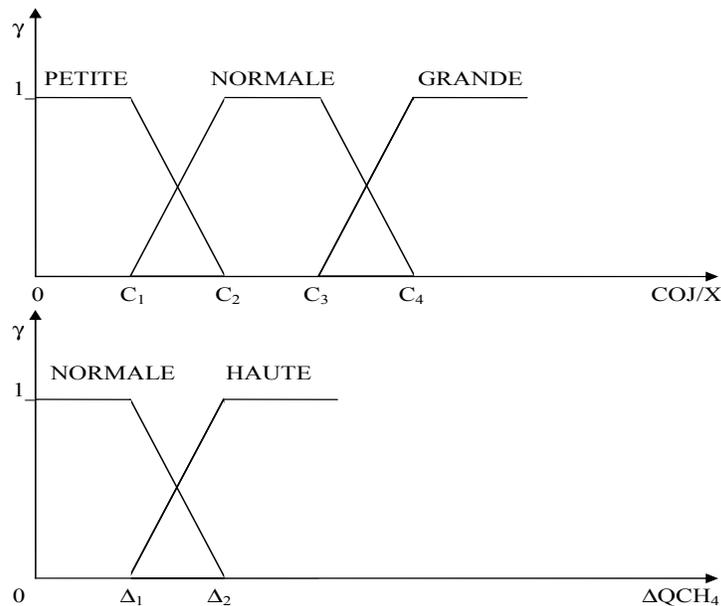


FIG. 5.20 – Fuzzification des variables du superviseur

Les lois de commande  $b_{inc}$  et  $Q_e$  deviennent les relations de sortie du superviseur. En effet, chacun des ensembles flous est associé à une action de commande :  $b_{inc}$ ,  $Q_e$  ou aucune action.

Ainsi, la base de connaissances du superviseur comporte six règles d'inférence :

- Si**  $COJ/X_2$  est FAIBLE **et**  $\Delta QCH_4$  est BASSE **alors**  $u = u_1$  (Boucle ouverte)
- Si**  $COJ/X_2$  est FAIBLE **et**  $\Delta QCH_4$  est HAUTE **alors**  $u = u_2$  (Boucle ouverte)
- Si**  $COJ/X_2$  est MOYENNE **et**  $\Delta QCH_4$  est BASSE **alors**  $u = u_3$  (Action  $b_{inc}$ )
- Si**  $COJ/X_2$  est MOYENNE **et**  $\Delta QCH_4$  est HAUTE **alors**  $u = u_4$  (Action  $b_{inc}$ )
- Si**  $COJ/X_2$  est FORTE **et**  $\Delta QCH_4$  est BASSE **alors**  $u = u_5$  (Action  $Q_e$ )
- Si**  $COJ/X_2$  est FORTE **et**  $\Delta QCH_4$  est HAUTE **alors**  $u = u_6$  (Action  $Q_e$ )

La defuzzification est donnée par l'expression 5.17.

$$u = \frac{\sum_{j=1}^R \gamma_j u_j}{\sum_{j=1}^R \gamma_j} \quad (5.17)$$

avec :  $\gamma_j = \gamma_{COJ/X_2^l} * \gamma_{\Delta QCH_4^k}$  et  $\sum_{j=1}^R \gamma_j = 1$ .

où  $l$  représente le  $l^{eme}$  ensemble flou de  $COJ/X_2$ ,  $k$  est le  $k^{eme}$  ensemble flou de  $\Delta QCH_4$  et  $R$  est le nombre de règles.

### 5.3.4 Validation de la stratégie

Une fois les variables d'action et du superviseur établies, la stratégie de commande est prête pour être validée sur le modèle du réacteur à lit fluidisé. Pour cela, nous avons mis en place une série de simulations.

Le comportement du système face à de petites perturbations est illustré par la figure 5.21.

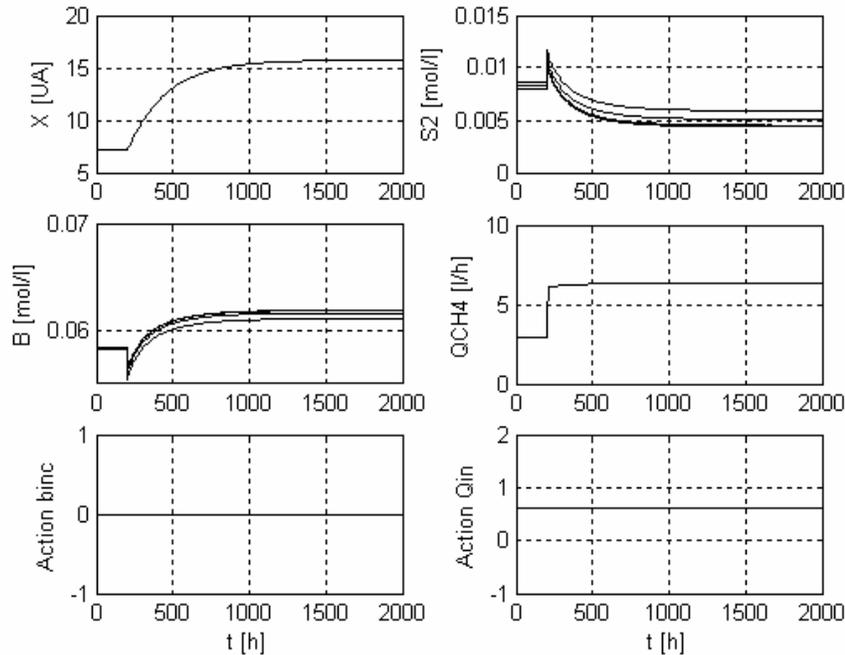


FIG. 5.21 – Réponse du système avec la stratégie intelligente ( $A_2 = 1$ )

La perturbation considérée dans ce cas est un échelon sur le substrat d'entrée d'amplitude  $A_2 = 1$ . On retrouve le comportement en boucle ouverte car aucune action n'est appliquée. En effet, le superviseur détermine que le système est capable de traiter la surcharge par lui-même sans la nécessité d'une action de commande. De cette manière, le procédé se déroule avec les conditions opératoires à l'équilibre. La production de méthane ainsi que la régulation du bicarbonate sont effectués par l'évolution naturelle du procédé.

Quand l'amplitude des perturbations devient plus importante, les actions de commande sont appliquées (simultanément dans ce cas particulier) pendant une période suffisante pour rejeter la perturbation. Ceci est montré sur la figure 5.22.

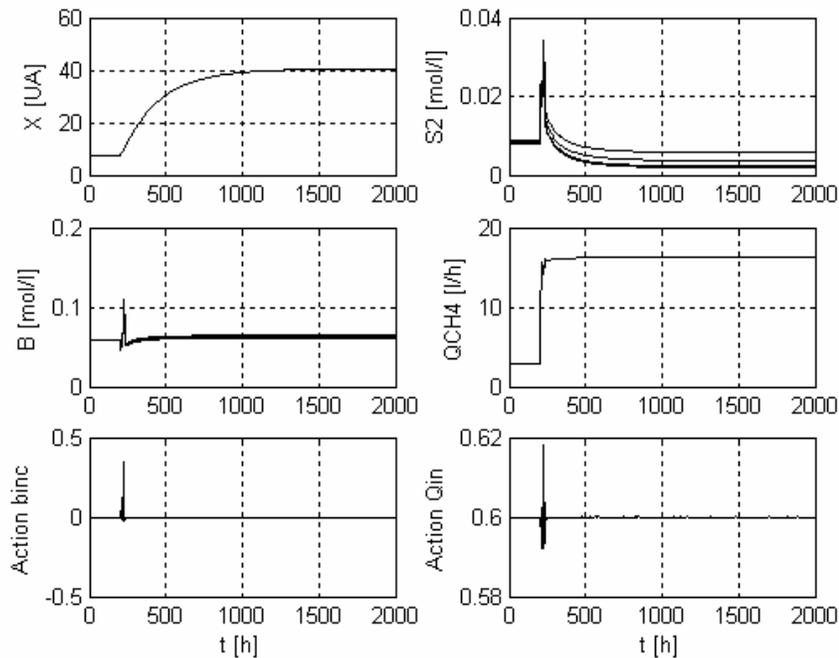


FIG. 5.22 – Réponse du système avec la stratégie intelligente ( $A_2 = 4$ )

Dans ce cas, l'amplitude de l'échelon sur le substrat d'entrée est de  $A_2 = 4$ . On remarque que l'application des actions de commande favorise la régulation du bicarbonate et le rejet de la perturbation. En effet, le bicarbonate atteint son point d'équilibre plus rapidement que dans le cas de la boucle ouverte. De plus, comme le substrat d'entrée devient plus important en raison de la perturbation de forte amplitude, la production de méthane sera aussi favorisée grâce à l'application de la stratégie de commande.

La figure 5.23 illustre le comportement du système en considérant une perturbation plus importante ( $A_2 = 7$ ). On constate que le bicarbonate devient plus difficile à réguler mais la perturbation est toujours bien rejetée par l'action des correcteurs. En effet, le bicarbonate correspondant aux trois premiers points de collocation dépasse la valeur désirée en arrivant à un nouveau point d'équilibre. Seule le quatrième point de collocation présente une erreur statique négligeable. Ceci est normal car nous n'avons considéré

que la mesure du dernier point de collocation pour le réglage du correcteur. Toutefois, la perturbation est rejetée et le procédé reste dans la région du point de fonctionnement.

