

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université Mohamed Khider Biskra

Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique
Filière : Automatique

Option : **Automatique Avancé**

Réf :

Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme:

MASTER

Thème :

*Modélisation et Contrôle d'un bioréacteur
à lit fixe*

Présenté par :

SAOULI Mohamed El-hachemi

KERDOUDI Mohamed Salah

Soutenu le : 06 Juin 2013

Devant le jury composé de :

Mme. MEGHERBI Hassina	MAA	Université de Biskra	Président
Mr . BENELMIR Okba	MCB	Université de Biskra	Encadreur
Mme. MIHI Assia	MAA	Université de Biskra	Examineur

Année universitaire : 2012 / 2013



*“ Il n’y a pas de vie sans eau. C’est un bien précieux,
indispensable à toutes les activités humaines.
Altérer la qualité de l’eau, c’est nuire à la vie de
l’homme et des autres êtres vivants qui en dépendent.
La qualité de l’eau doit être préservée à des niveaux
adaptés à “L’utilisation, et doit notamment satisfaire
aux exigences de la santé publique”.*

(Organisation des Nations Unies).

Dédicaces

Je dédie ce travail :

A la mémoire de mon cher père el hadj Mustapha (que Dieu ait son âme).

A ma mère qui m'a éclairée mon chemin et qui m'a encouragé et soutenue

*toute au long de mes études. Merci, pour tous les sacrifices, Je vous souhaite la santé,
et le bonheur, pour toute la vie.*

A tous mes frères, nièces et neveux en particulier : Abdelouahab, Nadhir ...

A toute ma grande famille.

A tous ceux qui m'ont aidé de peu ou de plus ...

A mes collègues de la promotion.

A tous mes amis sans exception.

M^{ed}. El-hachemi.

Je Dédie Ce Travail

A Mes Parents Moudjahiddines.

A Mon Regrette Père Kerdoudi Ammar.

A Ma Mère Guedida Chikha à Laquelle Je Sohaite Longue Vie.

A Ma Femme et à Mes Adorables Enfants Hilal, Heythem, Hadjar, Sara.

A Toute Ma Famille.

A Tous Ce Qui Mon Aidé De Prés Ou De Loin Pour La Réalisation De Ce Mémoire.

M^{ed}. Salah.

Remerciements

Nous remercions Allah tout puissant qui nous a donné la force et la volonté pour pouvoir finir ce mémoire de master.

Nous tenons à remercier vivement notre encadreur : Mr. *BENELMIR Okba* d'avoir accepté de diriger ce projet et pour la confiance qu'il nous accordées, ses encouragements, et ses précieux conseils.

Nous voudrions remercier également Mme. *MEGHERBI Hassina*, et Mme. *MIHI Assia*, membres de jury, de nous avoir fait l'honneur d'accepter de juger ce travail.

Nous tenons chaleureusement à remercier le complexe de tissage et finissage de Biskra, pour leur accueil chaleureux, et très spécialement Mr. *DEBABECHE Djamel*, responsable de l'unité de traitement de l'eau et le délégué chargé de l'environnement.

Nous tenons à remercier, tous ceux qui nous enseignés durant toutes notre études et en particulier nos enseignants à l'université de Mohamed Khider Biskra.

Nous tenons aussi à remercier tout les personnes qui nous ont encouragés pendant la réalisation de ce travail, famille, collègue, amis, sans exception.

Table des matières

Dédicaces

Remerciements

Table des matières i

Listes des figures v

Liste des tableaux vi

Nomenclature vii

Résumé viii

Introduction générale 1

Chapitre I : Traitement des eaux usées. **3**

Introduction..... 3

I.1 L'eau et la pollution..... 4

I.1.1 Les sources de pollution..... 4

I.1.2 Les indicateurs de pollution..... 5

I.2 Traitement des eaux usées..... 5

I.2.1 Filières de traitement des eaux..... 6

I.2.1 Station d'épuration des eaux usées..... 7

I.3 Le traitement biologique des eaux usées..... 9

I.3.1 Les micro-organismes épurateurs. 10

I.3.2	Les principaux polluants.....	12
I.4	La dénitrification.....	13
I.5	L'automatique des bioprocédés.....	13
	Conclusion.....	14
	Chapitre II : Modélisation et analyse du procédé biologique.	15
	Introduction.....	15
II.1	Les type de bioréacteurs.....	16
II.1.1	Présentation du bioréacteur à lit fixe (biofiltre).....	16
II.1.2	Description du réacteur de dénitrification.....	17
II.2	Modélisation.....	19
II.2.1	Modèle mathématique du réacteur de dénitrification (Bilans matières).....	19
II.2.2	Transformation du modèle à paramètres répartis.....	22
II.2.3	La méthode des différences finies.....	22
II.3	Modélisation par multi-étagé.....	23
II.3.1	Equations d'état d'un étage i.....	24
II.4	Le taux de dilution.....	24
II.5	Point de fonctionnement.....	25
II.6	Analyse du système.....	26
II.7	Linéarisation du modèle autour d'un point d'équilibre.....	26
II.7.1	Méthode de linéarisation.....	29
II.7.2	Modèle du système linéaire.....	30
II.8	Représentation du modèle dans l'espace d'état.....	32
II.8.1	Représentation des matrices dynamique.....	32
II.8.2	Représentation de la matrice de sortie.....	33
II.9	Comparaison de comportement du système linéarisé avec le système non linéaire.....	34
II.10	Étude et Analyse de système linéaire.....	36
II.10.1	La stabilité.....	36
II.10.2	Observabilité et Commandabilité.....	37
	Conclusion.....	38

Chapitre III : Théorie de la logique floue.	39
Introduction.....	39
III.1 Logique classique et logique floue.....	40
III.2 Historique et définition.....	40
III.3 Sous ensembles flous.....	40
III.4 Les bases fondamentales.....	41
III.4.1 Univers de discours.....	41
III.4.2 Variables linguistiques.....	42
III.4.3 Fonctions d'appartenances.....	42
III.5 Opérations de base sur les sous ensembles flous.....	43
III.6 Le contrôleur à logique floue.....	44
III.6.1 Différents types de contrôleurs flous.....	44
III.7 Structure générale de contrôleur floue.....	46
III.7.1 Fuzzification.....	46
III.7.2 Moteur d'inférence floue.....	47
III.7.3 Les différents systèmes d'inférence floue.....	47
III.7.4 Règles floues.....	48
III.7.5 Defuzzification.....	50
Conclusion.....	51
Chapitre IV : Commande du bioprocédé de dénitrification.	53
Introduction.....	53
IV.1 Commande adaptative linéarisante avec estimation d'état du système non linéaire.....	54
IV.1.1 Position du problème.....	54
IV.1.1.1 Rappel le Modèle de bioprocédé.....	55
IV.1.2 Analyse et Objectifs.....	55
IV.1.3 Choix de la grandeur de commande.....	57
IV.1.4 Loi de commande adoptée.....	57
IV.1.5 Estimation d'état de système non linéaire.....	58

IV.1.5.1	Estimation de la concentration de biomasse.....	58
IV.1.5.2	Estimation des cinétiques de croissance.....	60
IV.2	Commande floue de bioprocédé.....	62
IV.2.1	Rappel du problème.....	62
IV.2.2	Le contrôleur floue.....	62
IV.2.2.1	Calcul de l'erreur et sa variation.....	63
IV.2.2.2	Etape de détermination de la base de données floues.....	64
IV.2.2.3	Description de la base des règles.....	65
IV.2.2.4	Moteur d'inférence et déffuzification.....	66
IV.2.3	La compensation de perturbation.....	66
IV.2.4	Résultats de simulation.....	67
Conclusion.....		77
Conclusion générale		78
Bibliographie		80
Annexes		82

Liste des figures

Fig. I.1 : Schéma d'une station de traitement des eaux.

Fig. II.1 : Bioréacteur à lit fixe.

Fig. II.2 : Support expérimental du procédé de dénitrification.

Fig. II.3 : Discrétisation du modèle à paramètres répartis.

Fig. II.4 : Schéma de n infiniment mélangé interconnectés.

Fig. II.5 : Répartition de biofiltre.

Fig. II.6 : L'évolution temporelle au point $z_1 = 0.1175 m$.

Fig. II.7 : L'évolution temporelle au point $z_2 = 0.3574 m$.

Fig. II.8 : L'évolution temporelle au point $z_3 = 0.6426 m$.

Fig. II.9 : L'évolution temporelle au point $z_4 = 0.8825 m$.

Fig. II.10 : L'évolution temporelle au point $z_5 = 1 m$.

Fig. II.11 : Comparaison du modèle linéaire et non linéaire au point $z = 0.3575 m$.

Fig. II.12 : Comparaison du modèle linéaire et non linéaire au point $z = 1 m$.

Fig. III.1 : Représentation de température par les ensembles classiques et flous.

Fig. III.2 : Formes typiques représentatives des fonctions d'appartenance.

Fig. III.3 : Les différents operateurs de la logique floue.

Fig. III.4 : Structure interne d'un système flou.

Fig. III.5 : Représentation des méthodes de défuzzification.

Fig. IV.1 : Schéma de commande.

Fig. IV.2 : Fonction d'appartenance de l'erreur err .

Fig. IV.3 : Fonction d'appartenance de la déférence d'erreur $derr$.

Fig. IV.4 : Fonction d'appartenance de la commande cde .

Fig. IV.5 : Comparaisons de l'évolution de la sortie (la somme de concentrations) du système approché.

Fig. IV.6 : Comparaisons de l'évolution de la commande du système approché.

Fig. IV.7 : Comparaisons de l'évolution d'erreur du système approché.

Fig. IV.8 : Comparaisons de l'évolution de la biomasse estimée et réel.

Fig. IV.9 : Comparaisons de taux de croissance μ estimée et réel.

Fig. IV.10 : Comparaisons de l'évolution de la somme de concentrations avec consigne dynamique.

Fig. IV.11 : Comparaisons de la commande avec consigne dynamique.

Fig. IV.12 : Comparaisons d'erreur avec consigne dynamique.

Fig. IV.13 : Comparaisons de la biomasse estimée et réel avec consigne dynamique.

Fig. IV.14 : Comparaisons de taux de croissance μ estimée et réel avec consigne dynamique.

Fig. IV.15 : Evolution de signal de perturbation.

Fig. IV.16 : Comparaisons de la somme de concentrations en sortie avec l'introduction de perturbation.

Fig. IV.17 : Comparaisons de la somme de concentrations avec perturbation et consigne dynamique.

Fig. IV.18 : Comparaisons de la commande avec perturbation.

Fig. IV.19 : Comparaisons d'erreur avec perturbation.

Fig. IV.20 : Comparaisons de biomasse estimée et réel avec perturbation.

Fig. IV.21 : Comparaisons de taux de croissance μ estimée et réel avec perturbation.

Liste des tableaux

Tab. IV.1 : Base de règles.

Nomenclature

$S_1(z, t)$	Concentration en nitrate dans la phase liquide	mg/l
$S_2(z, t)$	Concentration en nitrite dans la phase liquide	mg/l
$S_3(z, t)$	Concentration d'éthanol dans la phase liquide	mg/l
$x_a(z, t)$	Concentration de biomasse active dans le biofiltre	mg/l
$S_{1, in}(t)$	Concentration en nitrate à l'entrée de biofiltre	mg/l
$S_{3, in}(t)$	Concentration d'éthanol à l'entrée de biofiltre	mg/l
F	Débit d'alimentation	m^3/h
A	Section du biofiltre	m^2
L	Hauteur du biofiltre	m
η_g	Facteur de correction pour la croissance anaérobie	—
μ_i	Cinétique de réaction	$mg/l/h$
$\mu_{1 max}$	Taux de croissance maximaux de la biomasse dénitrification	h^{-1}
$\mu_{2 max}$	Taux de croissance maximaux de la biomasse dénitrification	h^{-1}
ε	Porosité	—
$x_{a max}$	Concentration maximale de biomasse active	mg/l
y_{h1}	Rendement de la biomasse hétérotrophe (dénitrification)	$g \cdot g^{-1}$
y_{h2}	Rendement de la biomasse hétérotrophe (dénitrification)	$g \cdot g^{-1}$
k_1	L'inverse de rendement de la biomasse hétérotrophe (dénitrification)	—
k_2	L'inverse de rendement de la biomasse hétérotrophe (dénitrification)	—
k_{m1}	Constante de saturation du nitrate (modèle de Monod)	mg/l
k_{m2}	Constante de saturation du nitrite (modèle de Monod)	mg/l
k_{m3}	Constante de saturation de l'éthanol (modèle de Monod)	mg/l
ERI	Eaux résiduaires industrielles	
ERU	Eaux résiduaires urbaines	
DCO	Demande chimique en oxygène	
DBO	Demande biologique en oxygène	
EDP	Equations aux dérivés partiels	

Résumé

L'objectif de l'étude présentée dans ce mémoire concerne la modélisation, l'analyse et le contrôle d'un procédé biotechnologique en réacteur à lit fixe, utilisé pour le traitement des eaux usées (la dénitrification des eaux). La dynamique des réacteurs à lit fixe est mathématiquement caractérisée par des équations aux dérivées partielles non linéaires. La résolution numérique d'un tel système nécessite l'utilisation des méthodes d'approximation. Les modèles mathématiques décrivant un tel procédé se présentent sous forme de système à paramètres répartis. Une fois le modèle établi, les concepts de simulation et d'analyse sont abordables.

Nous proposons dans le cadre de ce travail deux méthodes pour le contrôle et la commande de tel procédé: Nous avons élaboré une commande intelligente basée sur la logique floue et une commande adaptative linéarisante, exploitant la nature non linéaire du procédé biologique.

ملخص

الهدف من الدراسة التي قدمت في هذا العمل يتعلق بالنمذجة والتحليل والتحكم في العمليات البيوتكنولوجية في مفاعل السرير الثابت المستخدمة لمعالجة المياه المستعملة (نزع النتروجين من الماء). ديناميكية مفاعل السرير الثابت تتميز رياضيا بمعادلات تفاضلية جزئية غير الخطية. لحل مثل هذه الانظمة عدديا يتطلب استخدام أساليب للتقريب. النماذج الرياضية التي تصف هذه العملية هي في شكل نظام المعلمة الموزعة. بمجرد وضع النموذج الرياضي، تصبح مفاهيم المحاكاة والتحليل ممكنة.

من خلال هذا العمل نقترح طريقتين للتحكم و السيطرة في مثل هذه الانظمة البيولوجية : لقد قمنا بوضع نظام تحكم ذكي يعتمد على المنطق المبهم ونظام تحكم متكيف تسمح باستغلال هذه الانظمة اللاخطية وفي اطار دراسة مقارنة .

Introduction générale

Le vaste domaine du traitement des eaux usées met en jeu plusieurs disciplines qui se matérialisent par exemple au niveau de la conception, la mise au point et la conduite des stations d'épuration. La contribution de l'automatique dans ce domaine biotechnologique consiste à élaborer des systèmes de surveillance et de commande dans le but de maîtriser et donc d'améliorer les performances des bioprocédés.

L'Algérie, classée parmi les plus pauvres pays en matière d'eau potable, comme la plupart des pays du sud de la méditerranée, la majorité des stations d'épuration des eaux ne sont plus opérationnelles, et donc des milliers de mètres de cubes d'eaux usées issues de l'activité humaine, sont irrégulièrement déversées à la nature. Face à ce fléau, les efforts se sont multipliés et les projets de recherches de méthodes efficaces à son éradication ont été mises en place.

Vue les conséquences néfastes de la pollution sur l'environnement notamment le déversement des eaux usées sans traitement préalable et vue la pénurie exponentielle en eau potable. L'idée de traitement biologique des eaux usées permettra de mettre fin à la prolifération des cas épidémiques et tirer le maximum de profit des eaux usées 'perdues'.

L'augmentation des nitrates dans les eaux de surface ainsi que dans les eaux souterraines constitue un problème auquel les biochimistes d'eau doivent faire face. La dénitrification (réduction de l'azote nitrique en azote gazeux) est alors une étape importante dans le traitement biologique des eaux usées des systèmes d'élimination de nutriments. La biofiltration est une technologie basée sur une réaction biologique qui utilise des micro-organismes immobilisés formant des biofilms ou couches biologiques, où les bioréactions sont mises en place autour de particules solides, ces particules immobilisées sont emballées dans une colonne connue sous le nom de biofiltre. En effet, il s'agit d'une méthode environnementale effective, facile à mettre en œuvre et rentable du fait de sa compacité, de son efficacité et de sa faible consommation d'énergie. Avec l'avènement de normes plus strictes pour rejeter des eaux usées, dans le but de leur réutilisation en eau potable ou non, une meilleure compréhension et l'amélioration des performances d'un tel réacteur est une étape primordiale.

Les travaux présentés dans ce manuscrit concernent l'exploration d'outils alternatifs de l'automatique basés sur, la commande adaptative et la logique floue, pour la commande d'un tels bioprocédé de traitement des eaux usées.

L'objectif de cette étude concerne la modélisation dynamique, l'analyse et la commande de procédés biotechnologiques en réacteurs à lit fixe. Le problème fondamental, qui apparaît dans telle procédés est le comportement non linéaire et non stationnaire de ces procédés. Notre contribution dans ce travail est de prouver la possibilité de l'application de la technique intelligente basée sur, la logique floue, pour la commande des procédés de traitement des eaux usées. En effet, c'est dans ce cadre que se situent notre motivation et notre intérêt.

Nous commençons dans le premier chapitre à replacer notre travail dans le contexte du traitement de la pollution. Nous décrivons dans ce chapitre les différents polluants et les filières de traitement.

Le deuxième chapitre aborde la modélisation dynamique des procédés biologiques utilisés dans le domaine du traitement des eaux résiduaires, Nous nous focalisons sur l'approche des bilans de matière, qui conduit à un système à équations aux dérivés partiels non linéaires non stationnaires de premier ordre. Ensuite on le transforme à un système à paramètres repartis non linéaire. Finalement, on simule le modèle adopté et on l'analyse de son comportement, puis on passe à l'étude de la stabilité, la commandabilité et l'observabilité.

Le troisième chapitre concerne l'introduction sur la théorie de la logique floue, Nous commençons par les bases fondamentales sur les sous ensembles floue, Ensuite on met un aperçu général sur la structure interne d'un contrôleur floue.