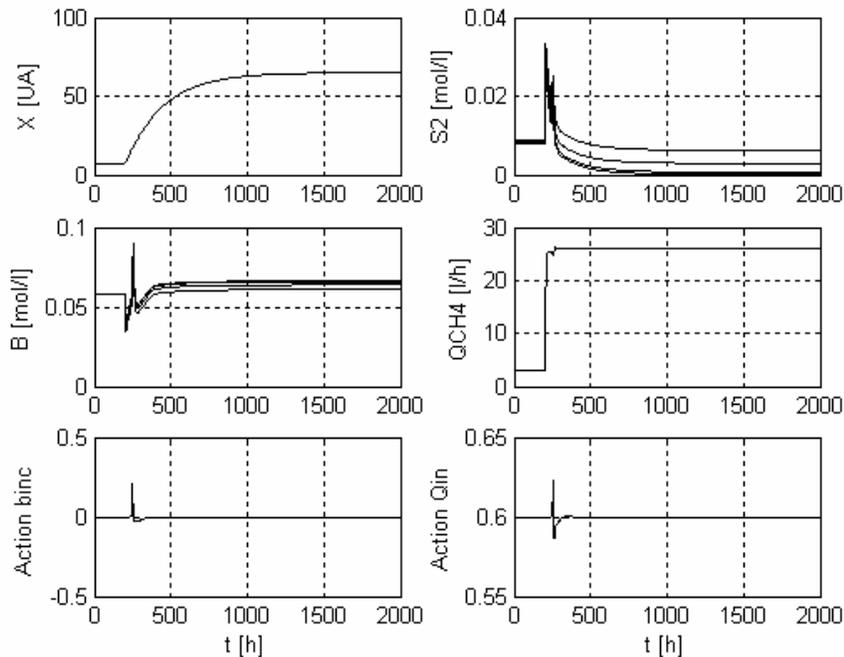


FIG. 5.23 – Réponse du système en utilisant la stratégie de commande intégrée ( $A_2 = 7$ )

Il n'est pas possible d'aller plus loin dans les tests de la stratégie de commande car l'augmentation de l'amplitude des perturbations engendre des problèmes numériques dans le simulateur. En effet, les perturbations plus importantes peuvent sortir le modèle des intervalles de validité ce qui provoque l'instabilité numérique et fausse les résultats des simulations. Néanmoins, les tests réalisés vérifient l'efficacité de la stratégie de commande proposée comme dans le cas du RPA.

## 5.4 Conclusions

Dans ce chapitre une stratégie de commande intégrée intelligente pour le procédé de digestion anaérobie a été proposée.

L'intégration de la biomasse fournie par l'estimateur d'état conçu au chapitre 4 a été considérée pour l'élaboration de la stratégie de commande.

L'objectif de la stratégie de commande proposée est de combiner deux variables d'action floues par l'intermédiaire d'un superviseur flou de manière à profiter de ses avantages et à éviter ses inconvénients tout en améliorant les performances du procédé. L'intérêt de l'application de la commande floue est de profiter de la connaissance empirique du procédé d'une manière relativement facile.

Ainsi, des actions de commande floues sont utilisées pour adapter les paramètres des contrôleurs en fonction de l'erreur de régulation, ce qui améliore les performances du procédé vis-à-vis des perturbations. Les actions  $b_{inc}$  et  $D$  (pour le RPA), et  $b_{inc}$  et  $Q_e$  (pour le RLF) ont été considérées pour la stratégie de commande. Les lois de commande ont été implémentées par l'intermédiaire des correcteurs PI L/A flous.

Dans le cas du RLF, une approche locale (mesure du bicarbonate d'un seul point de collocation) a été choisie pour l'implémentation des lois de commande. Même si les résultats sont satisfaisants, une étude plus approfondie des actions de commande, des variable à réguler et des points de mesure pourrait améliorer les performances du procédé vis-à-vis de perturbations de forte amplitude.

Un système de supervision simple a été mis en place pour choisir l'une ou l'autre des actions de commande. En effet, le superviseur ne considère que deux variables ( $COJ/X_2$  et  $\Delta QCH_4$ ) avec six règles d'inférence. Il détermine si le procédé a besoin d'une action de commande lors de l'arrivée d'une perturbation. Dans ce cas, le superviseur permet l'application et l'arrêt progressifs des actions de commande en évitant les problèmes de battement provoqués par la commutation chahutée utilisée précédemment. Dans le cas où une action de commande n'est pas nécessaire, le superviseur permet au procédé d'évoluer sans l'application d'une action de commande, c'est-à-dire avec les conditions à l'équilibre.

Nous n'avons pas pu valider la stratégie sur le procédé réel à cause de contraintes de temps. Néanmoins, les résultats obtenus lors des séries de simulations mises en place pour la validation de la stratégie en RPA et en RLF sont très encourageants. De plus, le pilote du RPA est prêt pour la validation expérimentale de la stratégie. D'une manière générale, nous avons constaté au cours de ce chapitre que la stratégie de commande intégrée intelligente favorise l'efficacité du procédé.



# Conclusion générale et perspectives

Au cours de ce travail de recherche nous avons élaboré une stratégie de commande pour le procédé de digestion anaérobie. Cette stratégie est basée sur les principes de la logique floue de manière à utiliser la connaissance empirique des opérateurs et à faciliter la maîtrise de ce bioprocédé complexe.

Dans un premier temps nous avons effectué une étude bibliographique de manière à comprendre le procédé et à reconnaître les phénomènes qui méritent plus d'attention du point de vue de l'automatique. Nous avons analysé un modèle qui tient compte des phénomènes biologiques, physico-chimiques et hydrodynamiques qui interviennent dans le procédé. Tout au long de notre travail, nous avons considéré deux structures : un réacteur parfaitement agité (RPA) et un réacteur à lit fluidisé (RLF). Le premier a un comportement hydrodynamique facile à modéliser et à maîtriser mais un de ses inconvénients est la possibilité d'atteindre le lessivage. Le deuxième réacteur quant à lui, a un comportement hydrodynamique plus complexe, sa modélisation et sa commande étant plus difficiles ; néanmoins, il est plus performant car il permet d'éviter le lessivage.

Par ailleurs, nous avons établi un état de l'art de l'observation d'état et de la commande de la digestion anaérobie, ce qui nous a permis de situer notre travail dans le cadre de l'activité scientifique actuelle. En effet, l'état de l'art montre que la commande non linéaire et la commande intelligente sont privilégiées pour résoudre les problèmes typiques d'observation d'état et de commande de ce type de procédés. La commande non linéaire considère les non linéarités des phénomènes (dans les modèles et dans les lois de commande de la digestion anaérobie) ce qui les rend extrêmement performantes. Néanmoins, le réglage des correcteurs demande souvent la connaissance de paramètres difficiles à mesurer. Concernant la commande intelligente, elle peut aussi considérer les non linéarités des phénomènes mais sans la nécessité explicite de modèles mathématiques. Ceci permet le réglage des correcteurs à partir de la connaissance empirique du procédé.

Dans un deuxième temps, nous avons examiné le principe de la commande floue qui est classée parmi les techniques de la commande intelligente. Cette approche cherche à exploiter la richesse du raisonnement humain de manière à faciliter la conception des lois de commande des procédés même s'ils sont complexes. Nous avons donc étudié le principe d'un correcteur proportionnel intégral (PI) flou ainsi que celui des systèmes flous fonctionnels (approche de Takagi-Sugeno). Nous avons ainsi décidé d'utiliser ces approches pour l'élaboration d'une stratégie de commande de la digestion anaérobie de manière à profiter des avantages que la commande floue offre.

Par ailleurs, vu que les conditions opératoires de la digestion anaérobie sont très vastes il était nécessaire d'en faire une analyse détaillée de manière à établir des relations

entre les variables intervenants dans le procédé. Pour cela, nous avons fait appel à l'analyse en composantes principales (ACP) qui est un outil bien adapté pour l'étude statistique des procédés biologiques et qui nous a permis d'effectuer un choix scientifique des variables qui caractérisent l'ensemble du comportement de la digestion anaérobie.

Nous avons ensuite consacré une partie de notre travail à l'étude expérimentale du procédé. Cette partie a été accomplie en trois étapes : la mise en route des pilotes, l'expérimentation et l'exploitation des données. Pendant la première étape nous nous sommes occupés de l'instrumentation des prototypes du laboratoire pour sa mise en route. En effet, ils ont été hors de service pendant une période de temps considérable et il était nécessaire d'adapter les équipements aux nouvelles conditions opératoires. Dans ce contexte, nous avons complètement remis en route le pilote du RPA, par contre celui du RLF a été testé seulement sans matière biologique. Dans la deuxième étape, nous avons mis en place plusieurs séries d'expériences en mode batch et en mode continu sur le réacteur parfaitement agité. Dans la dernière étape, nous avons utilisé les données issues de l'étape d'expérimentation pour la ré-identification des paramètres biologiques et pour la validation de l'observateur flou proposé.

Une remarque importante concernant la production de méthane doit être retenue. En effet, lors des expériences sur le RPA, la quantité du méthane produit est faible par rapport à la quantité établie dans la littérature. La disparition d'une population provoquée par un accident de température précédemment est certainement à l'origine de cette faible production de méthane. Néanmoins, nous avons gardé ces conditions opératoires car lors de certains projets tels que SOBBRE (où on cherche à coupler le biogaz issu des procédés anaérobies avec des piles à combustible), il est préférable d'avoir un rapport méthane-dioxyde de carbone de 50-50 plutôt qu'un rapport 70-30.

Nous avons développé une méthodologie, basée sur la logique floue et sur l'analyse en composantes principales, pour la conception d'un observateur d'état de la digestion anaérobie en RPA et en RLF.