Le quatrième chapitre est consacré à l'application des méthodes de commandes, floue et adaptative pour la commande de notre bioprocédé, Dans le cadre d'une étude comparative. Nous nous proposons un contrôleur flou pour la régulation des concentrations à éliminer. Les résultats obtenus de simulation soulignent les caractéristiques d'applicabilité, de performance pour l'utilisation avec succès de ces techniques sur ces systèmes.

Enfin, nous terminons ce modeste travail par une conclusion générale, avec quelques pistes de recherche future dans ce domaine.

Chapitre I

Traitement des eaux usées

Introduction

La croissance démographique et le développement industriel conduisent à des besoins en eaux (assez important), ce qui explique l'augmentation permanente du volume des rejets polluants pouvant causer des nuisances à la santé publique.

Le traitement des eaux usées reste un domaine vaste, met en jeu plusieurs disciplines qui se matérialisent par exemple au niveau de la conception, la mise au point et la conduite des stations d'épuration.

Dans ce chapitre, nous présentons une introduction générale aux procédés de traitement des eaux (les stations d'épuration). Nous positionnons le problème de pollution de l'eau et nous présentons les concepts de base des indicateurs chimiques et biologiques de qualité de l'eau et les procédés de traitement. Ensuite nous présentons le traitement biologique des eaux usées, ainsi que la problématique générale de l'automatique des bioprocédés.

En effet, que se soit au niveau urbaine, industrielle ou agricole, la pollution générée par l'homme affecte de plus en plus le cycle de l'eau, et des traitements artificiels doivent venir en aide et compléter les cycles naturels d'auto-épuration.

I.1 L'eau et la pollution

I.1.1 Les sources de pollution

La pollution se définit comme l'introduction dans un milieu naturel de substances provoquant sa dégradation. La pollution des ressources en eau au niveau des stations d'épuration provient de diverses sources, notamment les formes relatives aux activités humaines [1] :

- **La pollution domestique et urbaine** : les eaux usées urbaines sont rejetées par les installations collectives (hôpitaux, écoles, commerces,...) et comportent les eaux ménagères (détergents, graisses, ...). Les eaux résiduaires urbaines (ERU) peuvent être considérées comme la plus importante industrie en termes de masse de matériaux bruts à traiter [12].

- **La pollution industrielle** : le degré et la nature de la pollution générée par des rejets industriels varient suivant la spécificité de chaque activité industrielle. Certains rejets troublent la transparence et l'oxygénation de l'eau ; ils peuvent avoir un effet nocif sur les organismes vivants et nuire au pouvoir d'auto-épuration de l'eau. Ils peuvent causer aussi l'accumulation de certains éléments dans la chaîne alimentaire (métaux, pesticides, radioactivité,...). Les eaux résiduaires industrielles (ERI) représentent une part importante des rejets arrivant aux stations d'épuration [22].

- **La pollution agricole** : ce type de pollution s'intensifie depuis que l'agriculture est entrée dans un stade d'industrialisation. Les pollutions d'origine agricole englobent à la fois celles qui ont trait aux cultures (pesticides et engrais) et à l'élevage (lisiers et purins). Le problème de la pollution agricole est un peu différent, dans la mesure où cette source de pollution n'arrive qu'indirectement à la station. C'est le cas en particulier des engrais et pesticides qui passent d'abord à travers les milieux naturels (nappes phréatiques, rivières...). C'est aussi le cas des déchets solides issus des industries agroalimentaires et des concentrations des élevages qui entraînent un excédent de déjections animales (lisiers de porc, fientes des volailles...), qui arrivent à la station après hydrolyse [22].

- **La pollution d'origine naturelle et l'eau de pluie** : en ce qui concerne l'eau de pluie, bien que longtemps considérée comme propre, l'eau d'origine pluviale est en fait relativement polluée. L'origine de cette pollution peut provenir des gaz ou solides en

suspension rejetés dans l'atmosphère par les véhicules, les usines ou les centrales thermiques. Ces polluants (oxyde de carbone, dioxyde de soufre, poussière...) sont envoyés vers le sol à la moindre averse. Lorsqu'elle ruisselle, l'eau de pluie a un second effet nocif: elle transporte les hydrocarbures, les papiers, les plastiques et les débris végétaux accumulés sur la terre et les toitures. De plus, cette pollution est déversée sur de courtes périodes et peut atteindre des valeurs très élevées ce qui provoquent un effet de choc sur le milieu biologique. Comme elle ne peut être pas toujours à cause d'activité humaine, Certains phénomènes naturels peuvent y contribuer (contact de l'eau avec les gisements minéraux, ruissellement des eaux de pluie, irrptions volcaniques,...) [22].

I.1.2 Les indicateurs de pollution

Les eaux usées sont des liquides de composition hétérogène, chargés de matières minérales ou organiques pouvant être en suspension ou en solution, et dont certaines peuvent avoir un caractère toxique. L'élaboration et la définition de paramètres qualitatifs de la pollution ont conduit à établir des mesures quantitatives de la pollution [1] [12] [5]:

Matières en suspension (MES) : quantité en (mg/L) de particules solides, de nature minérale ou organique, véhiculées par les eaux usées.

Demande chimique en oxygène (DCO) : permet de mesurer la consommation d'oxygène en (mg/L) dans les conditions d'une réaction d'oxydation complète. C'est une mesure de la pollution organique.

Demande biochimique en oxygène (DBO) : représente la consommation d'oxygène en (mg/L) résultant de la métabolisation de la pollution organique biodégradable par les micro-organismes.

Azote global (NG l) : quantité totale d'azote en (mg/L) correspondant à l'azote organique (N_{org}) et ammoniacal (ion ammonium, NH_4^+) et aux formes minérales oxydées de l'azote : nitrates (NO_3^-) et nitrites (NO_2^-).

I.2 Traitement des eaux usées

L'eau est le véhicule de transport et de dissémination idéal de nombreux polluants. Les contraintes d'assainissement, de plus en plus strictes, exigent le traitement d'un nombre plus important de polluants (matières organiques, minérales, pathogènes et toxiques). Etant donnée

la grande diversité de ces déchets, l'épuration d'un affluent résiduaire comporte plusieurs étapes, chacune spécifique aux caractéristiques particulières des éléments à traiter [1].

D'un point de vue général, est sans vouloir être exhaustif, compte tenu de la diversité des procédés mis en œuvre selon les cas, l'épuration de l'eau amène toujours avant leur rejet dans le milieu naturel à :

- séparer et éliminer les matières en suspension.
- éliminer la pollution organique, principalement par voie biologique, et, plus récemment les pollutions azotées et phosphorées.

I.2.1 Filières de traitement des eaux

Pour le traitement des eaux, industriellement on trouve beaucoup de techniques qui sont utilisées dans ce cadre :

Le traitement biologique qui est l'objet de notre étude, qui dépend de la bactérie, il est très utilisé, même en coopération avec les autres filières.

On trouve aussi le traitement par l'osmose et l'osmose inverse qui est un procédé industriel efficace de dessalement : est un système de purification de l'eau contenant des matières en solution par un système de filtrage très fin qui ne laisse passer que les molécules d'eau, ce genre de traitement physique prend une place importante dans le traitement des eaux usées .

Le lagunage, est une technique naturelle d'épuration des eaux basée sur la déséutrophisation. Le principe est de recréer des bassins "tampons" durant lesquels les eaux usées vont transiter, avant d'être rejetées dans le milieu naturel. Les phénomènes d'auto-épuration des eaux se font ainsi dans ces bassins, de grande surface, plutôt que dans le milieu naturel (lac, rivière) qui est ainsi préservé des conséquences néfastes de ce phénomène d'auto-épuration.

Le traitement des eaux par les poissons on peut trouver cette technique dans les lacs ou barrages.

Le traitement par les plants ou les roseaux est une filière d'avenir dans ce domaine car à ces performances opératoires, elle permet d'atteindre un niveau d'épuration supérieur à 90 % et en plus naturelle.

I.2.2 Station d'épuration des eaux usées

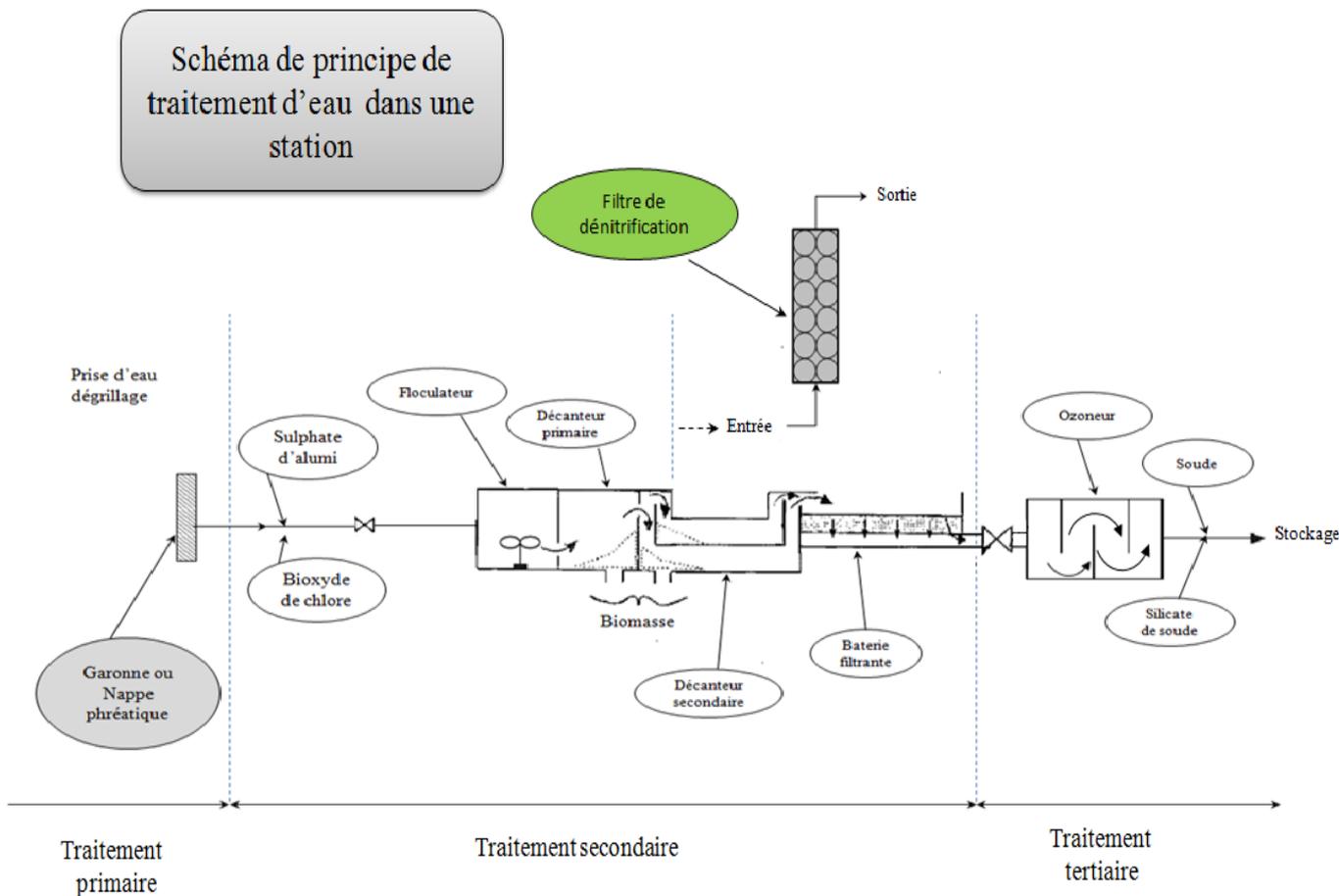


Fig. I.1: Schéma d'une station de traitement des eaux.

Dans une station de traitement de l'eau ou d'épuration figure (I.1), tous les polluants présents dans l'eau en suspension ou sous forme dissoute, tels que le carbone (matière organique) essentiellement mais aussi les nitrates, les phosphates doivent être amenés à de faibles concentrations ou transformés chimiquement ou biologiquement en des composés inoffensifs. On distingue différents stades dans le traitement de l'eau [9]:

a) *Traitement primaire:*

Il est de nature mécanique (dégrillage, dessablage) et physique (désuilage, décantation primaire); il concerne surtout les matières en suspension.

b) *Traitement secondaire:*

Il est caractérisé par trois phases différentes destinées à se compléter.

- la floculation: l'eau brute reçoit comme produit de traitement du bioxyde de chlore et du sulfate d'alumine pour favoriser l'agglomération des particules en suspension.
- la décantation: on élimine une part importante des boues.
- la filtration: elle a pour but de retenir, par passage à travers une masse poreuse, les dernières particules.

c) *Traitement tertiaire:*

Le but recherché est de pousser plus loin la dépollution en matière organique ou d'éliminer des polluants particuliers (nitrates, phosphates) pour satisfaire les normes imposées. Il s'agit d'un traitement réalisé pour des besoins tels que la potabilisation de l'eau, l'eau déminée, la réutilisation des eaux usées à des fins industrielles ou pour améliorer l'équilibre écologique du milieu récepteur: rivières, lacs. Il est de nature physico-chimique (ozonation, hyper filtration, précipitation) ou biologique (dénitrification, nitrification, lagunage) [9].

La tendance est au regroupement des traitements secondaire (élimination aérobie de matière organique) et tertiaire comme la nitrification, la dénitrification (élimination anaérobie des nitrates) et la déphosphatation. Le plus souvent, les stations de traitement d'eau et d'épuration sont équipées en sortie du décanteur primaire de procédés basés sur le principe des boues activées ; ils consistent à mettre en contact, dans un réacteur biologique aéré, les eaux usées avec des micro-organismes en suspension qui consomment la pollution. Le mélange passe ensuite dans un décanteur secondaire (clarificateur) où sont séparés l'eau épurée et les micro-organismes (biomasse ou boues). Ces derniers sont recyclés dans le bassin d'aération

afin d'y maintenir une concentration élevée en biomasse. Les boues en excès sont extraites et déshydratées [9].

Pour réaliser ce traitement, les constructeurs et les centres de recherches développent de nouveaux procédés, les filtres biologiques, ou biofiltres, installés en sortie du décanteur primaire qui peuvent fonctionner soit en écoulement ascendant soit en écoulement descendant. Ils sont constitués d'un support granulaire sur lequel les populations bactériennes viennent se fixer et coloniser le matériau. Elles interviennent dans la dégradation de pollutions; cette dégradation s'accompagne d'une rétention des matières en suspensions entrantes. La croissance du biofilm provoque un colmatage progressif du biofiltre. Pour éviter le colmatage, il faut périodiquement évacuer l'excès de biomasse, par un lavage du filtre effectué le plus souvent à courant d'eau et d'air ascendants [9] [1] [22].

Remarque : Compte tenu de l'évolution des directives sur les nitrites et les phosphates, le traitement biologique de ces pollutions est passé peu à peu du traitement tertiaire vers le traitement secondaire [12].

I.3 Le traitement biologique des eaux usées

Le traitement biologique est devenu largement utilisé dans la dépollution de l'eau, compte tenu des grandes facultés de certains micro-organismes, notamment des bactéries, L'épuration biologique consiste alors à favoriser la prolifération de ces micro-organismes pour utiliser leurs propriétés remarquables dans les conditions les plus adaptées au résultat désiré. Ces conditions reproduisent le processus de l'auto-épuration naturelle dans les bioréacteurs [22].

L'élimination de la production polluante conduit toujours, en fonction des caractéristiques physico-chimiques des rejets et du degré d'épuration souhaité, à la conception d'une chaîne de traitement constituée d'une succession d'opérations unitaires ou de stades de traitement entre lesquels il existe généralement des interactions.

Les procédés de traitement biologique l'eau sont particulièrement adaptés à l'épuration d'eaux polluées essentiellement par la matière organique facilement biodégradable et dans

tout les cas, exemples de composés toxiques à l'épuration des concentrations notables. Ces procédés sont donc particulièrement adaptés à l'épuration des eaux résiduaires urbaines. Les eaux industrielles nécessitent généralement des traitements spécifiques. Elles peuvent parfois rejoindre la station d'épuration, au prix toutefois d'un traitement physico-chimique préalable, car la présence de toxique détruirait la flore bactérienne [12].

Parmi les différentes possibilités de classement de bioprocédés de traitement des eaux usées, nous voulons faire appel à ceux qui correspondent au trois critères suivants : *l'emplacement des populations bactériennes, les conditions de l'environnement et les types de procédés biologiques.*

Suivant les conditions de l'environnement des cellules dans l'unité de dépollution, on distingue deux modes de traitement [5] :

Le traitement aérobie : Ce type de traitement fait appel aux bactéries aérobies qui se développent en présence d'oxygène.

Le traitement anaérobie : Ce traitement s'effectue en condition d'anaérobiose, c'est-à-dire, en absence d'oxygène.

Suivant l'emplacement des bactéries épuratrices dans le bioréacteur, on distingue deux Dispositifs :

Le procédé à cultures libres : Les micro-organismes sont maintenus en suspension dans le mélange à épurer. La biomasse entre ainsi constamment en contact avec les polluants.

Le procédé à cultures fixées : Les micro-organismes sont fixés sur des supports. Le contact entre les eaux à traiter et les cellules épuratrices est assuré soit par arrosage des supports avec l'eau usée (lits bactériennes), soit par rotation des supports dans le mélange pollué (disques biologiques) [22].

I.3.1 Les micro-organismes épurateurs

Le monde vivant est classé en trois catégories principales : les végétaux, les animaux et les protistes (organismes eucaryotes unicellulaires), qui se distinguent des deux autres règnes par la structure relativement simple et la multiplication rapide de leurs individus. Ces microorganismes sont composés essentiellement des bactéries, des algues et des protozoaires

(prédateurs des bactéries). Certains de ces populations microbiologiques ont la faculté de dégrader les substances polluantes présentes dans les eaux résiduaires pour les convertir en eau, en dioxyde de carbone et en matières minérales dont l'effet polluant est moins nuisible pour les milieux récepteurs. Ces micro-organismes sont à la base de l'épuration biologique qui est le procédé le plus utilisé pour restaurer la qualité de l'eau en la débarrassant de ses principales impuretés pourvu qu'elles soient plus ou moins biodégradables et ne contiennent pas de toxiques qui font l'objet d'un traitement particulier (épuration physico-chimique) [22].

Les bactéries : unicellulaires, ces micro-organismes possèdent la structure interne la plus simple de toutes les espèces vivantes. Les tests effectués sur différentes populations ont montré que les bactéries sont composées de 80% d'eau et 20% de matière sèche dont 90% est organique. Elles croissent et se multiplient en général par scissiparité (scission binaire). Ces cellules représentent la plus importante population de la communauté microbienne dans tous les procédés biologiques, avec souvent des concentrations qui dépassent 10^6 bactéries/ml.