Le modèle du procédé est linéarisé autour de différents points de fonctionnement. Les modèles linéaires résultants sont analysés pour connaître leurs propriétés en termes d'observabilité et de stabilité. Un certain nombre de modèles linéaires et un certain nombre de variables (qui deviendront des variables floues) sont retenus grâce à une analyse en composantes principales. En effet, les pôles, les variables d'état, les entrées et les sorties des modèles linéaires sont l'objet de cette analyse de manière à repérer les corrélations entre les variables. Un observateur classique est conçu pour chacun des modèles linéaires retenus. La région de validité des observateurs locaux est déterminée par les variables floues choisies lors de l'ACP. Une interpolation floue permettra ensuite de reconstruire l'état non linéaire estimé.

Cette méthodologie a été appliquée au procédé en RPA et en RLF. Les résultats montrent que les observateurs proposés ont des bonnes performances pour l'estimation des variables d'état. En effet, plusieurs tests ont été réalisés de manière à vérifier la sensibilité des observateurs au bruit ainsi que ses performances face à des variations sur les entrées et des erreurs de modélisation. Dans la plupart de cas, la biomasse a été estimée parfaitement et l'estimation du substrat s'est faite avec une légère erreur transitoire corrigée en régime permanent. Par ailleurs, les observateurs proposés sont moins performants vis-à-vis des erreurs de modélisation ; dans ce cas, des biais sont

remarqués dans l'estimation. Même si l'algorithme flou implémenté permet de choisir les observateurs locaux, l'interpolation de ceux-ci n'est pas capable de reconstruire la totalité des dynamiques non linéaires du procédé.

Par ailleurs, nous avons élaboré une stratégie de commande intégrée intelligente. Le principe de cette stratégie est d'appliquer l'action de commande la plus adéquate en fonction de l'état du procédé. Un système de supervision est mis en place ayant pour but de détecter l'état du procédé et d'effectuer la commutation entre les variables d'action.

Dans le cas du RPA, la démarche de l'élaboration de la stratégie de commande est alors divisée en trois étapes :

- **Choix des variables d'action.** Nous avons choisi deux variables d'action couramment utilisées pour la régulation du bicarbonate : par l'ajout de celui-ci (action  $b_{inc}$ ) et par le taux de dilution (action  $D$ ). En effet, l'action  $b_{inc}$  favorise la production du méthane alors que l'action  $D$  permet de rejeter les fortes perturbations.
- **Conception des lois de commande.** Chacune des variables d'action a été mise en place sous forme de correcteurs PI L/A flous car ces derniers prennent en compte les contraintes de positivité et ils permettent d'adapter leurs paramètres de réglage en fonction de l'erreur de régulation, ce qui les rend plus performants vis-à-vis de surcharges organiques.
- **Conception du système de supervision.** Le superviseur flou conçu lors de cette étape a pour but d'éviter une commutation forte entre les lois de commande qui peut induire des phénomènes de battement. Ainsi, les variables utilisées pour la mise en place du système de supervision sont la charge organique journalière par unité de biomasse ( $COJ/X_2$ ) et la production de méthane ( $\Delta Q_{CH_4}$ ). En effet, cette dernière est un bon indicateur de la nécessité ou non d'une action de commande. Ainsi, une application et un arrêt progressifs des variables d'action sont assurés par le mécanisme de commutation mis en place par l'intermédiaire du superviseur flou.

Dans le cas du RLF, le principe de la stratégie de commande reste le même. Seulement, nous avons remplacé dans les variables d'action le taux de dilution (qui n'existe plus) par le débit d'entrée (action  $Q_e$ ).

Nous avons validé cette stratégie de commande par l'intermédiaire d'une série de simulations. Les résultats obtenus nous montrent une forte amélioration des performances du procédé. En effet, les performances face à de fortes surcharges organiques ont été considérablement améliorées. Les actions de commande sont appliquées uniquement pendant la durée de temps nécessaire pour stabiliser le système en cas de perturbation, ce qui est un avantage du point de vue économique. La commutation des actions de commande est progressive, évitant ainsi les problèmes de battement. Enfin, la dégradation du substrat et la production de méthane sont favorisées grâce à la stratégie intégrée intelligente.

Dans la continuité de ce travail, plusieurs perspectives peuvent être envisagées.

Tout d'abord, la validation expérimentale de la stratégie reste comme le premier point à développer pour la suite de ce travail. Dans ce contexte, le prototype du RPA de la plate-forme expérimentale est désormais fonctionnel et il est prêt pour la

validation en mode continu. Concernant le RLF, il nécessite un travail complémentaire d'instrumentation.

Même si l'application de la stratégie intégrée sur le modèle du RLF donne de bon résultats, une étude complémentaire sur l'action  $Q_e$  pourrait améliorer encore les performances de ce correcteur et de la stratégie en générale. En effet, il faut considérer plus précisément l'équilibre qui doit exister entre les débits intervenant dans le réacteur (débit d'entrée, débit de recirculation et débit à l'intérieur du réacteur) de manière à garantir la fluidisation. De plus, le choix des mesures en fonction du point de collocation peut avoir aussi une influence sur les performances des correcteurs.

Par ailleurs, dans l'industrie papetière, une partie des effluents sont en général traités par les boues activées. Le problème des boues produites reste entier, la réduction de celles-ci (à la source ou par un traitement approprié) est un sujet de recherche abordé activement dans le domaine du génie de procédés. A ce titre, on pourrait envisager un couplage des deux procédés (anaérobie et boues activés) par l'intermédiaire d'une étude scientifique sur une stratégie intégrée. En effet, le principe de la stratégie intégrée a été déjà testé indépendamment sur les deux types de procédés en montrant des bonnes performances.

Un autre travail intéressant concerne la conception d'un observateur flou sans la nécessité de linéariser le modèle. Ceci peut améliorer l'estimation vis-à-vis des erreurs de modélisation et en régime transitoire. En effet, on peut considérer un observateur de type Luenberger étendu dont le mécanisme de réglage du gain  $K$  serait assuré par un algorithme flou qui ferait varier  $K$  en fonction des conditions opératoires. Cet observateur serait équivalent à un observateur à grand gain, et par conséquent une comparaison entre les deux approches devrait être considérée.

---

# Bibliographie

- [Ahring, 1995] B.K. Ahring. Methanogenesis in thermophilic biogas reactors. *Springer Science: Antonie van Leeuwenhoek*, 67(1):91–102, 1995.
- [Alamir, 2001] M. Alamir. *Automatique et procédés chimiques, modélisation, estimation, cristallisoirs*. Hermès, 2001.
- [Angelidaki et al., 1998] I. Angelidaki, L. Ellegaard, et B. K. Ahring. A comprehensive model of anaerobic bioconversion of complex substrates to biogas. *Biotechnology and Bioengineering*, 63(3):363–372, 1998.
- [Barascud, 1993] M.C. Barascud. *Intégration d'un Réacteur Anaérobie dans les Circuits d'eau d'une Machine à Papier*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1993.
- [Bastin et Dochain, 1991] G. Bastin et D. Dochain. On-line estimation and adaptive control of bioreactors. *Chemical Engineering Science*, 46(11), 1991.
- [Bastin et Van-Impe, 1995] G. Bastin et J.F. Van-Impe. Nonlinear and adaptive control in biotechnology: A tutorial. 1995.
- [Batstone et al., 2002] D.J. Batstone, J. Keller, I. Angelidaki, S.V. Kalyuzhnyi, S.G. Pavlostathis, A. Rozzi, W.T.M. Sanders, H. Siegrist, et V.A. Vavilin. The iwa anaerobic digestion model no 1 (adm1). *Water Science and Technology*, 45(10):65–73, 2002.
- [Batstone et al., 2000a] D.J. Batstone, J. Keller, R.B. Newell, et M. Newland. Modelling anaerobic degradation of complex wastewater. i: model development. *Bioresource Technology*, 75(1):67–74, 2000a.
- [Batstone et al., 2000b] D.J. Batstone, J. Keller, R.B. Newell, et M. Newland. Modelling anaerobic degradation of complex wastewater. ii: parameter estimation and validation using slaughterhouse effluent. *Bioresource Technology*, 75(1):75–85, 2000b.
- [Bernard et Gouzé, 2003] O. Bernard et J.L. Gouzé. Closed loop observers bundle for uncertain biotechnological models. Rapport de recherche, Institut National de Recherche en Informatique et en Automatique, 2003.
- [Bhadra et al., 1984] A. Bhadra, S.N. Mukhopadhyay, et T.K. Ghose. A kinetic model for methanogenesis of acetic acid in a multireactor system. *Biotechnology and Bioengineering*, 26(3):257–264, 1984.
- [Blumensaat et Keller, 2005] F. Blumensaat et J. Keller. Modelling of two-stage anaerobic digestion using the iwa anaerobic digestion model no 1 (adm1). *Water Research*, 39(1): 171–183, 2005.
- [Boillereaux et Flaus, 1995] L. Boillereaux et J.M. Flaus. Adaptive receding horizon state estimation for non linear processes. *IFAC Symposium on Adaptive Systems in Control and Signal Processing*, 1995.
- [Bouchon-Meunier, 1995] B. Bouchon-Meunier. *La logique Floue et ses applications*. Addison Wesley, 1995.

- [Brock, 1970] T. Brock. High temperature systems. *Annual Reviews Ecology and Systems*, 1:191–220, 1970.
- [Béteau, 1992] J. F. Béteau. *Modélisation et Commande d'un Bioprocédé Industriel de Traitement des Déchets Urbains*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique, 1992.
- [Béteau et al., 1991] J.F. Béteau, E. Ferret, M. Lakrori, et A. Cheruy. Bioprocess control: An original approach taking into account some bioprocess constraints. *American Control Conference*, 1991.
- [Cadet et al., 2003] C. Cadet, J.F. Béteau, et S. Carlos-Hernandez. Multicriteria control strategy for cost/quality compromise in wastawater treatment plant. *Control Engineering Practice*, 2003.
- [Carlos-Hernandez et al., 2004c] S. Carlos-Hernandez, J.F. Béteau, et E.N. Sanchez. Modelling and control of an anaerobic wastewater treatment plant. *First International Meeting on Environmental Biotechnology and Engineering*, 2004c.
- [Carlos-Hernandez et al., 2004] S. Carlos-Hernandez, G. Mallet, et J.F. Béteau. Modeling and analysis of the anaerobic digestion process. *Symposium on Structure, Systems and Control, IFAC*, 2004.
- [Carlos-Hernandez et al., 2004a] S. Carlos-Hernandez, N. Ouddak, J.F. Béteau, et E.N. Sanchez. Fuzzy observer for the anaerobic digestion process. *Symposium on Control Applications in Biotechnology, IFAC*, 2004a.
- [Chen et Ying, 1993] G. Chen et H. Ying. On the stability of fuzzy pi control systems. *Proceedings of the 3rd Int'l Conf. on Industrial Fuzzy Control and Intelligent Systems*, 1993.
- [Chen et al., 1996] J. Chen, J.R. Patton, et H.Y. Zhang. Design of unknown input observers and robust fault detection filters. *Internatioanl Journal of Control*, 63(1):85–105, 1996.
- [Cheruy et Flaus, 1994] A. Cheruy et J.M. Flaus. *Capteurs et Mesures en Biotechnologie. Chapitre Des Mesures indirectes à l'estimation en ligne*. Lavoisier, 1994.
- [Couturier et al., 2001] C. Couturier, S. Berger, et I. Meifren. La digestion anaérobie des boues urbaines : états des lieux, état de l'art. *Agence de l'eau Adour-Garonne et Solagro*, 2001.
- [Degremont, 2000] Degremont. *Memento technique de l'eau*. Lavoisier, 2000.
- [Dochain, 1995] D. Dochain. Recent approcahes for the modelling and control of anaerobic digestion. *International Workshop on Monitoring and Control of Anaerobic Digesters*, 1995.
- [Dochain et al., 1992] D. Dochain, J.P. Babary, et Tali-Maamar. Modeling and adaptive control of non linear distributed parameters bioreactors via orthogonal collocation. *Automatica*, 28(5):873–883, 1992.
- [Dugard et Landau, 1988] L. Dugard et I. Landau. *Adaptive Control, methodologies et applications*. Hermes, 1988.
- [Escofier et Pagès, 1998] B. Escofier et J. Pagès. *Analyses factorielles simples et multiples : Objectifs, méthodes et interprétation*. Dunod, 1998.
- [Estaben et al., 1997] M. Estaben, M. Polit, et J.P. Steyer. Fuzzy control for an anaerobic digester. *Control Engineering Practice*, 5(98):1303–1310, 1997.
- [Fan et Kobayashi, 1998] J.C. Fan et T. Kobayashi. A simple adaptive pi controller for linear systems with constant disturbances. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 43(5):733–736, 1998.

- [Flora et al., 1994] J.R.V. Flora, M.T. Suidan, P. Biswas, et G.D. Sayles. A modeling study of anaerobic biofilm systems : I and ii. *Biotechnology and Bioengineering*, 46(1): 43–61, 1994.
- [Galichet, 1995] S. Galichet. Fuzzy controllers : Shyntesis and equivalences. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 3(2):140–148, 1995.
- [Gentil, 1981] S. Gentil. *Modélisation en Ecologie: Méthodologie et Application aux Ecosystèmes Lacustres*. Thèse de doctorat, Ecole des Sciences Physiques, 1981.
- [Georgakis et al., 1977] C. Georgakis, R. Aris, et N.R. Amundson. Study in the control of tubular reactors: General considerations. *Chemical Engineering Science*, 32:1359–1369, 1977.
- [Giojelli et al., 2001] B. Giojelli, C. Verdier, J.Y. Hihn, J.F. Beteau, et A. Rozzi. Identification of axial dispersion coefficient by model method in gas/liquid/solid fluidised beds. *Chemical Engineering and Processing*, 40(2):159–166, 2001.
- [Giraldo-Gomez et Duque, 1998] E. Giraldo-Gomez et M. Duque. Automatic start up of a high rate anaerobic reactor using a fuzzy logic control system. *Fifth Latin-American Workshop-Seminar on Wasterwater Anaerobic Treatment*, 1998.
- [Gouzé et al., 2000] J.L. Gouzé, O. Bernard, et Z. Hadj-Sadok. Observers with modelling uncertainties for the wastewater treatment processes. *1ère Journées Automatique et Environnement, Club EEA Nancy*, 2000.
- [Gouzé et al., 2000a] J.L. Gouzé, A. Rapaport, et Z. Hadj-Sadok. Interval observers for uncertain biological systems. *Ecological Modelling*, 133:45–56, 2000a.
- [Gujer et Zenhder, 1983] W. Gujer et A.J.B. Zenhder. Conversion processes in anaerobic digestion. *Water Sciences and Technology*, 15(8-9):127–167, 1983.
- [Hawkes et al., 1995] D.L. Hawkes, S.J. Wilcox, A.J. Guwy, F.R. Hawkes, et A. Rozzi. Use of an on-line bicarbonate sensor to monitor and control organic overloads in an anaerobic fluidised bed reactors. *International Workshop on Monitoring and Control of Anaerobic Digesters*, 1995.
- [Henson et Seborg, 1994] M.A. Henson et D.E Seborg. Adaptive nonlinear control of a ph neutralization process. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2(3): 169–182, 1994.
- [Hermosillo et al., 1995] O. Monroy Hermosillo, J. Alvarez-Ramirez, et Ricardo Fermat. A mass balance strategy for the robust control of anaerobic digestion. *International Workshop on Monitoring and Control of Anaerobic Digestion Process*, 1995.
- [Hilgert et al., 2000] N. Hilgert, J. Harmand, J.P. Steyer, et J.P. Vila. Nonparametric identification and adaptive control of an anaerobic fluidized bed digester. *Control Engineering Process*, 8(4):367–376, 2000.
- [Holst et al., 1995] T.C. Holst, F. Ehlinger, E. Clermont, et R. Pujol. An automatic control system for an anaerobic fluidized bed: premier industrial application. *International Workshop on Monitoring and Control of Anaerobic Digesters*, 1995.
- [Jain et al., 1992] S. Jain, A.K. Lala, S.K. Bhatia, et A.P. Kudchadker. Modelling of hydrolysis controlled anaerobic digestion. *Journal of Chemical Technology and Biotechnology*, 53(4):337–344, 1992.
- [Khalil, 2002] H.K. Khalil. *Non linear systems*. Prentice Hall, 2002.
- [Klein, 2002] J. Klein. Anaerobic wastewater treatment - the anaerobic digestion of lipids. *Seminar on Biotechnology of the Tampere University of Technology*, 2002.

- [Kokotovich et al., 1976] P.V. Kokotovich, R.E. O'Malley, et P. Sannuti. Singular perturbations and order reductions in control theory: an overview. *Automatica*, 12:123–132, 1976.
- [Kollewe, 2002] P. Kollewe. Conception d'un simulateur et d'un estimateur numériquement robuste pour un procédé biologique de traitement des eaux. Diplôme d'études approfondies, Laboratoire d'Automatique de Grenoble, INPG, 2002.
- [Lakrori, 1989] M. Lakrori. *Commande L/A applications*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1989.
- [Lebart et al., 1995] L. Lebart, A. Morineau, et M. Piron. *Statistique exploratoire multidimensionnelle*. Dunod, 1995.
- [Liaudet, 2002] F. Liaudet. Etude d'un bioréacteur anaérobie en culture fixée : application aux effluents papetiers. Diplôme d'études approfondies, LGP2, INPG, 2002.
- [Mailleret et Bernard, 2001] L. Mailleret et O. Bernard. A simple robust controller to stabilise an anaerobic digestion process. *Proc. of IFAC Control Applications on Biotechnology*, 2001.
- [Mallet, 2004] G. Mallet. Stratégie d'observation d'état pour le procédé de digestion anaérobie en réacteur à lit fluidisé. Diplôme de master recherche, Laboratoire d'automatique de Grenoble, INPG, 2004.
- [Misir et al., 1994] D. Misir, H.A. Malki, et G. Chen. Design and analysis of a fuzzy proportional-integral-derivative controller. *Energy Laboratory and Institute Space Systems Operations*, 1994.
- [Mizumoto, 1992] M. Mizumoto. Realizations of pid controls by fuzzy methods. *Proceedings of First IEEE Conference on Fuzzy Systems*, pages 709–715, 1992.
- [Moletta, 1986a] R. Moletta. Différentes approches de la modélisation de la fermentation méthanique. *Bio-Sciences*, 5(2):55–64, 1986a.
- [Moletta, 1989] R. Moletta. Contrôle et conduite des digesteurs anaérobies. *Revue des Sciences de l'Eau*, 2:265–293, 1989.
- [Moletta et al., 1986] R. Moletta, D. Verrier, et G. Albagnac. Dynamic modelling of anaerobic digestion. *Water Research*, 20(4):427–434, 1986.
- [Morineau et Aluja-Banet, 2003] A. Morineau et T. Aluja-Banet. *Analyse en composantes principales*. Decisia, 2003.
- [Mosey, 1983] F.E. Mosey. Mathematical modelling of the anaerobic digestion process: Regulatory mechanisms for the formation of short-chain volatile acids from glucose. *Water Research*, 15:209–232, 1983.
- [Muller et al., 1997] A. Muller, S. Marsilli-Libelli, A. Aivasidis, T. Lloyd, S. Kroner, et C. Wandrey. Fuzzy control of disturbances in a wastewater treatment process. *Water Research*, 31(12):3157–3167, 1997.
- [Ogata, 2001] K. Ogata. *Modern Control Engineering*. Prentice Hall, 2001.
- [Otton, 1998] V. Otton. *Modélisation et Analyse d'un Procédé à Paramètres Répartis: Etude de la Digestion Anaérobie en Réacteur à Lit Fluidisé*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1998.
- [Otton et al., 2000] V. Otton, J.Y. Hihn, J.F. Beteau, F. Delpech, et A. Cheruy. Axial dispersion of liquid in fluidized bed with external recycling: two dynamic modelling approaches with a view to control. *Biochemical Engineering Journal*, (4):129–136, 2000.