Les protozoaires : de structure plus complexe que celle des bactéries, la distinction de protozoaires est plus simple. Certains groupes de protozoaires sont de redoutables prédateurs pour les bactéries. Ils ont la faculté de se déplacer et sont classifiés suivant leur mode de mouvement (nageurs, rampants,...). Ces organismes peuvent jouer un rôle important au cours du processus d'épuration par leur abondance et leurs interactions avec les bactéries épuratrices (compétition et prédation) [12].

Les algues : ce sont des organismes photosynthétiques unicellulaires ou multicellulaires formant une population hétérogène. Les algues sont indésirables dans les sources d'eau car elles affectent leur goût et leur odeur. Dans le traitement, on les retrouve dans deux types de procédés uniquement : les lits bactériens ainsi que les bassins de lagunage, mais ce n'est que dans ces derniers qu'elles jouent un rôle bénéfique dans l'épuration [12].

Selon la nature de leurs besoins nutritifs, les micro-organismes peuvent être classés en plusieurs catégories. Sans vouloir rentrer dans les détails d'autres classifications plus élaborées, les catégories les plus couramment utilisées sont :

Forme chimique du carbone nécessaire :

- **les autotrophes**, utilisent le dioxyde de carbone (CO_2) et le carbonate (HCO_3^-) comme unique source de carbone pour la synthèse de leurs biomolécules (les plantes par exemple).

- *les hétérotrophes*, utilisent le carbone sous forme organique relativement complexe pour la synthèse de nouvelles cellules vivantes (les animaux par exemple) [1].

Accepteur final d'électrons :

aérobies : se servent des molécules d'oxygène comme accepteurs d'électrons. Les microorganismes aérobies se développent donc en présence d'oxygène (les animaux par exemple).

Anaérobies : ont la faculté d'utiliser d'autres molécules que l'oxygène comme accepteurs d'électrons (dioxyde de carbone, sulfate,...). Les micro-organismes anaérobies peuvent se passer d'oxygène pour se développer (certaines souches de bactéries comme les acidogènes et les méthanogènes par exemple) [1].

I.3.2 Les principaux polluants

Les phénomènes de pollution des eaux se traduisent par des effets particuliers liés aux spécificités écologiques propres aux milieux aquatiques. En effet, l'eau peut dissoudre, souvent avec facilité, de nombreuses substances chimiques et biologiques. Par conséquent, tout polluant peut être véhiculé fort loin de la source de contamination. La problématique des déchets présents dans l'eau peut être abordée de plusieurs façons, qui donnent chacune lieu à une classification différente. Ainsi, les impuretés peuvent être identifiées suivant qu'elles soient vivantes ou inertes, minérales ou organiques, solides ou dissoutes. D'autres techniques de classification sont basées sur leur dimension, leurs degrés de toxicité,... Parmi les principaux polluants on peut distinguer les suivants [1] [22]:

- *Les matières organiques*
- *Les éléments minéraux*
- *Les métaux lourds*
- *Les matières pathogènes*
- *Les substances toxiques*
- *Les hydrocarbures*
- *Les matières biodégradables*
- *Les matières non-biodégradables*

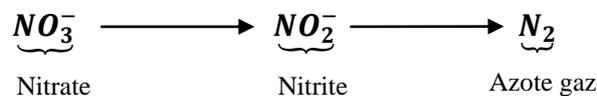
La structure chimique des polluants permet de distinguer deux types de composés :

Les matières organiques : elles sont constituées d'un grand nombre de composés qui ont la particularité commune de posséder au moins un atome de carbone, d'où leur nom de substance carbonées. Ces atomes de carbone sont oxydés biologiquement par les microorganismes pour fournir l'énergie nécessaire à leur croissance.

Les matières inorganiques : sont des substances ne contenant pas de carbone. La fraction minérale des eaux résiduaires représente principalement les produits azotés et phosphorés.

I.4 La dénitrification

On définit la dénitrification comme étant la réduction des nitrates NO_3^- en azote gazeux N_2 avec formation d'un composé intermédiaire, les nitrites NO_2^- .



Elle peut être décomposée en dénitrification (réduction des nitrates en nitrites) et dénitrification (réduction des nitrites en azotes gazeux). La dénitrification est une réaction anaérobie (réaction qui a lieu dans un milieu dépourvu d'oxygène) catalysée par des microorganismes hétérotrophes (qui utilisent du carbone nécessaire à la synthèse des constituants cellulaires). Elle s'effectue donc en présence de carbone organique.

Dans le cadre de notre travail on s'intéresse à un procédé de dénitrification utilisé dans le traitement de l'eau potable (à potabiliser) [9].

I.5 L'automatique des bioprocédés

Le domaine de traitement des eaux usées et en particulier les procédés biotechnologiques est assez vaste. Sont des systèmes complexes qui font appel à la croissance des micro-organismes par la consommation de substrats ou de nutriments en imitant les cycles d'auto-épuration trouvés dans la nature. Dans les stations d'épuration on a des conditions environnementales favorables, on entend les conditions physico-chimiques (pH, température, agitation, aération,...) nécessaires à une bonne activité des micro-organismes. Pour parvenir à ces conditions et aux exigences techniques, économiques et environnementales actuelles, il

faut bien maîtrisé les systèmes de mesure, de commande, de supervision et de surveillance. Ces problématiques sont traitées dans le domaine de l'Automatique [22].

Alors deux problème majeur de l'automatique : la complexité de ces procédés et l'absence de capteurs dans la plupart des cas, à la fois peu coûteux et fiables pour des applications en ligne.

Concernant les capteurs, quelles que soient les solutions retenues, on voit toujours apparaître deux types de systèmes : les *capteurs in situ*, directement implantés dans les réacteurs biologiques et les *capteurs en ligne*, implantés sur une boucle spéciale de prise d'échantillons. En général, il apparaît diverses solutions qui tentent de résoudre le problème de l'instrumentation [12].

Conclusion

A travers ce chapitre nous donnons une idée générale sur le traitement des eaux usées, qui nous permet de bien apprendre le fonctionnement des procédés biologique, par la mis en ouvre des notions de base sur ces procédés de dépollution des eaux résiduaires.

L'objectif était de montrer, au travers de la description des moyens de traitement de la pollution, que la commande des procédés de traitement biologique est nécessaire au bon fonctionnement des ces derniers, comme nous le verrons en partie par la suite.

Chapitre II

Modélisation et analyse du bioprocédé

Introduction

La modélisation des procédés biologiques est un exercice délicat. Compte tenu de la complexité des différents phénomènes mise en jeu. En effet la plupart des modèles en biologie reposent sur des lois empiriques. De nombreuses études ont été réalisées dans ce domaine.

L'objet de ce chapitre concerne l'étude de la modélisation dynamique et l'analyse de procédés biotechnologiques en réacteurs à lit fixe. Ce type de réacteurs est de plus en plus souvent utilisé dans la pratique industrielle.

Dans ce chapitre, nous faisons une description de procédé biologique utilisé dans le domaine de traitement des eaux résiduaires, particulièrement le cas réel d'un procédé de dénitrification avec trois substrats à éliminer.

Nous commençons d'abord par un rappel sur les types de réacteurs. Ensuite, au niveau de la modélisation, nous nous focalisons sur l'approche de modélisation macroscopique qui considère les bilans de matière des composants principaux pour caractériser la dynamique de tels procédés, le bilan de matières conduise à un modèle mathématique caractérisée par des équations aux dérivées partielles (EDP) non linéaires, ce qui ajouté à la difficulté de problème de l'analyse et de la synthèse de méthodes de contrôle performantes, qui nous exige de passer

par la réduction du modèle à paramètres répartis (équation ordinaire). Notre choix s'est porté vers la mise en œuvre d'une méthode aux différences finies.

La deuxième partie concerne l'étude de analyse de comportement du système non linéaire réduit, Puis la mis en ouvre d'un modèle linéaire autour de son régime d'équilibre. Aussi on traite les propriétés de stabilité, d'observabilité et comandabilité du système linéarisé. Ces études sont très importantes pour plus apprendre et maîtrise notre système.

II.1 Les types de bioréacteurs

Du point de vue de la modélisation mathématique, les réacteurs biologiques peuvent se décomposer en deux grandes classes [7] [12]:

- *les réacteurs infiniment mélangés* (en anglais *continuous stirred tank reactors*, notés *CSTR*), pour lesquels le milieu réactionnel est homogène et la réaction est décrite par des équations différentielles ordinaires.

- *les réacteurs à gradient spatial de concentration*, tels que lits fixes, lits fluidisés, etc..., pour lesquels la réaction est décrite par des équations aux dérivées partielles.

Nous intéressons, dans ce travail, à la deuxième classe : les réacteurs à lit fixe. La complexité de ce type de réacteur exige de le simplifier et le simuler à un réacteur infiniment mélangés.

II.1.1 Présentations du bioréacteur à lit fixe (biofiltre)

Le procédé étudié est un bioréacteur à lit fixe. Dans un tel bioréacteur, la biomasse est fixée sur un support passif, ou lit fixe, du type polymère ou céramique, à travers lequel s'écoule le substrat de manière continue. La biomasse croit par élimination du substrat et se dégrade par effet de mortalité. Une éventuelle production de gaz lors de la fermentation n'est pas prise en compte. La principale propriété de ce bioréacteur est d'être à gradient spatial de concentration (ses équations de modélisation contiennent des termes proportionnels à la dérivée des concentrations par rapport à une variable d'espace). La modélisation fait intervenir deux variables indépendantes: l'espace et le temps [9] [12].

Dans l'industrie, on s'intéresse de plus en plus à ce type de bioréacteurs pour les avantages qu'ils présentent par rapport à d'autres. Parmi ces avantages, citons une meilleure extraction du produit et une productivité accrue.

Le schéma du bioréacteur étudié est alors le suivant [9]:

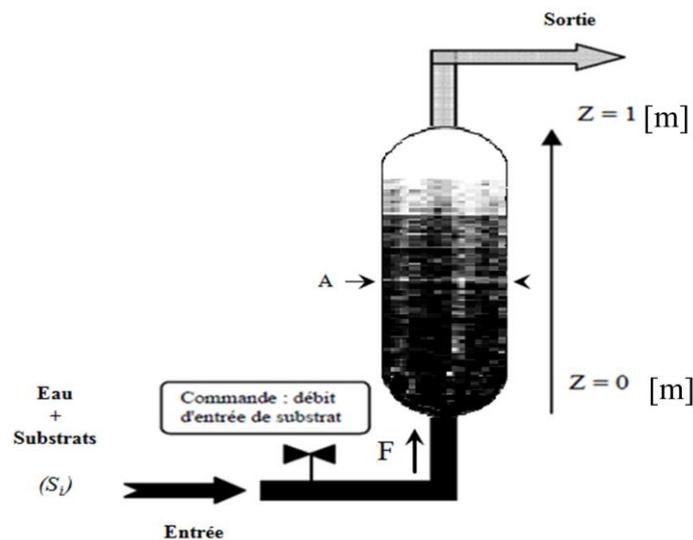


Fig. II.1 : Bioréacteur à lit fixe.

Les grandeurs caractéristiques du système sont :

- F , le débit d'alimentation en substrat.
- S_i , la concentration des substrats d'alimentation.
- A , la section du bioréacteur.
- z , la variable d'espace.

II.1.2 Description du réacteur de dénitrification :

Le procédé de dénitrification qui fait l'objet de notre étude, est constitué d'une colonne en PVC de hauteur $L = 2.1$ mètres, à lit granulaire fixe, de type ascendant pour le liquide. La particularité de ce type de réacteur réside dans le fait que les microorganismes sont

fixés sur des billes de garnissage, alors que les autres substances (substrats, carbone...) peuvent circuler librement.

Le support expérimental figure (II.2) est constitué principalement d'une colonne qui contient un garnissage qui est constitué essentiellement de billes pouzzolane (roche volcanique poreuse) pour sa capacité à fixer les microorganismes. Cette colonne est protégée et isolée, par une double enveloppe calorifugée pour garantir une température constante. Le biofiltre est alimenté par une solution d'éthanol (une source carbonée étant nécessaire pour favoriser les réactions biologiques), une solution de nitrate et de l'eau a épuré [9] [21].

La transformation des nitrates en azote gazeux se fait par des bactéries *hétérotrophes* (nécessite carbone énergétique).

Huit points de mesure sont implantés le long de la colonne, qui permet de mesurer les concentrations des différents composés présents dans le réacteur. L'entrée du biofiltre à ($z = 0$) est le débit d'alimentation $F(t)$ est considéré comme une entrée soumise à des perturbations.

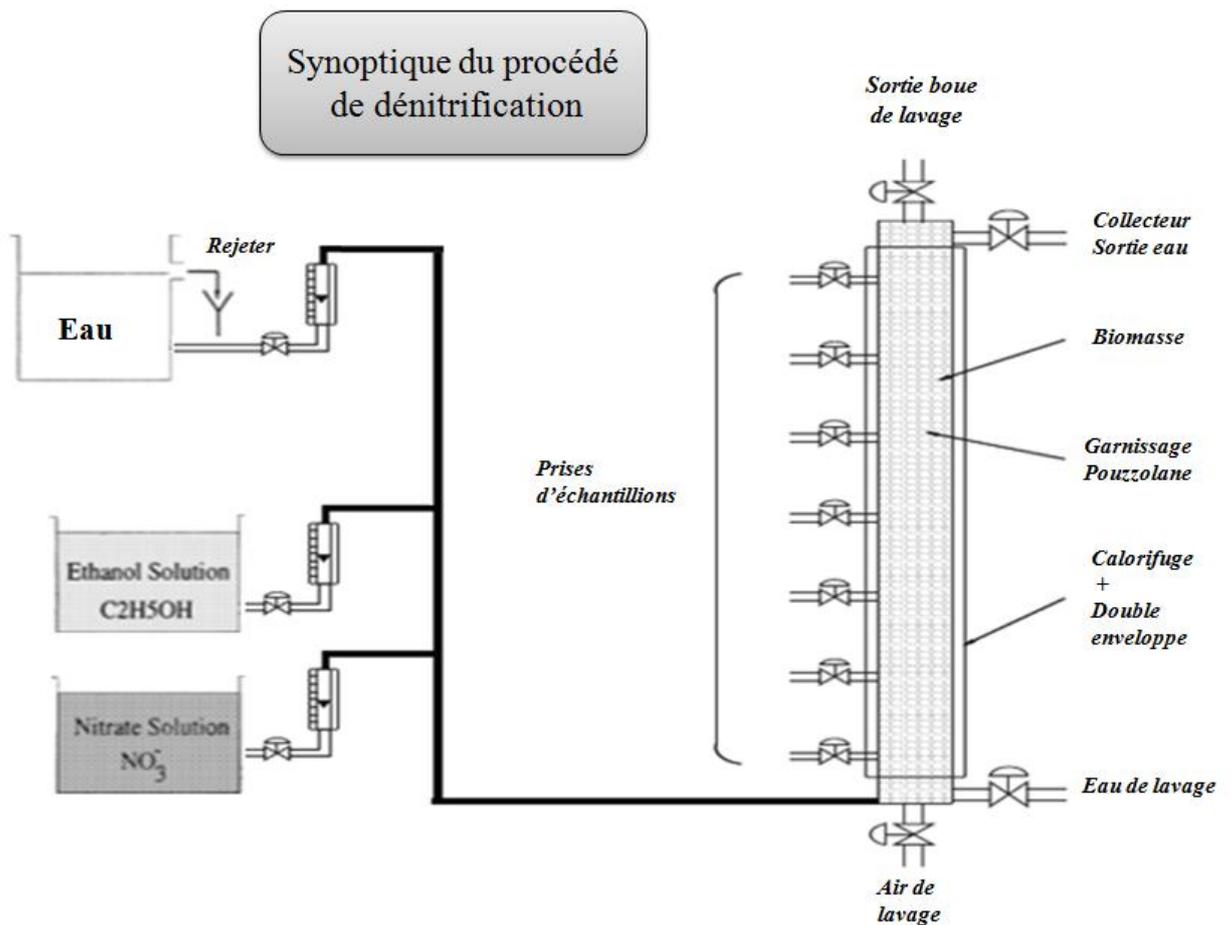


Fig. II.2 : Support expérimental du procédé de dénitrification.

II.2 Modélisation

On considère donc un bioréacteur à lit fixe alimenté par un substrat de concentration $S_{in}(t)$ et de débit $F(t)$, ce substrat est dégradé le long du réacteur par action d'une biomasse de concentration $X(z, t)$. Deux modèles sont considérés selon que le phénomène de dispersion axiale est négligeable ou non [8].

II.2.1 Modèle mathématique du réacteur de dénitrification

(Bilans matières)

Des essais effectués avec des traceurs à L'INSA sur la colonne de dénitrification, ont

montré que les phénomènes de dispersion axiale étaient négligeables. Le filtre a été caractérisé comme étant une succession de 20 à 30 réacteurs en série, parfaitement agités. Le nombre étant élevé, on peut assimiler l'écoulement à un écoulement de type piston. Les bilans matières conduisent à un système décrit par quatre équations aux dérivées partielles, non-linéaires, non stationnaires, et de type hyperbolique [7] [9] [20].

$$\left\{ \begin{array}{l}
 \frac{\partial s_1(z,t)}{\partial t} = -\frac{F}{Ae} \frac{\partial s_1(z,t)}{\partial z} - \frac{1}{\alpha_1 e} (k_1 - 1) \mu_1(s_1, s_3) x(z, t) \\
 \text{Nitrate} \\
 \frac{\partial s_2(z,t)}{\partial t} = -\frac{F}{Ae} \frac{\partial s_2(z,t)}{\partial z} + \frac{1}{e} \left[\frac{(k_1-1)}{\alpha_1} \mu_1(s_1, s_3) - \frac{(k_2-1)}{\alpha_2} \mu_2(s_2, s_3) \right] x(z, t) \\
 \text{Nitrite} \\
 \frac{\partial s_3(z,t)}{\partial t} = -\frac{F}{Ae} \frac{\partial s_3(z,t)}{\partial z} - \frac{1}{e} [k_1 \mu_1(s_1, s_3) + k_2 \mu_2(s_2, s_3)] x(z, t) \\
 \text{Carbone} \\
 \frac{\partial x(z,t)}{\partial t} = [\mu_1(s_1, s_3) + \mu_2(s_2, s_3)] \left(1 - \frac{x(z,t)}{x_a \max} \right) x(z, t) \\
 \text{Biomasse}
 \end{array} \right. \quad (1.1)$$

Pour $0 < z \leq l$

Avec les conditions aux limites suivantes:

$$\left\{ \begin{array}{l}
 s_1(z = 0, t) = s_{l,in}(t) \\
 s_2(z = 0, t) = 0 \\
 x(z = 0, t) = 0
 \end{array} \right. \quad \text{pour } l = 1,3$$

Et les conditions initiales suivantes:

$$\left\{ \begin{array}{l}
 s_1(z, t = 0) = s_{l0}(z) \\
 x(z, t = 0) = x_0(z)
 \end{array} \right. \quad \text{pour } l = 1,2,3$$

Dans les équation précédentes, $z, s_1(z, t), s_2(z, t), s_3(z, t), x_1(z, t), s_{1,in}(t), s_{3,in}(t)$ représentent respectivement, la variable d'espace (m), concentrations respectivement de nitrate, de nitrite, d'éthanol, de la biomasse (m^3/h), les concentration de nitrate et de éthanol à l'entrée du réacteur (g/m^3); F, A, k_i , et e le débit d'alimentation à l'entrée du réacteur

(m^3/h), la section du biofiltre (m^2); les coefficients de rendement, la porosité, μ_i les taux spécifiques de croissance sur le nitrate et le nitrite ($g/m^3/h$); $x_{a \max}$ la concentration maximale de biomasse active .