- 
- [Ouddak, 2003] N. Ouddak. Synthèse d'estimateur flou pour un lit fluidisé anaérobie. Diplôme d'études approfondies, Laboratoire d'Automatique de Grenoble, INPG, 2003.
- [Parkin et Owen, 1986] G.F. Parkin et W.F. Owen. Fundamentals of anaerobic digestion of wastewater sludges. *Journal of Environmental Engineering (ASCE) JOEEDU*, 112(5):867–920, 1986.
- [Passino et Yurkovich, 1998] K.M. Passino et S. Yurkovich. *Fuzzy Control*. Adison Wesley, 1998.
- [Petkov et al., 1991] P.H. Petkov, N.D. Christov, et M.M. Konstantinov. *Computational Methods of Linear Control Systems*. Prentice Hall, 1991.
- [Polit et al., 1995] M. Polit, M. Estaben, et P. Buffière. Fuzzy control for anaerobic digestion. *International Workshop on Monitoring and Control of Anaerobic Digesters*, 1995.
- [Rozzi, 1984] A. Rozzi. Modelling and control of anaerobic digestion process. *Transactions Instrumentation, Modelling and Control*, 6(3):153–159, 1984.
- [Rozzi et Passino, 1985] A. Rozzi et R. Passino. Chapter : Mathematical models in anaerobic treatment process in mathematical models in biological wastewater treatment. *S.E. Jorgensen and M.J. Gromiec editors. Elsevier Publications*, 1985.
- [Sanchez et al., 2001] E.N. Sanchez, J.F. Béteau, et S. Carlos-Hernandez. Fuzzy supervisory control for a wastewater anaerobic treatment plant. *International Symposium on Intelligent Control*, 2001.
- [Sanchez et al., 2001b] E.N. Sanchez, J.F. Béteau, et S. Carlos-Hernandez. Hierarchical fuzzy control for a wastewater anaerobic treatment plant. *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 2001b.
- [Sanchez et al., 2001c] E.N. Sanchez, J.F. Béteau, et S. Carlos-Hernandez. Intelligent structure of an integrated control strategy for a wastewater anaerobic treatment plant. *Deuxièmes Journées Franco-Mexicaines d'Automatique Appliquée*, 2001c.
- [Seok, 2003] J. Seok. Hybrid adaptive optimal control of anaerobic fluidized bed bioreactor for the de-icing waste treatment. *Journal of Biotechnology*, 102:165–175, 2003.
- [Simeonov et Stoyanov, 2003] I. Simeonov et S. Stoyanov. Modelling and dynamic compensator controller of the anaerobic digestion of organic wastes. *Chemical and Biochemical Engineering*, 17(4):285–292, 2003.
- [Smith, 1995] H.L. Smith. Monotone dynamical systems: an introduction to the theory of competitive and cooperative systems. *American Mathematical Society*, 1995.
- [Soehartanto, 1999] T. Soehartanto. *Analyse de stabilité et commande de procédés de traitement des eaux usées*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 1999.
- [Soehartanto et al., 1999] T. Soehartanto, J.F. Béteau, et F. Chaume. Model based selection of an appropriate control strategy. application to an anaerobic digester. *Mathematical and Computer Modelling Of Dynamical Systems*, 5(4):372–389, 1999.
- [Sontag et Ingalls, 2001] E.D. Sontag et B. Ingalls. A small-gain theorem with applications to input/output systems, incremental stability, detectability, and interconnections. *Journal of the Franklin Institute*, 339:211–229, 2001.
- [Steyer et al., 1995] J.P. Steyer, M. Amouroux, et R. Moletta. Process and control to improve stable operation and optimization of anaerobic digestion process. *International Workshop on Monitoring and Control of Anaerobic Digestion Process*, 1995.
-

- [Steyer et al., 1999] J.P. Steyer, P. Buffière, et D. Roland et R. Moletta. Advanced control of anaerobic digestion processes through disturbances monitoring. *Water Research*, 33 (9):2058–2069, 1999.
- [Takagi et Sugeno, 1985] T. Takagi et M. Sugeno. Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 15(1):116–132, 1985.
- [Tanaka et Wang, 2001] K. Tanaka et H.O. Wang. *Fuzzy Control Systems, Design and Analysis*. John Wiley, 2001.
- [Theillol et al., 2000] D. Theillol, J.P. Metzger, C. Aubrun, D. Sauter, et J.Harmand. Estimation en ligne de concentrations de matière organique : application à un procédé biologique anaérobie de dépollution. *1ères Journées Automatique et Environnement, Club EEA Nancy*, 2000.
- [Touzart et Matignon, 1989] Touzart et Matignon. *Manuel d'exploitation de l'intégrateur C-R5A*. Touzart et Matignon, 1989.
- [Vannelli et Vidyasagar, 1985] A. Vannelli et A.M. Vidyasagar. Maximal lyapunov functions and domains of attraction for autonomous non linear systems. *Automatica*, 21: 69–80, 1985.
- [Vanrolleghem, 1994] P.A. Vanrolleghem. Model based control of anaerobic wastewater treatment plants. 1994.
- [Verdier, 2001] C. Verdier. *Estimation d'état pour un procédé biologique de traitement d'eaux usées*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2001.
- [Verdier et Beteau, 1999] C. Verdier et J.F. Beteau. Asymptotic observer for a distributed parameters model: application to a fluidized bed reactor. *European Control Conference*, 1999.
- [Verdier et Beteau, 2000] C. Verdier et J.F. Beteau. Design of robust h infinite estimator for bioprocesses: application to a fluidized bed reactor. *Third International Symposium on Mathematical Modelling*, 2000.
- [Wang, 1997] L.X. Wang. *A Course in Fuzzy Systems and Control*. Prentice-Hall, 1997.
- [Ying et al., 1990] H. Ying, W. Siler, et J.J. Buckley. Fuzzy control theory: a non linear case. *Automatica*, 26(3):513–520, 1990.
- [Zadeh, 1965] L.A. Zadeh. Fuzzy sets. *Information and Control*, 8:338–353, 1965.
- [Zhang et al., 2001] J. Zhang, C.R. Knopse, et P. Tsiotras. Stability of time-delay systems: equivalent between lyapunov and scaled small gain conditions. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 46(3):482–486, 2001.
- [Zhimadzu, 1996] Zhimadzu. *Gas Chromatograph GC-14B: Users Manual*. Zhimadzu Corporation, 1996.

# Annexe A

## La méthode de collocation orthogonale

### A.1 Principe de la méthode

La collocation orthogonale est une méthode pour approcher un système à paramètres distribués par plusieurs systèmes à paramètres localisés. Dans le cas du RLF, cette méthode est employée afin de simplifier l'écriture et l'étude du comportement hydrodynamique du réacteur décrit par l'équation 1.24 rappelée ci-dessous.

$$\frac{\partial x(t,z)}{\partial t} = -U_i \frac{\partial x(t,z)}{\partial z} + D_a \frac{\partial^2 x(t,z)}{\partial z^2} \quad (\text{A.1})$$

La solution par collocation orthogonale de cette équation a la forme suivante :

$$x(t,z) = \frac{dx_i}{dt} = -U_i \sum_{j=0}^n b_{ij} x_j + D_a \sum_{j=0}^n c_{ij} x_j \quad (\text{A.2})$$

où  $x_j$  représente l'évolution de  $x$  à  $z = z_j$ ,  $n$  le nombre des points de collocation et les coefficients  $b_{ij}$  et  $c_{ij}$  sont calculés comme suit :

$$b_{ij} = \left. \frac{dP_j(z)}{dz} \right|_{z=z_i} \quad (\text{A.3})$$

$$c_{ij} = \left. \frac{d^2 P_j(z)}{dz^2} \right|_{z=z_i} \quad (\text{A.4})$$

avec  $P_j(z)$  des polynômes de Lagrange.

Ainsi la représentation matricielle de cette solution est la suivante :

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1 \\ \vdots \\ \dot{x}_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a_{01} \\ \vdots \\ a_{0n} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} x_{01} \\ \vdots \\ x_{0n} \end{bmatrix} \quad (\text{A.5})$$

où la matrice  $a_{ij}$  est appelée matrice de collocation, son élément  $ij$  est calculé avec l'expression A.9

$$a_{ij} = \left. -U_i \frac{dP_j(z)}{dz} + D_a \frac{d^2 P_j(z)}{dz^2} \right|_{z=z_i} \quad (\text{A.6})$$

## A.2 Matrice de collocation du RLF

Les points de collocation du RLF ont été choisis de manière à retrouver les comportements les plus linéaires. Des études précédentes ont montré que le meilleur choix correspond à la moitié supérieure de la colonne. Ainsi trois points intérieurs et la sortie du réacteur ont été considérés. Les points intérieurs sont déduits à partir du polynôme de Jacobi suivant :

$$P_3^{0,4}(z) = z^3 - \frac{21}{10}z^2 + \frac{7}{5}z - \frac{7}{24} \quad (\text{A.7})$$

Les zéros de ce polynôme sont :  $[0,42 \ 0,734 \ 0,946]$ .