Ces bioprocédés font apparaître un caractère non linéaire mal défini au niveau du taux spécifique de croissance. Parmi les nombreux modèles dans la littérature, nous avons choisi celui de MONOD parce qu'il est simple (il ne fait pas intervenir le PH, la température,...) et qu'il nous permet d'avoir une solution analytique du régime permanent. L'expression du taux spécifique de croissance sera donc pour la suite de notre étude décrite par le modèle de MONOD relatif à deux substrats limitant suivant [9]:

$$\mu_i = \eta_g \cdot \mu_{i \max} \cdot \left(\frac{s_i}{s_i + k_{mi}} \right) \cdot \left(\frac{s_3}{s_3 + k_{m3}} \right) \quad \text{pour } i = 1,2 \quad (2.2)$$

Où :

- $\mu_{i \max}$ sont les taux spécifiques maximaux de croissance de la biomasse sur s_1 et s_2 .
- η_g est le facteur de correction pour la croissance en mode anaérobie.
- k_{m1} , k_{m2} , k_{m3} sont les constantes de Michaelis-Menten associées respectivement au nitrate, au nitrite et au carbone.

Avec les Valeurs numériques des différents paramètres du modèle [9]:

$$\left. \begin{array}{l} \text{Paramètres } C^{\text{tes}} \text{ biologiques} \end{array} \right\} \begin{array}{l} \alpha_1 = 1.14 \\ \alpha_2 = 1.71 \\ k_1 = 1/0.66 \\ k_2 = 1/0.34 \\ \mu_{1 \max} = 0.4 \text{ h}^{-1} \\ \mu_{2 \max} = 0.16 \text{ h}^{-1} \\ k_{m1} = 1 \text{ g/m}^3 \\ k_{m2} = 1.5 \text{ g/m}^3 \\ k_{m3} = 40 \text{ g/m}^3 \\ \eta_g = 0.8 \\ e = 0.52 \\ x_{a \max} = 1000 \text{ g/m}^3 \\ F = 0.014 \text{ g/m}^3 \\ A = 0.0036 \text{ m}^2 \end{array} \quad (2.3)$$

II.2.2 Transformation du modèle à paramètres répartis :

Bien qu'il existe des outils mathématiques sophistiqués permettant de manipuler les systèmes à paramètres répartis, pour lesquels la majeure partie des travaux d'analyse, d'observation et de commande s'applique, les méthodes de discrétisation aux différences finies fournissent en générale une solution précis de système initiale, mais au pris de modèles approchés de dimension élevée. Les méthode d'approximations fonctionnelles, et en particulier les méthodes de résidus pondérés, telle que la méthode de collocation, permettent d'obtenir des approximations de la dynamique des systèmes à paramètres localisés pour lesquelles le vecteur d'état est de dimension réduite. Ce type de méthode présente cependant des difficultés de mis en ouvre, en particulier liées au choix des point de collocation, et leur nombre et des fonctions de pondération [12] [13].

Face à la complexité du modèle (2.1) non linéaire non stationnaire décrit par des équations aux dérivées partielles, avec les variables d'état S et X qui dépendent non seulement du temps t mais aussi de l'espace z , la méthode des différences finies est une solution qui consiste à une réduction du modèle non linéaire de dimension infini en un modèle non linéaire de dimension finie (*à paramètres répartis*) à des équations différentielles ordinaires, puis à résoudre le problème ainsi simplifié.

II.2.3 La méthode des différences finies

Le réacteur piston (biofiltre), peut être remplacé par une série de n tranches de réacteurs infiniment mélangés en série comme l'indique la figure (II.3) la différence essentielle avec un véritable infiniment mélangé est que les micro-organismes ne passent pas d'un réacteur à un autre vu qu'ils sont accrochés sur les billes de pouzzolane.

L'approximation du modèle à paramètres répartis se fait donc par une discrétisation spatiale en utilisant la méthode des différences finies [15]:

$$\frac{\partial C(z,t)}{\partial z} \cong \frac{C(z,t) - C(z-1,t)}{\Delta z} \quad (2.4)$$

Avec C représentant S , $z = \frac{L}{n}$ pas de discrétisation spatiale, $C(z, t)$ et $C(z-1, t)$ désignant respectivement les valeurs de C à deux positions successives de discrétisation le long du réacteur.

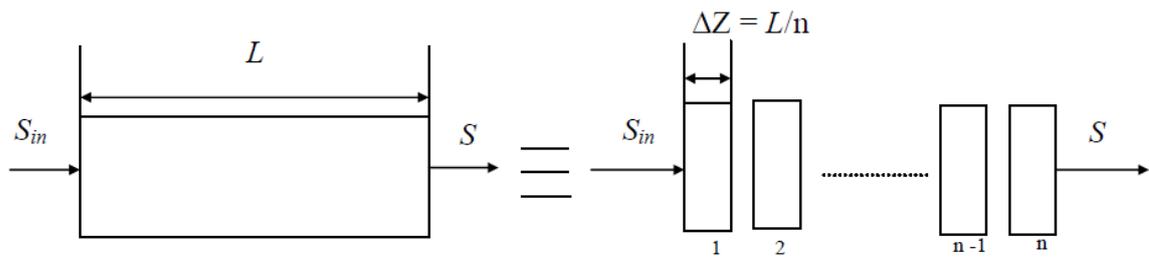


Fig. II.3 : Discrétisation du modèle à paramètres répartis.

Alors on obtient une série des réacteurs parfaitement mélangés, interconnectés entre eux de la façon illustrée dans la figure (II.4).

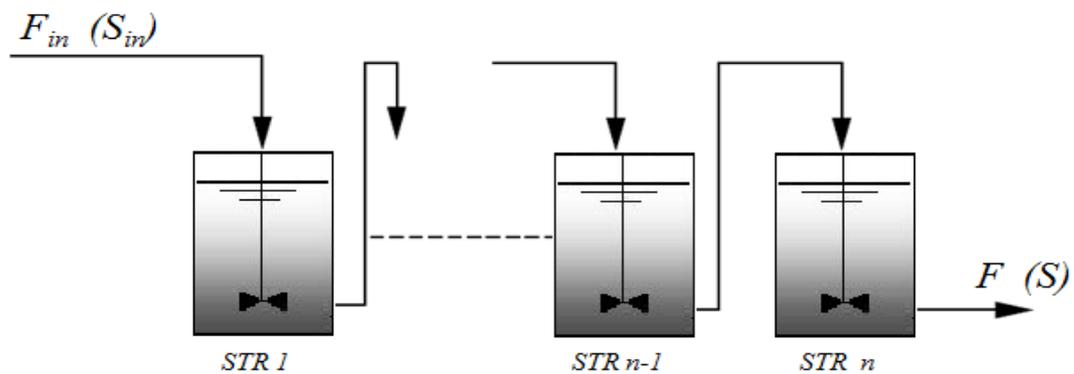


Fig. II.4 : Schéma de n réacteurs infiniment mélangés et interconnectés.

II.3 Modélisation par multi-étagé

Le réacteur biofiltre qui peut être modélisé par un certain nombre de réacteurs infiniment mélangés (*CSTR*), alimentés en continu et mis en série. On peut considérer chaque réacteur infiniment mélangés comme un *étage* de la colonne de notre réacteur à lit fixe.

Le nombre de réacteur à considérer dépend de la précision que l'on veut obtenir à la fois sur les régimes transitoires et sur les points d'équilibre. La différence essentielle avec un véritable infiniment mélangé est que les micro-organismes ne passent pas d'un réacteur (étage) à un autre vu qu'ils sont accrochés sur les billes de pouzzolane [9] [20].

II.3.1 Equations d'état d'un étage i

Avec l'hypothèse que les micro-organismes ne sont pas transportés le long de la colonne. Les équations d'un réacteur infiniment mélangé i sont directement dérivées des bilans matières, Alors on obtient ainsi pour chaque étage les 4 équations suivantes:

$$\left\{ \begin{array}{l} \frac{ds_{1i}}{dt} = -\frac{(k_1-1)}{e\alpha_1} \mu_{1i} x_i + (s_{1i-1} - s_{1i}) D_i \\ \frac{ds_{2i}}{dt} = \left(\frac{(k_1-1)}{e\alpha_1} \mu_{1i} - \frac{(k_2-1)}{e\alpha_2} \mu_{2i} \right) x_i + (s_{2i-1} - s_{2i}) D_i \\ \frac{ds_{3i}}{dt} = -\left(\frac{k_1}{e} \mu_{1i} + \frac{k_2}{e} \mu_{2i} \right) x_i + (s_{3i-1} - s_{3i}) D_i \\ \frac{dx_i}{dt} = (\mu_{1i} + \mu_{2i}) \left(1 - \frac{x_i}{x_{max}} \right) x_i \end{array} \right. \quad (2.5)$$

s_{1i} , s_{2i} , s_{3i} et x_i sont respectivement les concentrations en nitrate, nitrite, éthanol et microorganismes. $s_{10} = s_{1in}$ la concentration en nitrate à l'entrée du biofiltre correspond à la perturbation affectant le système; $s_{20} = s_{2in}$ est la concentration en nitrite à l'entrée du biofiltre; $s_{30} = s_{3in}$ correspond à la concentration en éthanol à l'entrée du biofiltre.

II.4 Le taux de dilution

Le taux de dilution, noté D_i correspond au rapport du débit entrant F sur le volume de l'étage V_i . Le volume est une fraction du volume total correspondant à la hauteur de colonne h_i associée au réacteur l'infiniment mélangé i . Le volume total de liquide V correspond au produit du volume totale de la colonne (hauteur \times section) et de la porosité supposée constante e . On obtient finalement pour le taux de dilution de l'étage i la formule suivante [9] [12] :

$$D_i = \frac{F}{L * A * e * h_i} \quad (2.6)$$

Ainsi le taux de dilution D_i dépend donc de la hauteur considérée h_i pour chaque réacteur infiniment mélangé, et du nombre de réacteurs décrivant le biofiltre. Pour s'approcher au maximum possible du modèle original, l'approximation précédente exige un nombre de réacteurs assez élevé, mais il est démontré qu'en pratique, un maximum de 10 est largement suffisant et qu'à partir de 5, l'introduction de réacteurs supplémentaires n'apporte

aucune amélioration significative à l'expérimentation de la dégradation du substrat. Compte tenu de cela, nous avons choisi de limiter le nombre de réacteurs à 5 [7] [20].

Le découpage du modèle que nous adopterons au cours de ce travail se fera de la manière à faire correspondre la sortie des certains réacteurs infiniment mélangés aux points de collocation comme illustrée à la figure (II.5).

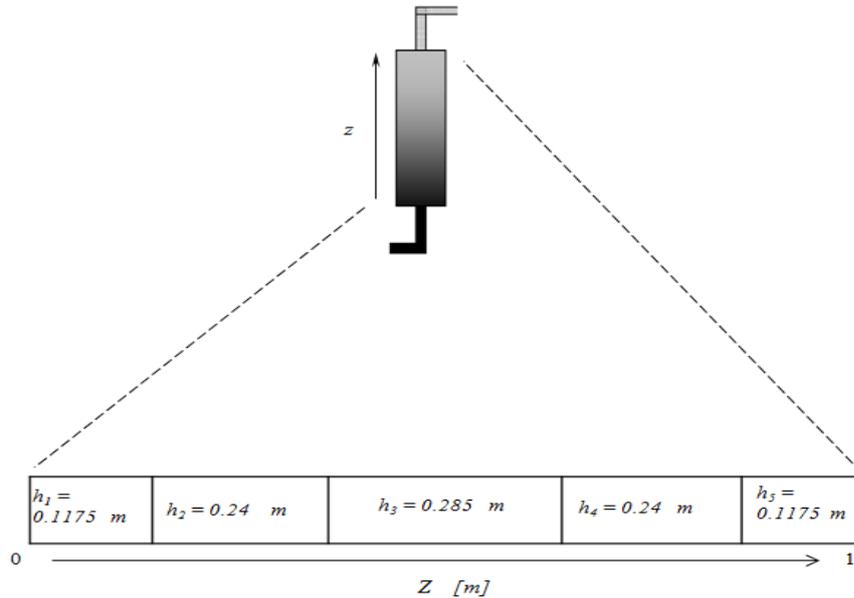


Fig. II.5 : Découpage de biofiltre.

II.5 Point de fonctionnement

Les points d'équilibre du modèle du biofiltre dépendent du nombre d'étages considéré, alors on a 5 étages par 4 point d'équilibre, qui donne 20 points d'équilibre pour notre système.

Le régime permanent est calculé par résolution du système différentiel ordinaire obtenu à partir du système aux dérivées partielles après considération de la stationnarité des variables d'état.

Le point d'équilibre est déterminé à partir des expressions des variables d'entrée nominale :

$$\text{Substrats : } \begin{array}{ll} s_{1\text{ in}}^l = 17 \text{ (g/m}^3\text{)} & \text{(Nitrate)} \\ s_{3\text{ in}}^l = 101 \text{ (g/m}^3\text{)} & \text{(Carbone)} \end{array}$$

$$\text{Débit : } \quad F = 0.014 \text{ (m}^3\text{/h)}$$

On obtient les valeurs numériques d'équilibre de (Substrats et Biomasse) aux différents points de répartition comme suit :

$$\text{Valeurs } \left\{ \begin{array}{l} \text{Entée} \\ (*_1) \\ (*_2) \\ (*_3) \\ (*_4) \\ \text{Sortie} \end{array} \right. \begin{array}{l} S_1 \\ S_2 \\ S_3 \\ x \end{array} \begin{array}{l} \left\{ \begin{array}{l} 17 \\ 11.5454 \\ 4.5427 \\ 1.3563 \\ 0.4955 \\ 0.2883 \end{array} \right. \\ \left\{ \begin{array}{l} 0 \\ 1.7026 \\ 2.5430 \\ 2.0130 \\ 1.3665 \\ 1.0887 \end{array} \right. \\ \left\{ \begin{array}{l} 101 \\ 72.9901 \\ 33.5443 \\ 13.2318 \\ 6.4403 \\ 4.4892 \end{array} \right. \\ \left\{ \begin{array}{l} 0 \\ 1000 \\ 1000 \\ 1000 \\ 1000 \\ 1000 \end{array} \right. \end{array} \quad (2.7)$$

II.6 Analyse du système

Les figures (II.6 à II.10) présentent l'évolution temporelle des réactants aux points de la sortie des réacteurs infiniment mélangés.

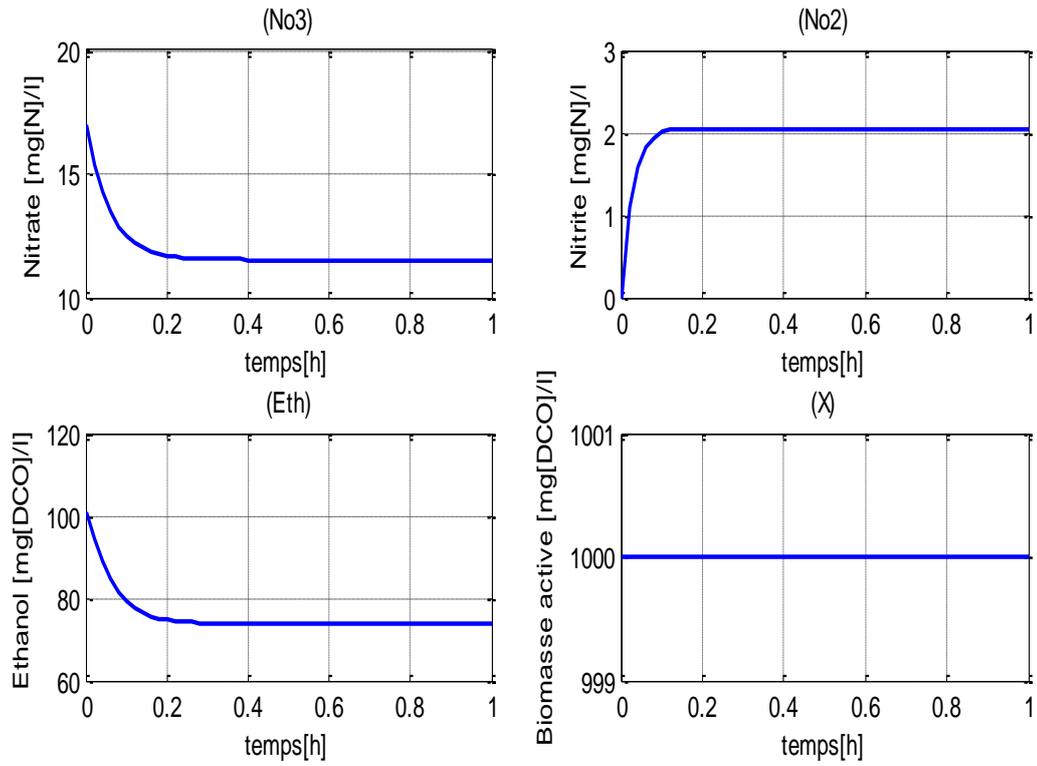


Fig. II.6 : au point $z_1 = 0.1175 m$.

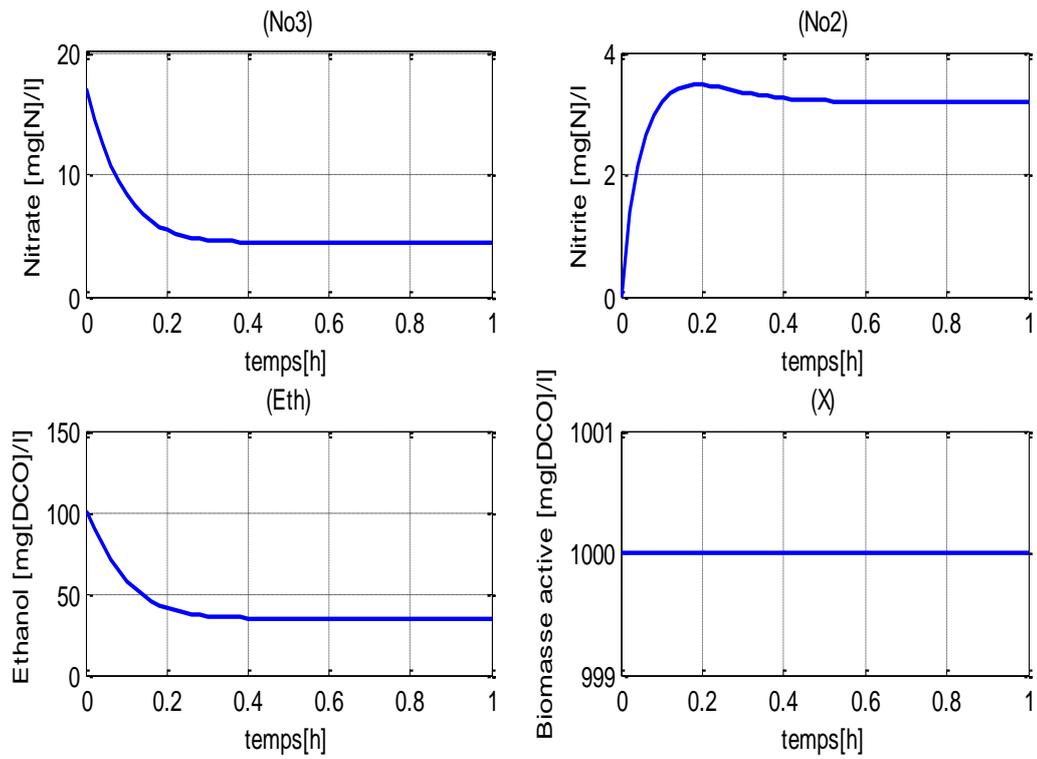


Fig. II.7 : au point $z_2 = 0.3574 m$.

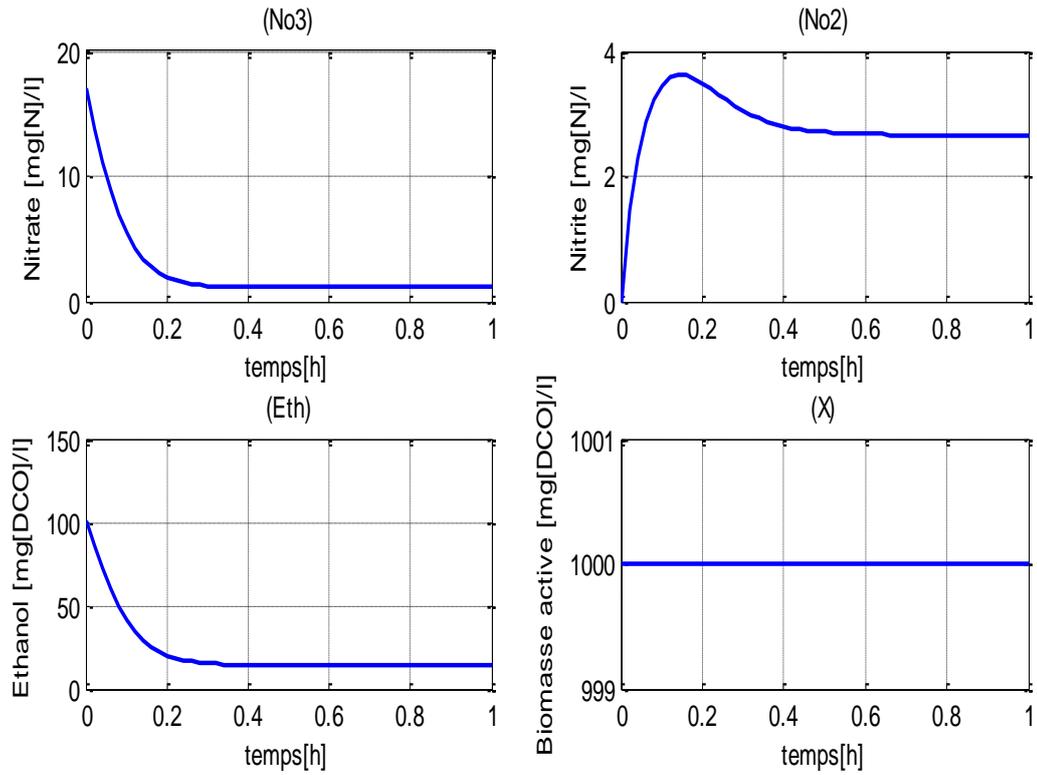


Fig. II.8 : au point $z_3 = 0.6426 m$.

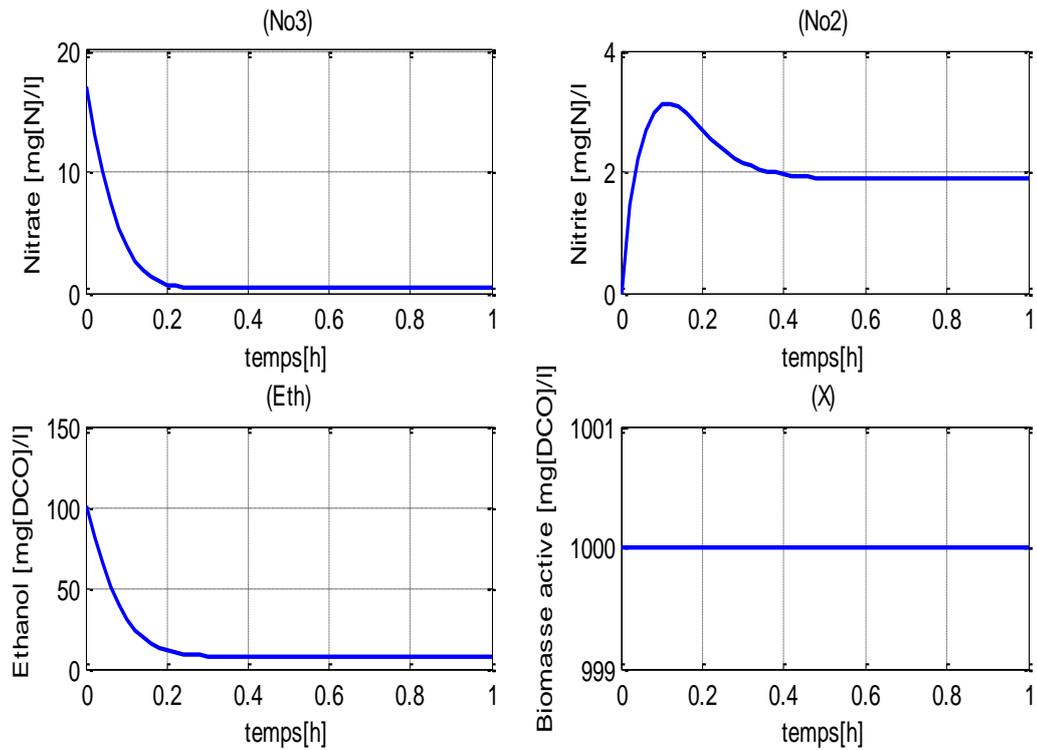
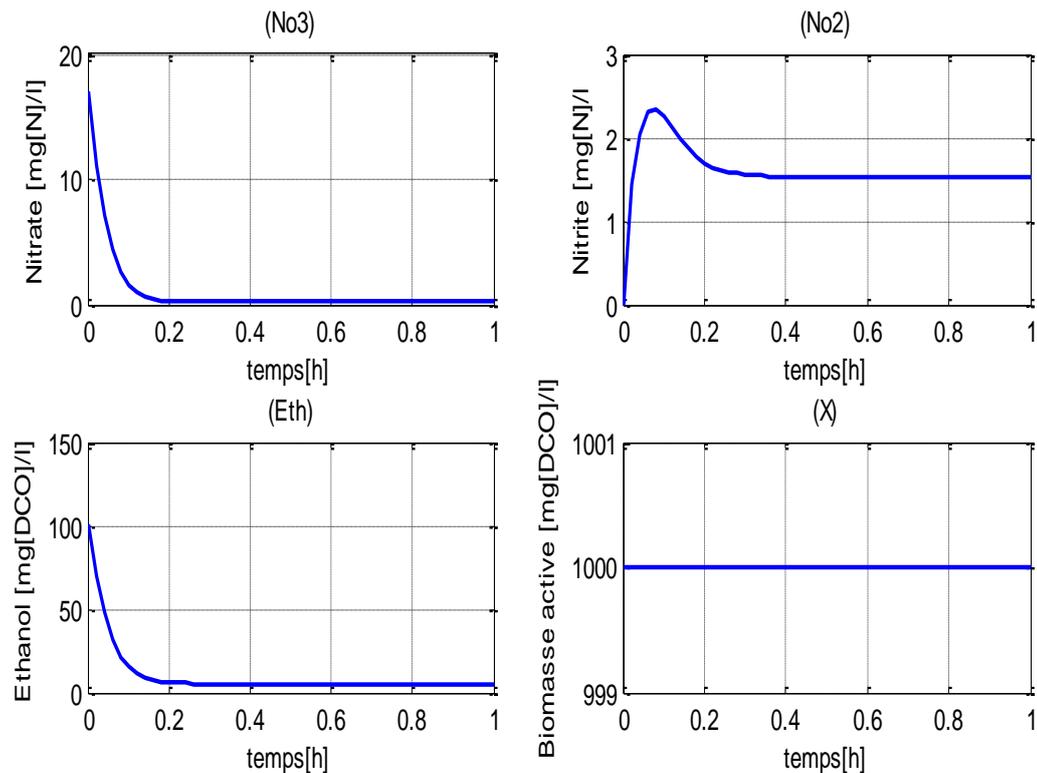


Fig. II.9 : au point $z_4 = 0.8825 m$.

Fig. II.10 : au point $z_5 = 1 m$.

A travers les figures (II.6 à II.10) obtenues, on remarque nettement deux phénomènes marquant: Concernant les concentrations de nitrate et éthanol, on observe une décroissance a chaque point de mesure par rapport au temps. ET on voie une croissance de concentration de nitrite, puis une décroissance par rapport au temps, lié à une concentration de biomasse fixe.

On peut voir sur les figures l'influence du nombre de bioréacteurs utilisés pour simuler le fonctionnement de biofiltre.

II.7 Linéarisation du modèle autour d'un point d'équilibre:

II.7.1 Méthode de linéarisation

Considérons un système différentiel non linéaire de la forme générale :

$$\dot{x} = f(x, u) \quad (2.8)$$

La méthode de linéarisation de Lyapunov est la formalisation de l'intuition qu'un système non linéaire devrait se comporter de la même manière que son approximation linéaire pour de petites variations de trajectoires. En utilisant un développement de Taylor au premier ordre, on obtient un modèle linéarisé de la réaction autour d'un point d'équilibre \tilde{x} associé à une alimentation (débit et concentration) nominale \tilde{u} , de la forme suivante [9] [20]:

$$\dot{x}_e = \left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)_{\tilde{x}} x_e + \left(\frac{\partial f}{\partial u}\right)_{\tilde{u}} u_e + f_{t.o.e}(x, u) \quad (2.9)$$

Avec :

$$\begin{aligned} x_e &= x + \tilde{x} \\ u_e &= u + \tilde{u} \end{aligned}$$

Dans lequel x_e représente l'état du système linéarisé et u_e représente l'entrée du système.

Qui nous donne l'expression d'un modèle linéaire de la forme classique:

$$\dot{x}_e = A x_e + B u_e \quad (2.10)$$

Avec :

$$\begin{aligned} A &= \left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)_{\tilde{x}} \\ B &= \left(\frac{\partial f}{\partial u}\right)_{\tilde{u}} \end{aligned} \quad (A \text{ et } B \text{ matrices dynamiques})$$

II.7.2 Modèle du système linéaire

Pour simplifier les notations, on exprime par des majuscules l'état linéaire $s_{1i} - \tilde{s}_{1i}$, $s_{2i} - \tilde{s}_{2i}$, $s_{3i} - \tilde{s}_{3i}$, $x_i - \tilde{x}_{1i}$. On obtient le modèle linéarisé suivant:

$$\left\{ \begin{aligned}
\frac{dS_{1i}}{dt} &= \left(-\frac{(k_1 - 1)}{e\alpha_1} \frac{\partial \mu_{1i}}{\partial s_{1i}} x_i - D_i \right) S_{1i} + \left(\frac{(k_1 - 1)}{e\alpha_1} \frac{\partial \mu_{1i}}{\partial s_{3i}} x_i \right) S_{3i} \\
&\quad + \left(\frac{(k_1 - 1)}{e\alpha_1} \mu_{1i} \right) X_i + D_i S_{1i-1} \\
\frac{dS_{2i}}{dt} &= \left(\frac{(k_1 - 1)}{e\alpha_1} \frac{\partial \mu_{1i}}{\partial s_{1i}} x_i \right) S_{1i} + \left(-\frac{(k_2 - 1)}{e\alpha_2} \frac{\partial \mu_{2i}}{\partial s_{2i}} x_i - D_i \right) S_{2i} \\
&\quad + \left(\frac{(k_1 - 1)}{e\alpha_1} \frac{\partial \mu_{1i}}{\partial s_{3i}} x_i - \frac{(k_2 - 1)}{e\alpha_2} \frac{\partial \mu_{2i}}{\partial s_{3i}} x_i \right) S_{3i} + \left(\frac{(k_1 - 1)}{e\alpha_1} \mu_{1i} - \frac{(k_2 - 1)}{e\alpha_2} \mu_{2i} \right) X_i + D_i S_{2i-1} \\
\frac{dS_{3i}}{dt} &= \left(-\frac{k_1}{e} \frac{\partial \mu_{1i}}{\partial s_{1i}} x_i \right) S_{1i} + \left(-\frac{k_2}{e} \frac{\partial \mu_{2i}}{\partial s_{2i}} x_i \right) S_{2i} + \left(-\frac{k_1}{e} \frac{\partial \mu_{1i}}{\partial s_{3i}} x_i - \frac{k_2}{e} \frac{\partial \mu_{2i}}{\partial s_{3i}} x_i - D_i \right) S_{3i} \\
&\quad - \left(\frac{k_1}{e} \mu_{1i} + \frac{k_2}{e} \mu_{2i} \right) X_i + D_i S_{3i-1} \\
\frac{dX_i}{dt} &= \left(\frac{\partial \mu_{1i}}{\partial s_{1i}} \left(1 - \frac{x_i}{X_{max}} \right) x_i \right) S_{1i} + \left(\frac{\partial \mu_{2i}}{\partial s_{2i}} \left(1 - \frac{x_i}{X_{max}} \right) x_i \right) S_{2i} \\
&\quad + \left(\left(\frac{\partial \mu_{1i}}{\partial s_{3i}} + \frac{\partial \mu_{2i}}{\partial s_{3i}} \right) \left(1 - \frac{x_i}{X_{max}} \right) x_i \right) S_{3i} + \left((\mu_{1i} + \mu_{2i}) * \left(1 - 2 * \frac{x_i}{X_{max}} \right) \right) X_i
\end{aligned} \right. \quad (2.11)$$

Avec :

$$\begin{aligned}
\left(\frac{\partial \mu_{1i}}{\partial s_{1i}} \right)_{x=\tilde{x}} &= \eta g \cdot \mu_1 \max_{u=\tilde{u}} \cdot \frac{k_{m1}}{(s_{1i}+k_{m1})^2} \frac{s_{3i}}{(s_{3i}+k_{m3})} \\
\left(\frac{\partial \mu_{1i}}{\partial s_{3i}} \right)_{x=\tilde{x}} &= \eta g \cdot \mu_1 \max_{u=\tilde{u}} \cdot \frac{s_{1i}}{(s_{1i}+k_{m1})} \frac{k_{m3}}{(s_{3i}+k_{m3})^2} \\
\left(\frac{\partial \mu_{2i}}{\partial s_{2i}} \right)_{x=\tilde{x}} &= \eta g \cdot \mu_2 \max_{u=\tilde{u}} \cdot \frac{k_{m2}}{(s_{2i}+k_{m2})^2} \frac{s_{3i}}{(s_{3i}+k_{m3})} \\
\left(\frac{\partial \mu_{2i}}{\partial s_{3i}} \right)_{x=\tilde{x}} &= \eta g \cdot \mu_2 \max_{u=\tilde{u}} \cdot \frac{s_{2i}}{(s_{2i}+k_{m2})} \frac{k_{m3}}{(s_{3i}+k_{m3})^2}
\end{aligned} \quad (2.12)$$

On note les différents termes du système sous la forme:

$$\frac{dS_{1i}}{dt} = a_{11i}S_{1i} + a_{12i}S_{2i} + a_{13i}S_{3i} + a_{14i}X_i + D_iS_{1i-1}$$

$$\frac{dS_{2i}}{dt} = a_{21i}S_{1i} + a_{22i}S_{2i} + a_{23i}S_{3i} + a_{24i}X_i + D_iS_{2i-1}$$

$$\frac{dS_{3i}}{dt} = a_{31i}S_{1i} + a_{32i}S_{2i} + a_{33i}S_{3i} + a_{34i}X_i + D_iS_{3i-1}$$

$$\frac{dX_i}{dt} = a_{41i}S_{1i} + a_{42i}S_{2i} + a_{43i}S_{3i} + a_{44i}X_i$$

II.8 Représentation du modèle dans l'espace d'état

II.8.1 Représentation des matrices dynamique

Soit N le nombre de réacteurs infiniment mélangés (*CSTR*) considérés. Le vecteur d'état du modèle linéaire complet est donc de dimension : $n = 4 * N$. L'entrée u_e définie dans (2.10) est constituée de l'entrée de commande S_{3in} et de l'entrée de perturbation S_{1in} . Pour différencier ces deux types d'entrées nous réécrivons le système (2.9), sous la forme [12]:

$$\dot{x}_e = A x_e + B u_e + E w_e \quad (2.13)$$

Avec :

- Vecteur d'état (variables d'états S_1, S_2, S_3, \dots)

$$x_e = [S_{11} \ S_{21} \ S_{31} \ X_1 \ \dots \ S_{1i} \ S_{2i} \ S_{3i} \ X_i \ \dots \ S_{1N} \ S_{2N} \ S_{3N} \ X_N]^T \in \mathfrak{R}^{n \times 1}$$

- Vecteur d'entrée

$$u_e = S_{3in} - \tilde{S}_{3,in} = \Delta S_{3,in}$$

- Vecteur de perturbation

$$w_e = S_{1in} - \tilde{S}_{1,in} = \Delta S_{1,in}$$

La matrice d'état A du système (2.11) relatif au procédé de dénitrification à la forme suivante:

$$C = \begin{bmatrix} C_I & & 0 \\ & \ddots & \\ 0 & & C_I \end{bmatrix}, C \in R^{(n/4) \times n} \quad (1.17)$$

Où

$$C_I = [1 \ 1 \ 0 \ 0]$$

II.9 Comparaison de comportement du système linéarisé avec le système non linéaire

Nous montrons dans les figures (II.11) et (II.12) une représentation de l'évolution des concentrations en nitrate, nitrite, biomasse et éthanol aux deux points d'intérêt (à 0.3575 m normalisé et en sortie de la colonne). Les courbes en traits pleins correspondent au modèle décrit par 5 réacteurs infiniment mélangés du système non linéaire, qui représente le modèle mathématique du procédé proche de la réalité. C'est d'ailleurs ce modèle qui servira pour simuler le fonctionnement réel du procédé contrôlé. Les courbes en traits pointillés (-.-) correspondent respectivement aux systèmes linéaires de 5 réacteurs infiniment mélangés (donc établis avec les points d'équilibre correspondant). On constate que les approximations dues à l'utilisation d'un modèle réduit (5 réacteurs) linéarisé tendent à amplifier le comportement transitoire par rapport au modèle "physique", avec une convergence de comportement, en régime permanent.