Sachant que la sortie du réacteur se trouve à 2,6 m de haut, les points de collocation se trouvent aux altitudes suivantes :

$$[z_1 \ z_2 \ z_3 \ z_4] = [0,42 \ 0,734 \ 0,946 \ 1] * 2,6 = [1,09 \ 1,91 \ 2,46 \ 2,6]$$

Les polynômes de Lagrange utilisés ont la forme suivante :

$$P_i(z_{ij}) = a_{i0} + a_{i1}z + a_{i2}z^2 + a_{i3}z^3 + a_{i4}z^4 \quad (\text{A.8})$$

où  $P_i(z_i) = 1$  et  $P_i(z_j) = 0$ .

Ainsi les cinq polynômes décrits ci-dessous ont été choisis pour considérer l'entrée du réacteur et les quatre points de collocation.

$$\begin{aligned} P_0(z) &= 1 - 2,232z + 1,77z^2 - 0,605z^3 + 0,075z^4 \\ P_1(z) &= -4,078 + 6,607z - 8,686z^2 + 3,77z^3 - 0,54z^4 \\ P_2(z) &= 1,097e^{-12} - 11,729z + 20,04z^2 - 10,347z^3 + 1,682z^4 \\ P_3(z) &= -2,308e^{-12} + 20,858z - 38,08z^2 + 21,58z^3 - 3,85z^4 \\ P_4(z) &= 1,34e^{-12} - 13,5z + 24,95z^2 - 14,39z^3 + 2,63z^4 \end{aligned}$$

Chaque un des polynômes de Lagrange est dérivé deux fois pour obtenir la matrice de collocation de dimension  $5 \times 5$  suivante :

$$\begin{bmatrix} P_0 & P_1 & P_2 & P_3 & P_4 \\ l_{00} & l_{10} & l_{20} & l_{30} & l_{40} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ l_{04} & l_{14} & l_{24} & l_{34} & l_{44} \end{bmatrix}$$

où chacun des éléments est calculé comme suit :

$$l_{ij} = \left| -U_i \frac{dP_j(z)}{dz} + D_a \frac{d^2P_j(z)}{dz^2} \right|_{z=z_i} \quad (\text{A.9})$$

# Annexe B

## Calcul du point d'équilibre

### B.1 Modèle du RPA sans filtre de biomasse

Le point d'équilibre du modèle de digestion est calculé en annulant les équations différentielles. Des valeurs fixes du pH et du taux de dilution sont considérées.

Ainsi, pour l'annulation de l'équation de la biomasse  $X_1$  donne le résultat suivant.

$$\frac{dX_1}{dt} = (\mu_1 - D)X_1 = 0 \quad (\text{B.1})$$

Deux solution sont possibles :  $X_1 = 0$  et  $\mu_1 = D$ . Cette dernière offre la possibilité d'obtenir la valeur de  $S_1$  à l'équilibre. En effet, en remplaçant l'équation du taux de croissance  $\mu_1$ , on a l'expression suivante :

$$D = \frac{\mu_{1max}S_1}{K_{s1} + S_1 + \frac{S_1HS}{K_{i1}}}$$

d'où :

$$S_{1eq} = \frac{DK_{s1}}{\mu_{1max} - D - \frac{D}{K_{ic}}HS} \quad (\text{B.2})$$

Une procédure similaire permet de calculer la valeur à l'équilibre de  $HS$  et  $S_2$ . L'équation de  $X_2$  est égalisée à zéro.

$$\frac{dX_2}{dt} = (\mu_2 - D)X_2 = 0 \quad (\text{B.3})$$

Ce qui donne :

$$D = \frac{\mu_{2max}HS}{K_{s2} + HS + \frac{HS^2}{K_{i2}}}$$

A partir de cette dernière équation une expression de deuxième degré est déduite pour  $HS$  :

$$\frac{D}{K_{i2}}HS^2 + (D - \mu_{2max})HS + DK_{s2} = 0$$

En considérant les équations algébriques qui modélisent l'équilibre de l'acide acétique,  $H^+S^- - K_aHS = 0$  et  $HS + S^- - S_2 = 0$ , les suivantes expressions sont déduites :

$$S^- = \frac{K_aHS}{H^+} \quad (\text{B.4})$$

$$S_{2eq} = HS + S^- \quad (\text{B.5})$$

Concernant  $X_1$ , sa valeur à l'équilibre est calculée en annulant l'équation différentielle de  $S_1$ .

$$\frac{dS_1}{dt} = -R_6\mu_1X_1 + D(S_{1e} - S_1) = 0 \quad (\text{B.6})$$

Ainsi :

$$X_{1eq} = \frac{S_{1e} - S_{1eq}}{R_6} \quad (\text{B.7})$$

De la même manière, la valeur de  $X_{2eq}$  est déduite à partir de l'équation différentielle de  $S_2$ .

$$\frac{dS_2}{dt} = R_4\mu_1X_1 - R_3\mu_2X_2 + D(S_{2e} - S_2) = 0 \quad (\text{B.8})$$

$$X_{2eq} = \frac{R_4X_{1eq} + (S_{2e} - S_{2eq})}{R_3} \quad (\text{B.9})$$

Par ailleurs, l'équation des cations annulée conduit à la valeur de ces derniers à l'équilibre.

$$\frac{dZ}{dt} = D(Z_e - Z) = 0 \quad (\text{B.10})$$

Ainsi

$$Z_{eq} = Z_e = B + S^- \quad (\text{B.11})$$

Enfin, l'annulation de l'équation différentielle de IC donne les suivants résultats.

$$\frac{dIC}{dt} = R_5\mu_1X_1 + R_2R_3\mu_2X_2 - \lambda R_1R_3\mu_2X_2 + D(IC_e - IC) = 0 \quad (\text{B.12})$$

Si on considère que  $IC_e = Z_e$ , l'expression de deuxième degré pour le  $CO_{2D4}$  suivante est valable :

$$CO_{2d}^2 - (K_hP_t + (R_1 + R_2)R_3X_{2eq} + R_5X_{1eq} + S^-)CO_{2d} + (R_2R_3X_{2eq} + R_5X_{1eq})K_hP_t = 0 \quad (\text{B.13})$$

En considérant les équations algébriques qui modélisent l'équilibre acide-base,  $H^+B - K_bCO_{2d} = 0$  et  $CO_{2d} + B - IC = 0$ , les suivantes expressions sont déduites :

$$B = \frac{K_aCO_{2d}}{H^+} \quad (\text{B.14})$$

$$IC_{eq} = B + CO_{2d} \quad (\text{B.15})$$

## B.2 Modèle du RPA avec filtre de biomasse

Pour le calcul du point d'équilibre du modèle de digestion anaérobie en RPA en considérant un comportement à filtre de biomasse, une procédure identique à celle présentée ci-dessus est nécessaire. La seule différence concerne la valeur du taux de croissance à l'équilibre. En effet, l'annulation de l'équation des biomasse conduit à  $\mu_{1,2} = k_{d1,2}$ . Ainsi, les expressions pour obtenir les états à l'équilibre sont légèrement modifiées. Les résultats sont montrés ci-dessous.

$$S_{1eq} = \frac{k_{d1}K_{s1}}{\mu_{1max} - k_{d1} - \frac{k_{d1}}{K_{ic}}HS} \quad (\text{B.16})$$

$$X_{1eq} = \frac{D(S_{1e} - S_{1eq})}{k_{d1}R_6} \quad (\text{B.17})$$

$$\frac{k_{d2}}{K_{i2}}HS^2 + (k_{d2} - \mu_{2max})HS + k_{d2}K_{s2} = 0$$

$$S_{2eq} = HS + S^- \quad (\text{B.18})$$

$$X_{2eq} = \frac{R_4k_{d1}X_{1eq} + D(S_{2e} - S_{2eq})}{R_3k_{d2}} \quad (\text{B.19})$$

$$CO_{2d}^2 + bCO_{2d} + c = 0$$

avec :

$$b = -\frac{1}{D}(R_5k_{d1}X_{1eq} + (R_1 + R_2)R_3k_{d2}X_{2eq} + P_tK_hD)$$

$$c = \frac{P_tK_hD}{D}(R_5k_{d1}X_{1eq} + R_2R_3k_{d2}X_{2eq} + S^-D)$$

$$IC_{eq} = B + CO_{2d} \quad (\text{B.20})$$

$$Z_{eq} = Z_e = B + S^- \quad (\text{B.21})$$



# Annexe C

## Protocoles expérimentaux

### C.1 Expérience en batch

1. Préparer le substrat en utilisant le tableau 1.1 présenté au chapitre 1.
2. Tamponner le substrat (en ajoutant du carbonate de sodium) de manière à monter le pH autour de 7 voir 7,4.
3. Prendre un échantillon du milieu pour l'analyse à posteriori de la DCO initiale. Etiqueter et conserver l'échantillon à basse température.
4. Mettre le substrat et les bactéries dans le réacteur.
5. Fermer parfaitement le réacteur. Les tuyaux d'entrée et de sortie du milieu doivent être bloqués en s'assurant qu'il n'y a pas de fuites.
6. Etalonner les sondes de température et de pH ainsi que la balance électronique et le chromatographe.
7. S'assurer que la sonde de température et celle du pH sont à sa place dans la platine du réacteur.
8. Démarrer le moteur d'agitation.
9. Faire barboter le milieu en ajoutant de l'azote pour éliminer l'oxygène et d'autres gaz dans le ciel du fermenteur.
10. Taper "acquisition" sur le clavier de l'ordinateur pour lancer le programme d'acquisition des données.
11. Lancer le programme d'activation de l'électrovanne (purge automatique).
12. Si la valeur du pH se trouve en dessous de 6,2 tamponner le milieu pour éviter le blocage du procédé en ajoutant du carbonate de sodium en utilisant le tuyau destiné à cet effet.
13. Profiter de la purge automatique pour faire un analyse du gaz produit (enregistrer le résultat manuellement dans l'ordinateur) et un prélèvement du milieu au moins deux fois par jour.
14. Pour faire le prélèvement débloquer le tuyau et activer la pompe de sortie. Etiqueter et conserver l'échantillon à basse température.
15. Dès que la production du biogaz devient nulle, arrêter le moteur d'agitation et les programmes de contrôle.
16. Retirer le milieu du réacteur.
17. Faire l'analyse de la DCO à l'aide des appareils destinés à cet effet à l'EFPG.