Le comportement transitoire est cependant bien conservé, donc le modèle linéaire à 5 étages que nous avons adopté peut être utilisé pour développer un contrôleur pour le système.

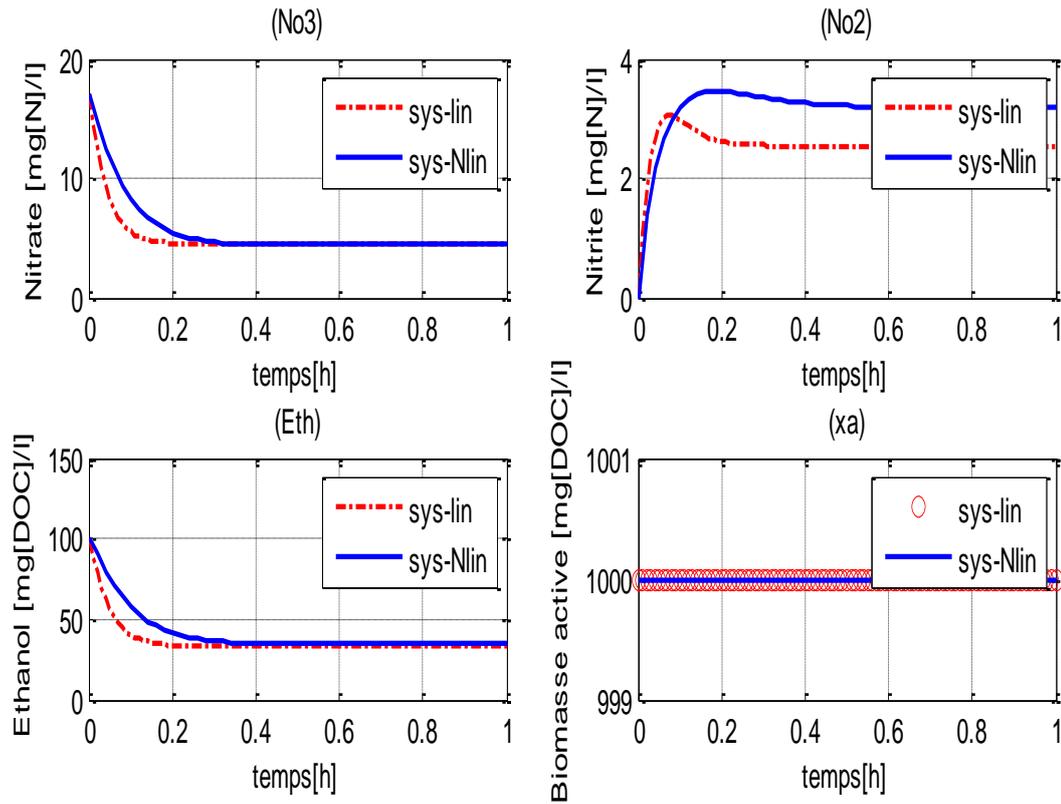


Fig. II.11 : Comparaison du modèle linéaire et non linéaire au point $z = 0.3575$ m .

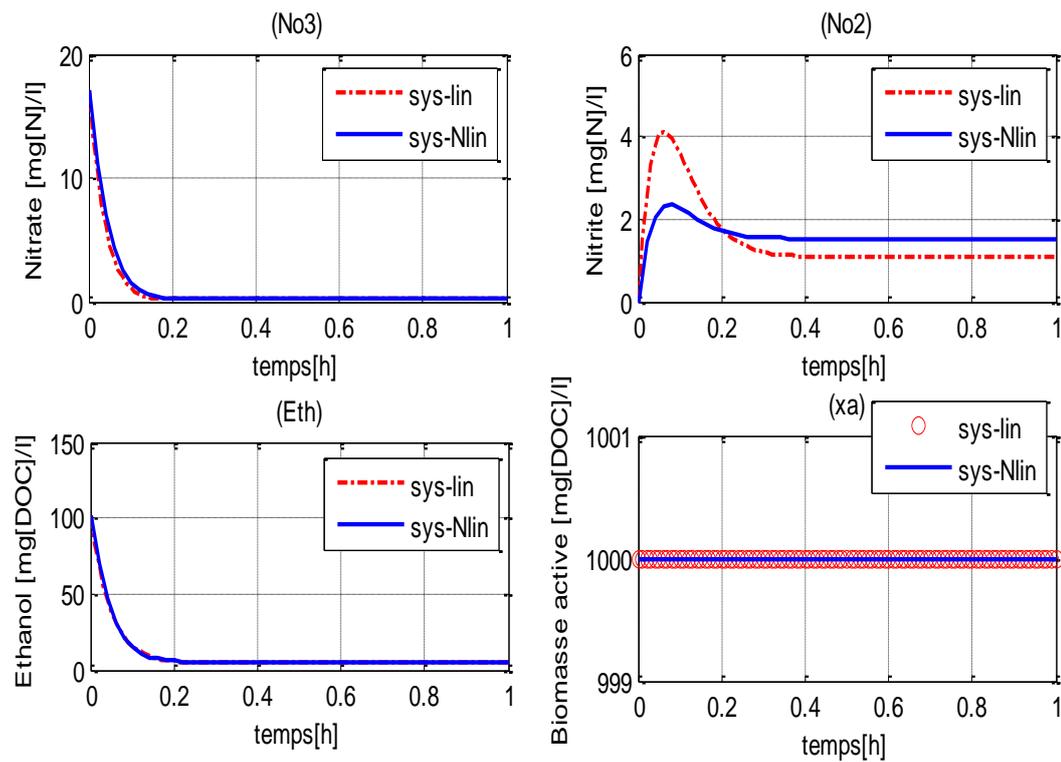


Fig. II.12 : Comparaison du modèle linéaire et non linéaire au point $z = 1$ m.

II.10 Etude et Analyse de système linéaire

II.10.1 La stabilité

La notion de stabilité est un impératif de tout système conçu par un ingénieur, et l'une des premières performances que l'on doit vérifier à une régulation ou une commande. La stabilité d'un système consiste à savoir si ce dernier peut revenir à son état stable après une perturbation [20] [12].

Cas des systèmes linéaires stationnaires:

Théorème:

Le système $\dot{x}(t) = Ax(t)$ est asymptotiquement stable si et seulement si toutes les valeurs propres de la matrice A sont à partie réelle négative.

Après de calculer les valeurs propres de la matrice A . En linéarisant l'ensemble d'équations différentielles ordinaires de 5 réacteurs en série, on obtient une matrice A avec des valeurs propres toutes à partie réelle négative (A asymptotiquement stable) avec :

$$\text{Les valeurs propres : } \left[\begin{array}{c} -55.4974 \\ -52.0144 \\ -12.4869 \\ -14.8447 \\ -14.8447 \\ -42.1907 \\ -38.3514 \\ -36.5543 \\ -27.2665 + 5.0065i \\ -27.2665 - 5.0065i \\ -27.7861 \\ -27.8757 \\ -31.4224 \\ -30.3085 + 0.0000i \\ -30.3085 - 0.0000i \\ -0.2342 \\ -0.1563 \\ -0.0640 \\ -0.0232 \\ -0.0127 \end{array} \right] \quad (2.18)$$

Où, on constate que la matrice dynamique A est asymptotiquement stable.

Donc la stabilité du système linéarisé est prouvée, alors le point d'équilibre est asymptotiquement stable pour le système non linéaire. La stabilité de ce procédé, autour du point de fonctionnement nominal, est alors démontrée [9].

Remarque : Concernant l'étude de la stabilité, on ne peut pas donner des conclusions sur la stabilité globale du système non linéaire à partir des propriétés établies sur le système linéarisé (tangent). On peut simplement conclure à la stabilité asymptotique locale du système autour de son état d'équilibre.

II.10.2 Observabilité et Commandabilité

Les entrées et les sorties d'un système représenté par ses équations d'état et de sortie sont liées par l'intermédiaire des variables d'état [9] [12].

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = C_y x \end{cases} \quad (2.19)$$

Observabilité : Soit le système (2.19), on dit qu'il est observable si tous ces états sont observables. On peut conclure à l'observabilité en regardant le système libre ($u = 0$).

Dans le cas de systèmes invariants (A et C matrices constantes), le système est observable si et seulement si une quelconque des deux conditions suivantes est vérifiée :

- 1: A étant diagonale, C n'a pas de colonne nulle.
- 2: la matrice $[C_y^T A^T C_y^T \dots (A^{n-1})^T C_y^T] = P$ est de rang n .

Pour le système (2.14), (2.17), le rang de la matrice d'observabilité (P) est de cinq donc inférieur à n ($n=20$) : le système est non observable.

Commandabilité : Soit le système (2.19), avec x de dimension n , on dit qu'il est commandable si tous ces états sont commandables.

Dans le cas des systèmes invariants (A et B matrices constantes), le système est commandable si et seulement si une quelconque de ces conditions est vérifiée [9] [15]:

- 1 : A étant diagonale, B n'a pas de ligne nulle.
- 2 : la matrice $[B AB \dots A^{n-1}B] = Q$ est de rang n .

Concernant le système (2.14), (2.15), on trouve une chute de rang de la matrice de commandabilité (Q): le système est non commandable. Ce sont donc les modes les plus lents (associés à la croissance des microorganismes).

Conclusion

Notons que nous nous sommes intéressés dans ce chapitre qu'aux modèles à paramètres répartis associés à des procédés supposés infiniment mélangés.

La modélisation nous a conduit à l'obtention d'un système non linéaire. La complexité de modèle pose des problèmes d'analyse et ne permet pas de mise en œuvre directe des méthodes conventionnelles. Pour des fins de simulation et de contrôle, on a cherché à déterminer un modèle à paramètres répartis approché à l'aide des méthodes d'approximation : la méthode de collocation orthogonale et la méthode aux différences finies.

La résolution de systèmes aux dérivées partielles par l'utilisation de méthodes de discrétisation par différences finies, et qui fait l'objet de ce chapitre, peut conduire à une solution très précise.

Le modèle non linéaire a été transformé en un modèle linéaire pour pouvoir utiliser les outils de commande et d'analyse linéaire.

L'étude réalisée dans ce chapitre nous permet d'apprendre le fonctionnement de ce type de procédé, et donc d'aborder une commande performante et fiable, ce que nous traitons dans la suite.

Chapitre III

Théorie de la logique floue

Introduction

De nos jours, la logique floue (fuzzy logic) est un axe de recherche important sur lequel se focalisent de nombreux scientifiques. Elle est disponible dans les différents domaines, tant dans le domaine grand public (appareils photos, machines à laver,...) que dans le domaine industriel (réglage et commande de processus complexes liés à l'énergie, aux transports, à la transformation de la matière, à la robotique, aux machines outils).

Au départ, la théorie de logique floue s'affirme comme technique opérationnelle. Utilisée à côté d'autres techniques de contrôle avancé, elle se trouve compétitive et coopérative avec des autres techniques conventionnelles, ses avantages viennent notamment de ses capacités: formaliser et simuler l'expertise d'un opérateur ou d'un concepteur dans la conduite et le réglage d'un procédé; donner une réponse simple pour les procédés dont la modélisation est difficile ou complexe ou à comportement non linéaire; tel que la prédiction...etc.

Dans ce chapitre nous présentons les éléments de base concernant la logique floue. Nous introduisons d'abord d'une manière très succincte le fondement théorique des sous-ensembles flous et la logique floue, puis en va déterminer la structure générale ainsi que différents types de modèles flous. Ensuite nous focalisons sur les contrôleurs à logique

floue, par une description interne du contrôleur flou. Pour aborder au but de traitement du problème de commande des procédés par l'utilisation de la logique floue.

III.1 Logique classique et logique floue

Dans la logique classique, les variables gérées sont Booléennes, c'est à dire qu'elles ne prennent que deux valeurs 0 ou 1. La logique floue a pour but de raisonner à partir de connaissances imparfaites qui opposent résistance à la logique classique. Pour cela la logique floue se propose de remplacer les variables booléennes par des variables flous [10].

III.2 Historique et définition

Depuis longtemps l'homme recherche à maîtriser les incertitudes et les imperfections inhérentes à sa nature. La première réelle manifestation de la volonté de formaliser la prise en compte des connaissances incertaines fut le développement de la théorie des probabilités à partir du XVII siècle. Mais les probabilités ne peuvent maîtriser les incertitudes psychologiques et linguistiques.

Puis la logique floue est apparue en 1965 à Berkeley dans le laboratoire de *Lotfi Zadeh* avec la théorie des sous-ensembles flous puis en 1978 avec la théorie des possibilités. Ces deux théories constituent aujourd'hui ce que l'on appelle Logique Floue [10].

La logique floue permet la formalisation des imprécisions dues à une connaissance globale d'un système très complexe et l'expression du comportement d'un système par des mots. Elle permet donc la standardisation de la description d'un système et du traitement de données aussi bien numériques qu'exprimées symboliquement par des qualifications linguistiques.

III.3 Sous ensembles flous

Dans la théorie ensembliste classique, l'appartenance d'un élément à un sous-ensemble est définie par une valeur logique standard : 1 si l'élément appartient au sous-ensemble, 0 sinon.

Dans la théorie floue, un élément peut appartenir en partie à un sous-ensemble : son degré d'appartenance est décrit par une valeur comprise entre 0 et 1 [17].

On donne comme exemple, la répartition classique et floue de la température d'un corps sur l'intervalle de définition (figure III.1).

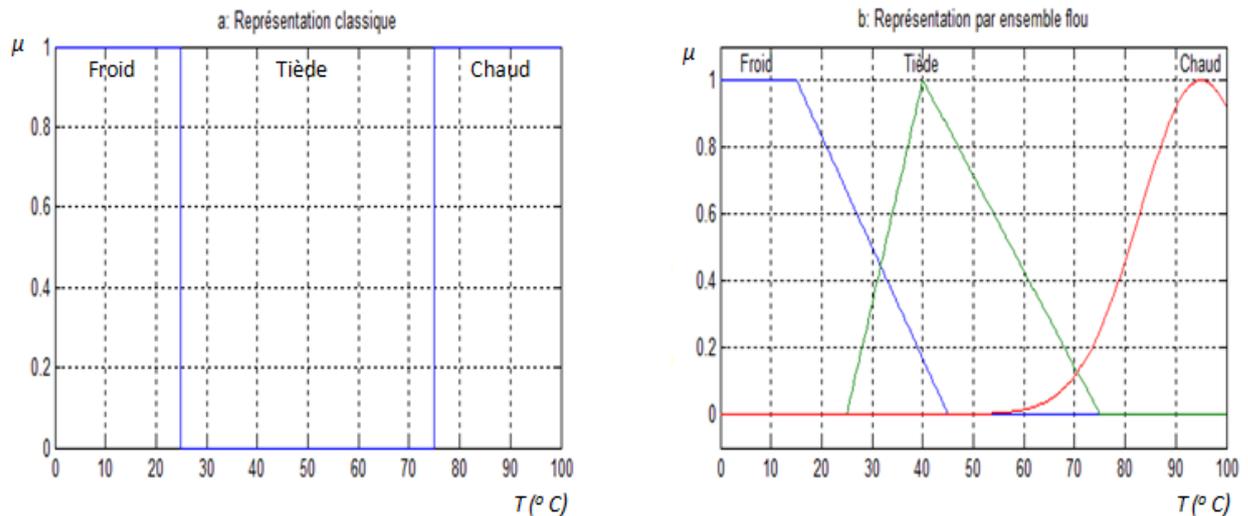


Fig. III.1: Représentation de température par les ensembles classiques et flous.

Définition : Un sous-ensemble flou A dans un univers du discours X est caractérisé par sa fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ qui associe à chaque élément x de X une valeur dans l'intervalle des nombres réels $[0, 1]$:

$$\mu_A : X \rightarrow [0,1] \quad [10]$$

Ainsi un sous-ensemble flou A dans X peut être représenté par un ensemble de couples Ordonnés.

$$A : \{(x, \mu_A(x)) \mid x \in X\}$$

III.4 Les bases fondamentales

III.4.1 Univers de discours

C'est le domaine de variation de la variable linguistique, continu ou discret. Il est déterminé selon l'expérience acquise par les opérateurs humains.

L'univers de discours est une collection d'objets (sous-ensemble) discrets ou continus.

III.4.2 Variables linguistiques

Contrairement à la logique classique, où les variables sont exprimées dans les propositions logiques par des valeurs numériques (si $X < 10$ alors $Y=100$), dans la logique floue les variables sont exprimées par des propres linguistiques (si X est âgé alors sa santé est faible), d'où le terme de variable linguistique donné aux variables manipulées par la logique floue.

Une variable linguistique est définie par un triplé $(x, \mu(x), U)$, dont le quel x est le nom de la variable linguistique (vitesse, âge, position, distance, ...), $\mu_i(x)$ est le degré d'appartenance de la variable linguistique x au différents sous-ensembles flous (i) qui sont définis dans l'univers de discours U [5] [10].

III.4.3 Fonctions d'appartenances

C'est la fonction caractéristique des sous-ensembles flous. Typiquement plusieurs formes de fonctions d'appartenance sont utilisées dans les applications. En générale les fonctions d'appartenances les plus usuelles : Cloche Généralisée, Trapézoïdales, Gaussiennes, Triangulaires, et Sigmoidale, illustrés sur la figure (III.2) [5].

Les fonctions d'appartenance peuvent être définies par le développeur du modèle (l'expert) en utilisant la connaissance préalable ou bien l'expérimentation. Cette dernière approche est typique de la commande floue basée sur la connaissance [22].

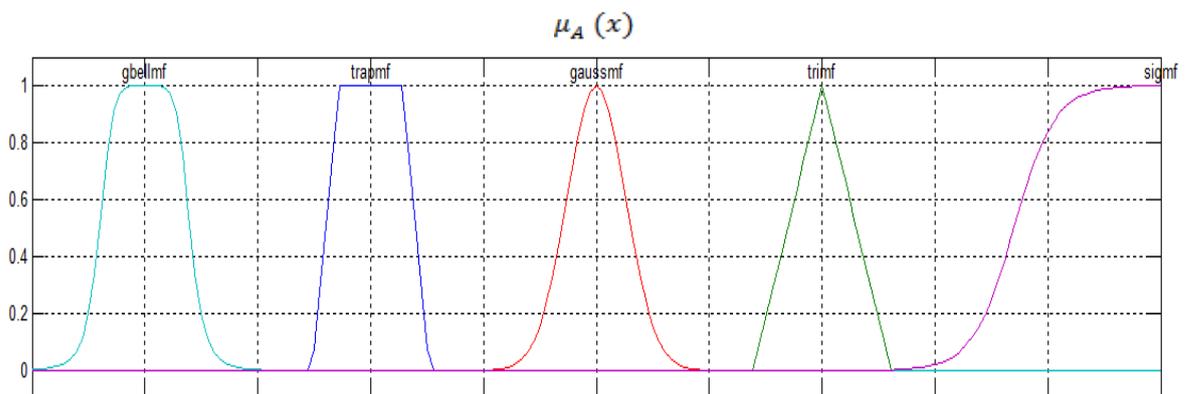


Fig. III.2 : Formes typiques représentatives des fonctions d'appartenance.

III.5 Opérations de base sur les sous ensembles flous

Supposons que A et B sont deux sous-ensembles flous définis dans un univers du discours X par les fonctions d'appartenance μ_A et μ_B . On peut définir des opérations ensemblistes telles que l'intersection, l'union et le complément grâce à des opérations sur les fonctions d'appartenance [17] [5].

Intersection : l'intersection de A et B , que l'on note $A \cap B$, est le sous-ensemble flou constitué des éléments de X affectés du plus petit des deux degrés d'appartenance μ_A et μ_B :

$$\forall x \in X : \mu_{A \cap B} = \min (\mu_A(x), \mu_B(x))$$

Union : l'union de A et B , que l'on note $A \cup B$, est le sous-ensemble flou constitué des éléments de X affectés du plus grand des deux degrés d'appartenance μ_A et μ_B :

$$\forall x \in X : \mu_{A \cup B} = \max (\mu_A(x), \mu_B(x))$$

Complément : le complément de A , que l'on note A^c , est le sous-ensemble flou de X constitué des éléments x lui appartenant d'autant plus qu'ils appartiennent peu à A :

$$\forall x \in X : \mu_{A^c}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

Pour l'exemple de température précédent on peut définir les différents operateurs de la logique floue, illustré dans la figure (III.3), l'intersection, l'union et le complément appliqués sur les deux sous-ensembles représentant la température *Froid et Tiède*.

Avec μ_A et μ_B sont les fonctions d'appartenances des variables linguistiques *Froid Et Tiède*.

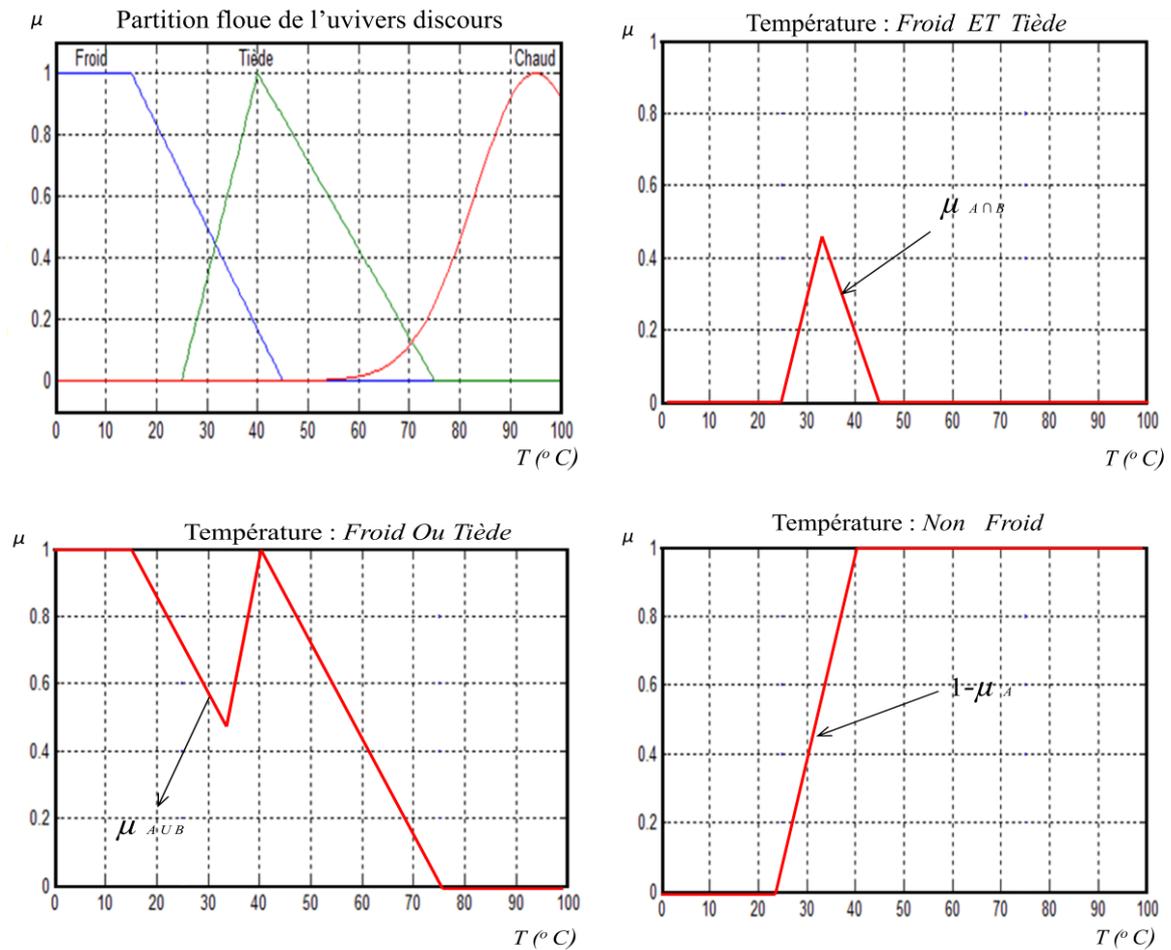
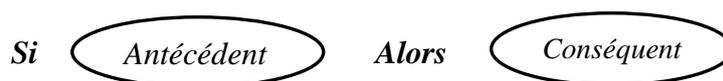


Fig. III.3 : Les différents operateurs de la logique floue.

III.6 Le contrôleur à logique floue

III.6.1 Différents types de contrôleurs flous

En général les systèmes flous s'appuient sur une représentation de la connaissance sous forme de règles « Si-Alors » qui permettent de représenter les relations entre les variables d'entrée et de sortie dont l'expression générique est de la forme [22] :



Dans un premier temps et afin de faciliter l'interprétation, on peut considérer l'antécédent (prémisse) comme une description linguistique qui indique les conditions de

validité du phénomène représenté. Pour sa part, le *conséquent* (*conclusion*) représente le *comportement* associé aux conditions de validité décrites par l'antécédent.

Considérons à titre illustratif la règle suivante :

“*Si concentration de polluant est élevée Alors temps de dégradation est long*”.

Les règles floues établissent des relations logiques entre les variables du système en associant valeurs *qualitatives* d'une variable (la concentration de polluant est *élevée*) avec celles d'une autre variable (le temps de dégradation est *long*). Les valeurs qualitatives ont typiquement une interprétation linguistique, elles sont nommées *termes linguistiques* (étiquettes). La signification des termes linguistiques par rapport aux variables d'entrée/sortie numériques (concentration de polluant, temps de dégradation) est définie par des ensembles flous appropriés. Dans ce sens, les ensembles flous, ou plus précisément leurs fonctions d'appartenance, fournissent une interface entre les variables numériques d'entrée/sortie et les valeurs linguistiques qualitatives dans les règles.

Selon la structure particulière de la proposition conséquente, on peut distinguer trois types de systèmes flous basés sur des règles [22]:

- ***Système flou linguistique***, (ou système Mamdani), dans lequel l'antécédent et le conséquent sont tout les deux des propositions floues qui utilisent des variables linguistiques.
- ***Système flou relationnel***, qui peut être considéré comme une généralisation du modèle linguistique dans lequel il est possible d'associer une proposition antécédent spécifique avec plusieurs propositions conséquents différentes via une relation floue. Cette relation floue représente des associations entre les ensembles flous individuels définis dans les domaines d'entrée/sortie du modèle.
- ***Système flou Takagi-Sugeno (TS)***, dans lequel le conséquent utilise des variables numériques plutôt que des variables linguistiques, sous la forme d'une constante, d'un polynôme ou de manière plus générale d'une fonction ou d'une équation différentielle dépendant des variables associées à la proposition antécédent.

III.7 Structure générale de contrôleur flou

De manière générale, le fonctionnement interne d'un système flou repose sur la structure présentée par la figure (III.4), qui montre que la détermination d'une commande par un régulateur flou s'effectue en trois étapes, la fuzzification, l'inférence et l'agrégation des règles, puis la défuzzification [2].

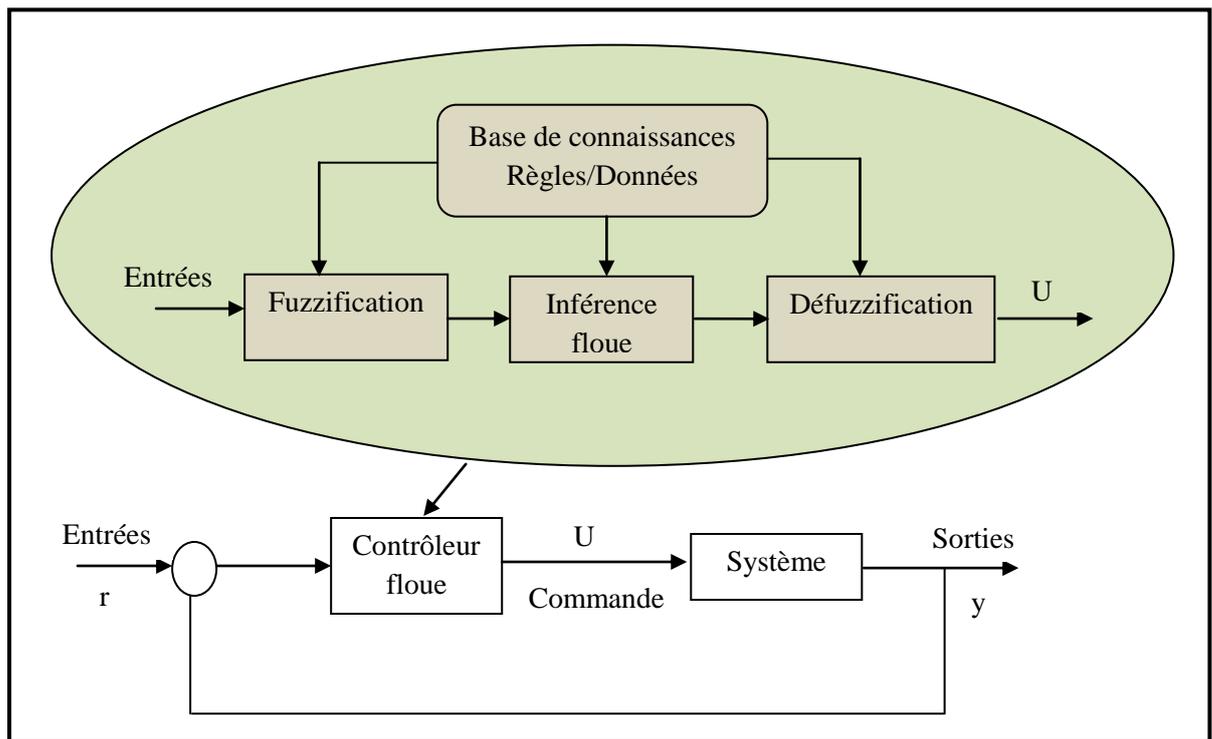


Fig. III.4: Structure interne d'un système flou.

La base de connaissances : elle contient les définitions des fonctions d'appartenance (formes et paramètres) associées aux variables linguistique ainsi que l'ensemble des règles floues.

III.7.1 Fuzzification

Consiste à calculer, pour chaque valeur d'entrée numérique, les degrés d'appartenance aux ensembles flous associés et prédéfinis dans la base de données du système flou [10].

Ce bloc réalise la transformation des entrées numériques en informations floues utilisables par le mécanisme d'inférence. Cette étape doit être réalisée judicieusement, car elle intervient dans la performance du régulateur [5].

La fuzzification est réalisée dans l'interface d'entrée du contrôleur flou. Durant cette phase, les informations issues du système sont tout d'abord normalisées. Ensuite, les données normalisées sont transformées en qualifications linguistiques, en utilisant des règles sémantiques définies par un expert.

La qualité de fuzzification est déterminée par le choix minutieux de l'intervalle de variation de la variable (univers de discours), et de la façon dont il est partagé en sous-ensembles flous.

III.7.2 Moteur d'inférence floue

Le moteur d'inférence flou est le noyau du régulateur flou, c'est l'organe de la prise de décision du régulateur, il se base sur un ensemble de connaissance et de règles pour prendre une décision sur la sortie à appliquer au système [5].

Le mécanisme d'inférence consiste d'une part à calculer le degré de vérité des différentes règles du système et d'autre part à associer à chacune de ces règles une valeur floue de sortie.

III.7.3 Les différents systèmes d'inférence floue

Dans les SIF le traitement des informations fait intervenir les opérateurs logiques **et** et **ou** pour lier les variables floues au niveau des conditions de chaque règle. Le terme **Alors**, introduisant la conclusion de chaque règle. L'implication floue et la *t*-norme de cette expression permettent de former des fonctions d'appartenance partielles (par règle) qui sont ensuite combinés au cours de la phase d'*agrégation* de règles, pour fournir en sortie, la fonction d'appartenance globale résultante le sous-ensemble flou.

Il existe plusieurs méthodes de réalisation des opérateurs **et** ou **ou**, dont les noms sont associés au choix des méthodes d'agrégation des règles et d'implication. On utilise généralement l'une des trois méthodes d'inférence suivantes : *max-min* (Mamdani), *max-prod* et *somme-prod*, où le terme *somme* correspond au calcul de la valeur moyenne et *prod* au produit.

L'inférence floue repose sur l'utilisation d'un opérateur d'implication (min ou max) permettant d'évaluer le degré de vérité d'une règle à partir des fonctions d'appartenances liées à la prémisse ($\mu_{A_i}(x)$ et $\mu_{B_i}(y)$) et à la conclusion ($\mu_{C_i}(z)$ avec z la sortie du régulateur) [5]. L'inférence floue détermine pour la partie conclusion de chaque règle i une fonction d'appartenance $\mu_{C_i}(z)$. L'idée consiste à dériver un ensemble flou de sortie qui représente une conclusion globale issue de l'évaluation de l'ensemble des règles (*agrégation*) et du constat d'un certain fait d'entrée. L'agrégation des n règles s'effectue à l'aide d'une co-norme triangulaire (généralement l'opérateur max) :

$$\mu_{C'}(z) = S_{i=1\dots n}[\mu_{C_i}(z)]$$

Avec : S la co-norme triangulaire.

Le raisonnement flou mené dans le mécanisme d'inférence est basé sur l'utilisation du modus ponens généralisé (GMP), et de modus tollens généralisé (GMT) (du latin raisonnement par la négation), défini de la manière suivante :

<u>Observation</u> : x est A'			
<u>Règle</u> : Si x est A alors y est B		(Notation $A \rightarrow B$)	<u>GMP</u>
<u>Conclusion</u> : y est B'			
<u>Observation</u> : y est B'			
<u>Règle</u> : Si x est A alors y est B		(Notation $A \rightarrow B$)	<u>GMT</u>
<u>Conclusion</u> : y est A'			

Le raisonnement approché est représenté dans ce cas par la proposition floue (y est B'), qui met en évidence que la conclusion B' dérivé est "moins certaine" que B, le sous-ensemble flou du conséquent [5] [22].

Pour le cas des entrées numériques précises (*crisp*), le raisonnement peut être simplifié, aboutissant à celui bien connu dans la littérature appelé le max-min ou inférence de Mamdani.

III.7.4 Règles floues

Les règles floues permettent de déduire des connaissances concernant l'état du système en fonction des qualifications linguistiques fournies par l'étape de fuzzification. Ces connaissances sont également des qualifications linguistiques [17].