## C.2 Expérience en continu

1. Etalonner les pompes d'alimentation et de soutirage.
2. Démarrer le procédé en batch suivant le protocole C.1
3. Dès que la production de gaz devient nulle le procédé est prêt à passer en mode continu.
4. Préparer le substrat d'entrée (même concentration que le substrat initial).
5. Tamponner le substrat d'entrée de manière à faire monter le pH et surtout à respecter la quantité des cations nécessaires à l'intérieur du réacteur (faire le respectif calcul comme il est montré au paragraphe 3.2.1).
6. Prendre un échantillon du milieu pour l'analyse à posteriori de la DCO d'entrée. Etiqueter et conserver l'échantillon à basse température.
7. Lancer le système d'agitation magnétique du substrat pour avoir un milieu d'entrée homogène.
8. Débloquent les tuyaux d'entrée et de sortie.
9. Démarrer les pompes d'alimentation et de soutirage.
10. Surveiller le démarrage en continu pour une éventuelle régulation du pH.
11. Modifier l'intervalle de la purge automatique. En effet, en mode continu la production de biogaz est plus importante que celle du mode en batch.
12. Préparer au furet et à mesure le substrat d'entrée.
13. Faire l'analyse du gaz produit et le prélèvement du milieu de sortie continûment au moins deux fois par jour.
14. Laisser évoluer le procédé à la même concentration de DCO en entrée pendant au moins dix jours pour atteindre un nouveau point d'équilibre.
15. Arrêter l'expérience ou changer la concentration du substrat d'entrée selon le critère de l'opérateur. Si la première option est choisie aller au point 16. Si la deuxième option est choisie aller au point 10.
16. Fin de l'expérience. Arrêter les moteurs et les programmes de contrôle.
17. Retirer le milieu du réacteur.
18. Faire l'analyse de la DCO à l'aide des appareils destinés à cet effet à l'EFPG.

## C.3 Manipulation du chromatographe

### C.3.1 Mise en route

1. Mettre le chromatographe sous tension
2. Mettre le bouton «heater» sur «on» pour pouvoir chauffer l'injecteur, la colonne et le détecteur à la température désirée.
3. Régler le débit du gaz vecteur désiré ainsi que la fuite et la purge (se mettre sur la position sampling (splitness) ou analysis (split))
4. S'assurer qu'il n'y a pas de fuites sur les lignes de gaz.
5. Allumer la flamme du chromatographe.
  - (a) Ouvrir les bouteilles d'air et d'hydrogène (se mettre à 1 ou 2 bar, pas plus).
  - (b) Régler les débits sur le flow-controller : se mettre à 40 kPa pour les deux gaz.

- (c) Maintenir appuyé le bouton «Ignit» di flow-controller (cela permet de baisser le flux d'air pour pouvoir allumer la flamme).
- (d) Allumer la flamme au moyen de l'allume-gaz, un «pop» retentit lorsqu'elle s'allume.
- (e) La flamme étant incolore et inodore vérifier le bon allumage : il possible de constater la condensation en approchant un métal froid près de la flamme ; s'il n'y a pas de condensation recommencer les étapes 3 et 4. Si la flamme ne s'allume toujours pas fermer la bouteille d'hydrogène et se reporter à la notice technique.
- (f) Mettre le carrier P1 (Make up) à 40 kPa (jouer sur la sensibilité du détecteur).
- (g) Vérifier le range (utilisation d'un range à  $10^3$  pour les fortes concentrations) et la polarité inj1(+).
- (h) Mettre le bouton FID sur «on».
- (i) Vérifier le signal sur l'intégrateur (bouton «monitor» de l'intégrateur) et au besoin ajuster à zéro.

Remarques :

- Un flux d'azote doit toujours balayer la colonne pour éviter que celle-ci ne se détériore. Pendant les périodes où il n'y a pas d'analyse se mettre sur «sampling» pour économiser le gaz.
- Attention quand il n'est pas sous tension, le chromatographe laisse passer le gaz en split. En cas de non-utilisation prolongée, retirer la colonne et la remettre dans son emballage et remettre le bouchon sur la colonne capillaire. La colonne sera ensuite reconditionnée lors de la réutilisation.
- Remplir les fiches de suivi de consommation des gaz. Ce qui permet de constater toute consommation anormale et d'éviter ainsi les fuites. Cela doit être fait au moins de façon hebdomadaire.

### C.3.2 Analyse du gaz

1. Vérifier que le chromatographe est sur le mode «Analysis» (split).
2. Vérifier le range et la polarité pour ne pas saturer.
3. Les boutons «FID» et «Heater» doivent être enclenchés.
4. Les températures de l'injecteur et de la colonne ont été réglées à 60°C et le détecteur à 200°C, ces températures sont modifiables. Pour vérifier la température actuelle appuyer sur «monitor» + det, col ou inj. Les analyses se font en isotherme mais il est possible de programmer des paliers de température.
5. Pour pouvoir commencer une analyse, le chromatographe doit indiquer «ready», signe que la température programmée a été atteinte.
6. Vérifier que l'IC CARD (petite disquette) nommée «GSE» soit dans l'intégrateur.
7. Charger les paramètres précédemment établis en faisant Load «Biogaz», le chromatogramme type est alors chargé et indiquera les hauteurs et les surfaces de pic, le temps de rétention, l'échelle de temps, la manière d'intégration ainsi que la date et l'heure (Régler la date et l'heure si l'intégrateur a été mis hors tension).

8. Envoyer l'échantillon à analyser. Pour l'étalonnage il est fourni par les bouteilles de gaz connu. Pour le gaz produit par la digestion anaérobie, il est récupéré lors de la purge de la colonne de mesure de gaz.
9. Appuyer sur «run/monitor» de l'intégrateur et mettre la vanne valco en position «INJECT» : l'injection est effectuée et l'intégration démarrée.
10. Au bout de quelques instants, remettre la vanne en position «LOAD».
11. Appuyer sur stop lorsque vous voulez arrêter l'intégration (l'arrêt peut être programmé sinon par défaut il est à 655 minutes). Le pic de méthane sort autour de 3 minutes suivant les débits de gaz réglés, on pourra donc laisser l'analyse tourner entre 10 et 15 minutes pour laisser le temps à la ligne de base de retrouver son niveau initial.

## C.4 Mesure de DCO

### 1. Prise d'échantillon

- (a) Prélever l'échantillon.
- (b) Séparer la biolite du substrat. En effet lors de prélèvement l'échantillon contient de la biolite et du substrat. Il faut alors laisser décanter la biolite quelques instants dans l'éprouvette de prélèvement.
- (c) Prélever le surnageant jusqu'à la limite liquide/solide (substrat/biolite) et le mettre en éprouvette.
- (d) Diluer l'échantillon suivant la gamme des réactifs utilisés. Les réactifs disponibles sont de type Hach pour une gamme de 0-1500 mg/lit de DCO. Pour un substrat à 5 g/l, on pourra prélever 1 mL et compléter jusqu'à 5 mL avec de l'eau ultra-pure.
- (e) Préparer un blanc avec de l'eau ultra-pure comme référence.

### 2. Dosage

- (a) Prélever 2 mL de chacun des échantillons préparés et les introduire un à un dans les flacons Hach.
- (b) Agiter puis placer les flacons à 148°C pendant 2 heures.
- (c) Laisser refroidir.
- (d) Etalonner le spectromètre à l'aide du flacon contenant que de l'eau ultra-pure : sélectionner le programme Hach correspondant à la gamme utilisée.
- (e) Passer les flacons dans le spectromètre Hach.
- (f) Prendre note des mesures.

# Annexe D

## Etalonnage des équipements

### D.1 Etalonnage de la sonde de pH

L'étalonnage est basé sur la documentation du biocontrôleur ADI 1030 de la société Applikon et complété par les remarques faites lors de l'étape expérimentale.

1. Accéder au menu «MANUAL».
2. Sélectionner l'option «CALIBRATION».
3. Appuyer sur la touche correspondant au «pH».
4. Appuyer sur la touche «EXECUTE».
5. Proportionner la températures des solutions tampon.
6. Tremper la sonde du pH dans la premier solution tampon (normalement pH=4) jusqu'au ce que l'appareil demande la deuxième solution tampon.
7. Tremper la sonde du pH dans la deuxième solution tampon (normalement pH=7) jusqu'au ce que l'appareil calcule et affiche les paramètres correspondants.
8. La sonde et maintenant prête pour son utilisation.

### D.2 Etalonnage de la sonde de température

L'étalonnage est basé sur la documentation du biocontrôleur ADI 1030 de la société Applikon et complété par les remarques faites lors de l'étape expérimentale.

1. Accéder au menu «MANUAL».
2. Sélectionner l'option «CALIBRATION».
3. Appuyer sur la touche «Temp».
4. Appuyer sur la touche «EXECUTE».
5. Proportionner la première valeur de température la sonde de température.
6. Changer la température de la sonde et proportionner cette deuxième valeur.
7. Laisser l'appareil calculer et afficher les paramètres correspondants.
8. La sonde et maintenant prête pour son utilisation.

**Remarque :** Dans notre cas, une erreur statique de 5 degrés induite par le biocontrôleur a été constatée en comparant ses mesures avec celles d'autre thermomètre. Pour cette raison, la température affiché par le bioncontrôleur de 42°C corresponde en réalité a une température de 37°C.

## D.3 Etalonnage de la balance électronique

L'étalonnage est basé sur la documentation du biocontrôleur ADI 1030 de la société Applikon et complété par les remarques faites lors de l'étape expérimentale.

1. Accéder au menu «MANUAL».
2. Sélectionner l'option «CALIBRATION».
3. Appuyer sur la touche «mV/mA».
4. Choisir l'unité de mesure du poids (g ou kg). En raison de la quantité du poids à mesurer il est recommandable de choisir les grammes.
5. Appuyer sur la touche «EXECUTE».
6. Mettre au zéro la balance par l'intermédiaire de la touche TARE.
7. Mettre un poids prédéterminé sur la balance en fonction de la quantité de biogaz attendue.
8. Proportionner au biocontrôleur le poids mesuré par la balance.
9. Changer le poids de la balance en fonction de la quantité de biogaz attendue.
10. Proportionner au biocontrôleur le poids mesuré par la balance.
11. Laisser l'appareil calculer et afficher les paramètres correspondants.
12. La balance est maintenant prête pour son utilisation.

**Remarque :** Il est recommandable de re-étalonner la balance fréquemment (une ou deux fois par semaine) pour éviter des erreurs de communication entre la balance et le biocontrôleur.

## D.4 Etalonnage du chromatographe

L'analyse par chromatographie permettra de connaître la composition du gaz produit lors de la digestion anaérobie. Le chromatographe disponible au GSE permette de détecter seulement le méthane. Ainsi, sous l'hypothèse que le gaz produit est composé essentiellement de méthane et de dioxyde de carbone, le chromatographe doit être étalonné de manière à déduire la quantité de chacun de ces gaz.

Le principe du protocole d'étalonnage repose sur l'analyse des échantillons à composition connue.

1. Mélanger du méthane et du dioxyde de carbone dans la colonne de mesure de gaz.
2. Agiter la colonne pour avoir un mélange homogène.
3. Purger la colonne de manière à envoyer l'échantillon au chromatographe pour être analysé.
4. Calculer la quantité de méthane et déduire celle du dioxyde de carbone à partir des chromatogrammes et de la composition connue de l'échantillon analysé.
5. Analyser plusieurs échantillons à différentes compositions connues de manière à caractériser le mieux possible la réponse du chromatographe.
6. Les chromatogrammes obtenus lors de la série d'étalonnage deviennent les chromatogrammes de référence pour l'expérience courante.

## D.5 Etalonnage des pompes

Les pompes d'alimentation et de soutirage doivent être étalonnées de manière connaître parfaitement le débit d'entrée et donc le taux de dilution.

1. Préparer une quantité connue d'un liquide qui sera pompé d'un stock vers un autre. Ce liquide peut être de l'eau ou du substrat.
2. Régler la vitesse des pompes au moyen des potentiomètres destinés à cet effet.
3. Mettre en fonctionnement les pompes.
4. Démarrer un chronomètre.
5. Laisser tourner les pompes pendant une période de temps considérable pour avoir des résultats fiables.
6. Au but d'une heure arrêter les pompes et le chronomètre.
7. Mesurer la quantité du liquide pompé et calculer le débit de chacune des pompes (volume de l'eau pompée divisé par le temps de pompage).
8. Faire plusieurs calculs pour différentes vitesses des pompes de manière à caractériser sa réponse en fonction de la variation des potentiomètres.
9. Faire un essai de pompage passant par le réacteur de manière à comparer le débit d'entrée au débit de sortie.
  - (a) Brancher les tuyaux de pompes au réacteur.
  - (b) Mettre les deux pompes au même débit.
  - (c) Démarrer les pompes et un chronomètre.
  - (d) Au but d'une heure arrêter les pompes et le chronomètre.
  - (e) Mesurer la quantité de liquide alimenté et celle du liquide soutiré. Si elles ne sont pas égales, ajuster la vitesse des pompes et refaire l'essai jusqu'à avoir le même rapport entrée-sortie.

## D.6 Etalonnage du système de purge

L'électrovanne qui permette de purger la colonne de mesure du biogaz est piloté par la sortie numérique No. 4 du biocontrôleur.

Procédez comme suit pour l'activer :

1. Configuration du timer :
  - (a) Sur le menu principal sélectionner CONFIG
  - (b) Sélectionner SET UP
  - (c) Sélectionner TIMER
  - (d) Sélectionner EDIT OUTPUT 4
  - (e) Régler DELAY : le temps d'attente avant le démarrage de l'activation cyclique (2-3 minutes). Le format de réglage est «hhmmss».
  - (f) Régler ON : le temps d'ouverture de la vanne (expérience en batch : 2-3 minutes ; expérience en continu : 3-5 minutes).
  - (g) Régler OFF : le temps de fermeture de la vanne (expérience en batch : 3-4 heures ; expérience en continu : 1-2 heures).

2. Activation de l'électrovanne
  - (a) Sur le menu principal sélectionner MANUAL
  - (b) Sélectionner OUTPUTS
  - (c) Sélectionner DIGITAL
  - (d) Sélectionner TIME OUTPUT4 (ACTIVE/NOT ACTIVE)
  - (e) Sélectionner STOP/START
3. Vérifier le fonctionnement de l'électrovanne, dès que le temps du DELAY s'écoule, l'électrovanne doit s'ouvrir et après le temps d'ouverture elle doit se refermer.

# Annexe E

## Théorème de Rosenbrock

### E.1 Observabilité

Le théorème de Rosenbrock établit que le système linéaire défini par :

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Fx + Gu \\ y &= Hx \end{aligned} \tag{E.1}$$

avec

$$\begin{aligned} F &\in \mathbb{R}^{n \times n} \\ G &\in \mathbb{R}^{n \times m} \\ H &\in \mathbb{R}^{p \times n} \end{aligned}$$

est complètement observable si et seulement si la matrice  $O_R$  est de rang  $n^2$   
Dans le cas du RPA  $n = 6$ ,  $m = 3$  et  $p = 2$ . Pour le RLF  $n = 13$ ,  $m = 3$  et  $p = 2$

$$O_R = \begin{bmatrix} I_n & 0 & 0 & 0 & 0 & H^T \\ -F & I_n & & & & H^T \\ 0 & \ddots & \ddots & 0 & \vdots & 0 \\ & & -F & I_n & H^T & \\ 0 & 0 & & -F & H^T & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{E.2}$$

### E.2 Commandabilité

De la même manière, le système E.1 est complètement commandable si et seulement si la matrice  $C_R$  est de rang  $n^2$ .

$$C_R = \begin{bmatrix} I_n & 0 & 0 & 0 & G \\ -F & I_n & & & G \\ 0 & \ddots & \ddots & 0 & \vdots & 0 \\ & & -F & I_n & G & \\ 0 & 0 & & -F & G & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{E.3}$$



*Stratégie de commande intégrée intelligente de procédés de traitement des eaux usées par la digestion anaérobie*

Mots-clefs : digestion anaérobie, traitement des eaux usées, commande floue, observateur flou, stratégie de commande, Takagi-Sugeno, analyse en composantes principales.

La digestion anaérobie est efficace pour traiter d'effluents fortement chargés de matière organique. Des bactéries anaérobies transforment les polluants en un biogaz énergétiquement valorisable (composé principalement de méthane et de dioxyde de carbone). Néanmoins, ce bioprocédé est sensible aux variations des conditions opératoires et il contient de variables difficiles à mesurer ce qui impose une grande diversité de sujets de recherche. Dans ce contexte, nous proposons un observateur d'état flou pour l'estimation de variables à accès difficile. Les variables floues utilisés par l'observateur sont choisies à partir d'une analyse en composantes principales. Par ailleurs, les lois de commande pour la digestion anaérobie sont actuellement conçues pour résoudre un problème à la fois. Ainsi, nous élaborons une stratégie de commande intelligente (basée sur la commande floue) qui combine les avantages de différentes actions de commande pour atteindre plusieurs objectifs à la fois. Enfin, nous avons mise en place une étape expérimentale de manière à valider notre démarche.

*Integrated intelligent control strategy for wastewater treatment plants by anaerobic digestion.*

Keywords: anaerobic digestion, wastewater treatment, fuzzy control, fuzzy observer, control strategy, Takagi-Sugeno, principal components analysis.

Anaerobic digestion process is efficient to treat effluents strongly charged with organic substrates. Anaerobic bacteria transform the pollutants into a biogas which can be used as energy source (composed by methane and carbon dioxide). Nevertheless, this bioprocess is sensitive to the variations of the operating conditions and it contains variables difficult to measure. These situations impose a great diversity of research subjects. In this context, we propose a fuzzy state observer to estimate variables difficult to measure. The observer fuzzy variables are chosen by a principal components analysis. In addition, the control laws for the anaerobic digestion are currently designed to solve only one problem at the same time. Then, we design an intelligent control strategy (based on the fuzzy control) which combines the advantages of different control actions to achieve several goals at the same time. Lastly, we carry out an experimental stage to validate the proposed methodology.