Les régulateurs flous utilisent généralement une expertise exprimée sous forme de règles. La forme générique pour un régulateur à deux entrées et une sortie est la suivante :

$$R : \text{Si } \{ X_1 \text{ est } A_1 \text{ et } X_2 \text{ est } A_2 \} \text{ Alors } \{ Y \text{ est } B \}.$$

La prémisse de la règle est constituée de X_1 et X_2 qui sont les variables d'observation du régulateur tandis que, A_1 et A_2 sont des labels linguistiques. La conclusion de la règle est composée de la variable de commande Y et d'un label linguistique B .

D'une manière générale, on peut combiner ces propositions élémentaires à l'aide des opérateurs logiques de conjonction et de disjonction ('et' et 'ou') mis en œuvre respectivement par des T-normes et T-conormes. Le degré de vérité des nouvelles propositions obtenues peut être calculé entre autre par les équations suivantes [10]:

Conjonction: (X est A) ET (Y est B)

$$- \text{minimum } (\mu_A(x), \mu_B(y))$$

$$- \text{produit } (\mu_A(x) \times \mu_B(y))$$

Disjonction: (X est A) OU (Y est B)

$$- \text{maximum } (\mu_A(x), \mu_B(y))$$

$$- \text{somme } (\mu_A(x) + \mu_B(y) - \mu_A(x) \times \mu_B(y))$$

L'opérateur d'implication permet d'introduire la notion de règle floue qui caractérise les relations de dépendance entre plusieurs propositions floues:

$$(X_1 \text{ est } A_1) \text{ ET } (X_2 \text{ est } A_2) = (Y \text{ est } B)$$

Où X_1 , X_2 et Y sont des variables linguistiques et A_1 et A_2 et B sont des sous ensembles flous. Une telle règle se trouve habituellement dans les systèmes flous avec une formulation légèrement différente :

$$\text{Si } (X_1 \text{ est } A_1) \text{ ET } (X_2 \text{ est } A_2) \text{ Alors } (Y \text{ est } B)$$

Dans cette dernière formulation la partie $(X_1 \text{ est } A_1) \text{ ET } (X_2 \text{ est } A_2)$ est appelée prémisse de la règle et la partie $(Y \text{ est } B)$ est appelée conclusion (conséquent).

Les règles implicatives peuvent être vues comme une application directe des théories de Zadeh sur le raisonnement approché. Selon Zadeh, chaque grain de connaissance est considéré comme une restriction sur un ensemble de possibles. Les règles implicatives constituent une extension de la logique classique. Il existe différents types de règles implicatives dont les principales sont : les règles à certitude et les règles graduelles.

III.7.5 Défuzzification

La défuzzification est le traitement qui permet de définir une correspondance entre le résultat de l'inférence et la grandeur numérique fournie en sortie. Elle consiste à remplacer l'ensemble des valeurs de sorties des différentes règles résultant de l'inférence par une valeur numérique unique représentative de cet ensemble. Il existe plusieurs méthodes de défuzzification, figure (III. 5), les plus communément employées sont [22] [10] [5]:

a /- La méthode de centre de gravité COG : La défuzzification par centre de gravité consiste à calculer l'abscisse du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante μ_r de la phase de composition selon:

$$y^* = y_{cog} = \frac{\int \mu_R(y) \cdot y \, dy}{\int \mu_R(y) \, dy}$$

En pratique, on estime le centre de gravité, en calculant la moyenne d'un certain nombre de points échantillonnés sur la fonction:

$$y_{cog} = \left(\sum_{i=1}^m \mu_{Ri} \cdot y_i \right) / \sum_{i=1}^m \mu_{Ri}$$

b /- La méthode de la moyenne des maxima MOM : Dans cette méthode, la valeur de sortie est estimée par l'abscisse du point correspondant au centre de l'intervalle M pour lequel la fonction d'appartenance est maximale. Cette valeur est fournie par l'expression:

$$y^* = y_{mom} = (\inf(M) + \sup(M))/2$$

Où $\inf(M)$ et $\sup(M)$ sont respectivement les bornes inférieure et supérieure de l'intervalle M .

c /- La méthode de maximum : Cette méthode, s'applique uniquement dans le cas où la fonction d'appartenance associée à l'ensemble de sortie n'admet qu'un seul maximum. On choisit comme sortie l'abscisse y^* correspondant à ce maximum [10].

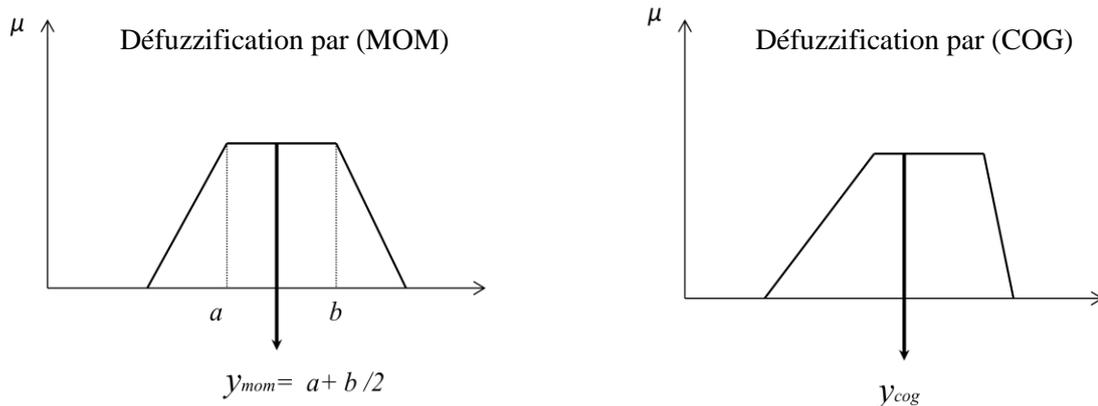


Fig. III. 5: Représentation des méthodes de défuzzification.

Conclusion

Ce chapitre nous a permis de faire le tour d'horizon des principes théoriques nécessaires à la compréhension de la logique floue. Nous avons introduit des concepts de base concernant la structure générale et les différents types de modèles flous.

La logique floue ouvre des possibilités remarquables de codification des connaissances des experts. Elle est tout simplement plus facile à réaliser et à utiliser, à cause de la nature

linguistique des variables floues: l'utilisation faite par la logique floue d'expressions du langage courant permet au système flou de rester compréhensible pour les gens non experts. C'est ainsi que des machines complexes deviennent plus conviviales grâce à la logique floue.

Malheureusement la manipulation des règles non précises peut générer un nombre d'erreur non négligeable. La mise en place d'un système flou nécessite donc une attention particulière lors de la phase de test de manière à détecter les éventuelles aberrations du système.

Chapitre IV

Commande de bioprocédé de dénitrification

Introduction

Ce chapitre traite de la commande des procédés auxquels nous nous sommes intéressés dans le chapitre (II), en nous focalisant sur une représentation du comportement dynamique non linéaire entrée-sortie du procédé. On propose deux commandes pour traiter le problème du contrôle des systèmes à paramètres répartis.

La commande adaptative de procédé de dénitrification à paramètres répartis est proposée par Dochain 1994 et Bastin & Dochain 1990. L'idée étant d'identifier le système à chaque instant, puis de remplacer dans le calcul de la commande, les paramètres réels par leurs estimés. On commence cette section par le positionnement de problème et les hypothèses de travail, les objectifs, puis on met en œuvre une loi de commande adaptative permet de la régulation de la somme des concentrations en produit nitrates en sortie de réacteur par la vitesse d'écoulement du fluide.

L'estimation et l'observation de l'état sont certainement un problème clé pour la commande de procédés biotechnologiques. La mise en œuvre de stratégies de commande modernes dépend beaucoup de la disponibilité d'informations en ligne sur les différents composants du procédé tels que biomasse, substrats et produits. Généralement le manque de capteurs fiables et précis où leur coût très élevé conduit à développer et mettre en œuvre des algorithmes qui soient capables de reconstruire l'évolution des concentrations des différents composants sur la base des données en ligne.

Dans le domaine des procédés biotechnologiques, on cite trois grands types d'observateurs sont utilisés :

- l'observateur de Luenberger étendu.
- l'observateur de Kalman étendu.
- l'observateur asymptotique (Bastin et Dochain, 1990; Dochain et Perrier, 1994).

Dans la deuxième section, qui présente la commande intelligente, la partie intéressante de ce travail de recherche, nous allons développer une commande floue. Notre contribution est d'avoir mettre en œuvre un contrôleur flou adéquat utilisé pour le contrôle de tels procédés. Où l'on cherche à s'inspirer le fonctionnement du traitement de l'information effectué par le cerveau.

IV.1 Commande adaptative linéarisante avec estimation d'état du système non linéaire

IV.1.1 Position du problème

Le système utilisé lors de la conception des lois de commande est constitué des équations relatives aux concentrations de nitrate, de nitrite, d'éthanol et de biomasse. Rappelons les équations dynamiques de ces variables.

IV.1.1.1 Rappel sur le modèle de bioprocédé

$$\left\{ \begin{array}{l}
\frac{\partial s_1(z,t)}{\partial t} = -\frac{F}{Ae} \frac{\partial s_1(z,t)}{\partial z} - \frac{1}{\alpha_1 e} (k_1 - 1) \mu_1(s_1, s_3) x(z, t) \\
\text{Nitrate} \\
\frac{\partial s_2(z,t)}{\partial t} = -\frac{F}{Ae} \frac{\partial s_2(z,t)}{\partial z} + \frac{1}{e} \left[\frac{(k_1-1)}{\alpha_1} \mu_1(s_1, s_3) - \frac{(k_2-1)}{\alpha_2} \mu_2(s_2, s_3) \right] x(z, t) \\
\text{Nitrite} \\
\frac{\partial s_3(z,t)}{\partial t} = -\frac{F}{Ae} \frac{\partial s_3(z,t)}{\partial z} - \frac{1}{e} [k_1 \mu_1(s_1, s_3) + k_2 \mu_2(s_2, s_3)] x(z, t) \\
\text{Carbone} \\
\frac{\partial x(z,t)}{\partial t} = [\mu_1(s_1, s_3) + \mu_2(s_2, s_3)] \left(1 - \frac{x(z,t)}{x_a \max} \right) x(z, t) \\
\text{Biomasse}
\end{array} \right. \quad (4.1)$$

Pour $0 < z \leq 1$

Avec les conditions aux limites suivantes:

$$\left\{ \begin{array}{l}
s_1(z=0, t) = s_{l, in}(t) \\
s_2(z=0, t) = 0 \\
x(z=0, t) = 0
\end{array} \right. \quad \text{pour } l = 1,3$$

et les conditions initiales suivantes:

$$\left\{ \begin{array}{l}
s_1(z, t=0) = s_{l0}(z) \\
x(z, t=0) = x_0(z)
\end{array} \right. \quad \text{pour } l = 1,2,3$$

Remarque : rappelons que cette partie se base sur les travaux de [4] et [20] (pour faire une étude comparative).

IV.1.2 Analyse et Objectives

Hypothèses

La conception du régulateur devra tenir compte des hypothèses suivantes [8] [20]:

- 1- La commande d'entrée est le débit d'alimentation en substrats F .
- 2- La grandeur à réguler est la somme des concentrations résiduelles de nitrite et de nitrate en sortie du bioréacteur.
- 3- Les concentrations de nitrite et de nitrate peuvent être mesurables en un certain.

nombre de points internes au réacteur et à la sortie.

- 4- Les cinétiques sont inconnues.
- 5- La concentration de biomasse est inconnue.
- 6- La concentration d'éthanol dans le réacteur est inconnue.
- 7- Les coefficients de rendement sont supposés connus.

Objectif

Est la régulation de la somme Pondérée des concentrations de nitrate et de nitrite exprimée en équivalent azote en sortie du réacteur à une valeur désirée. Pour cela, on peut écrire la sortie $y(z, t)$ sous la forme suivante [8] :

$$y(z, t) = c_1 s_1(z, t) + c_2 s_2(z, t) \quad (4.2)$$

Avec c_1 et c_2 les coefficients de conversion des concentrations respectivement de nitrate et de nitrite en équivalent azote, Ces coefficients sont calculés comme suit [20] :

$$\begin{cases} c_1 = \frac{M_N}{M_{s1}} = \frac{14}{14+3 \times 16} = 0.226 \\ c_2 = \frac{M_N}{M_{s2}} = \frac{14}{14+2 \times 16} = 0.304 \end{cases} \quad (4.3)$$

Avec M_X est la masse molaire du composé X .

De plus, à partir de (4.2), on définit la variable y_L à réguler [8]:

$$y_L = y(z = z_L, t) = c_1 s_{1L} + c_2 s_{2L} \quad (4.4)$$

Avec :

$$s_{1L} = s_1(z = z_L, t), \quad s_{2L} = s_2(z = z_L, t)$$

La combinaison des deux premières équations du système (4.1) et de l'équation (4.4) conduit à l'équation dynamique de la variable d'état à réguler :

$$\frac{dy_L}{dt} = - \frac{F}{A \varepsilon} \frac{\partial y(z, t)}{\partial z} \Big|_{z=z_L} + (c_2 - c_1) \frac{k_1 - 1}{\alpha_1 \varepsilon} \mu_{1L} X_{aL} - c_2 \frac{k_2 - 1}{\alpha_2 \varepsilon} \mu_{2L} X_{aL} \quad (4.5)$$

IV.1.3 Choix de la grandeur de commande

Grandeur à commandé : La variable de commande peut être le débit d'alimentation du bioréacteur " $F(t)$ ", comme elle peut être la concentration d'éthanol en entrée du réacteur " $S_3(t)$ ".

Dans notre étude, l'élaboration de lois de commande a été réalisée pour la régulation de la somme pondérée des concentrations en produits nitrés en sortie du réacteur par le débit du fluide d'alimentation $F(t)$.

IV.1.4 Loi de commande adoptée

Principe : Le principe de la loi de commande est d'associer au problème de la régulation de la variable y_L une dynamique du système en boucle fermée représentée par l'équation linéaire du premier ordre suivante [8] [20]:

$$\frac{dy_L}{dx} = \lambda (y_d + y_L) \quad \text{avec} \quad \lambda > 0 \quad (4.6)$$

y_d étant la valeur désirée de y_L .

La loi de commande est établie par combinaison de l'équation (4.5) avec l'équation (4.6), il vient:

$$F(t) = \frac{-\lambda (y_d - y_L) + (c_2 - c_1) \frac{k_1 - 1}{\alpha_1 \varepsilon} \hat{\mu}_{1L} \hat{X}_{aL} - c_2 \frac{k_2 - 1}{\alpha_2 \varepsilon} \hat{\mu}_{2L} \hat{X}_{aL}}{\psi} \quad (4.7)$$

Avec :

$$\psi = \frac{1}{A\varepsilon} \left. \frac{\partial y(z, t)}{\partial z} \right|_{z=z_L}$$

Dans le cas où la variable de commande est $F(t)$, on peut remarquer que la loi de commande adoptée est indépendante de la concentration d'éthanol à la sortie du biofiltre, pour cela on se base sur la théorie des observateurs asymptotiques pour estimer la concentration de biomasse \hat{X}_{aL} [20].

IV.1.5 Estimation d'état de système non linéaire

Les deux estimateurs que nous utilisons sont inspirés des travaux de [4].

IV.1.5.1 Estimation de la concentration de biomasse

Puisque le facteur le plus incertain dans la loi de commande est lié au paramètre cinétique, nous allons utiliser un observateur asymptotique (Bastin et Dochain, 1990) qui ne nécessite pas la connaissance du terme cinétique du modèle simplifié équivalent sur lequel nous basons la commande [4] [15].

Soit ξ_1 le vecteur des variables d'état mesurables: $\xi_1 = \begin{bmatrix} s_1(z, t) \\ s_2(z, t) \end{bmatrix}$

et ξ_2 le vecteur des variables d'état non mesurables: $\xi_2 = X_a(z, t)$

De plus,

$$K_{\xi_1} = -\frac{1}{\varepsilon} \begin{bmatrix} \frac{k_1 - 1}{\alpha_1} & 0 \\ -\frac{k_1 - 1}{\alpha_1} & \frac{k_2 - 1}{\alpha_2} \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad K_{\xi_2} = [1 \quad 1]$$

Il existe une transformation d'état : $\xi = \xi_2 + A_0 \xi_1$

Telle que $A_0 K_{\xi_1} + K_{\xi_2} = 0$ si $\det(K_{\xi_1}) \neq 0$

$$A_0 = [a_1 \quad a_2] = \left[\varepsilon \left(\frac{\alpha_1}{(k_1 - 1)} + \frac{\alpha_2}{(k_2 - 1)} \right) \quad \varepsilon \frac{\alpha_2}{(k_1 - 1)} \right]$$

Cette transformation conduit à une équation dynamique d'observation de ξ , indépendante de X_a :

$$\frac{\partial \xi(z,t)}{\partial t} = -k_d \xi(z,t) + a_1 s_1(z,t) + a_2 s_2(z,t) - \frac{F}{A \varepsilon} \left(a_1 \frac{\delta s_1(z,t)}{\delta z} + a_2 \frac{\delta s_2(z,t)}{\delta z} \right) \quad (4.8)$$

Pour passer à une version discrétisée de l'équation (4.8), il est nécessaire d'utiliser une formulation similaire à celle choisie pour l'estimation, des concentrations de biomasse et d'éthanol. On obtient $\forall i = 1, \dots, N+1$ [20] :

$$\begin{aligned} \frac{d\xi(z,t)}{dt} = & -k_d \xi(z_i,t) + a_1 s_1(z_i,t) + a_2 s_2(z_i,t) - \frac{F}{A \varepsilon} [a_1 \Delta s_1(z_i,t) + a_2 \Delta s_2(z_i,t)] \\ & - \frac{F}{A \varepsilon} (a_1 b_{0i} s_{1,in} + a_2 b_{0i} s_{2,in}) \end{aligned} \quad (4.9)$$

$$\hat{X}_a(z_i,t) = \xi(z_i,t) - a_1 s_1(z_i,t) - a_2 s_2(z_i,t) \quad (4.10)$$

D'après (4.10), l'estimée de la concentration de la biomasse en sortie du réacteur s'écrit [8]:

$$\hat{X}_{aL} = \xi_L - a_1 s_{1L} - a_2 s_{2L} \quad (4.11)$$

Avec:

$$\frac{d\xi_L}{dt} = -k_d \xi_L + a_1 s_{1L} + a_2 s_{2L} - \frac{F}{A \varepsilon} [a_1 \Delta s_{1L} + a_2 \Delta s_{2L}] - \frac{F}{A \varepsilon} (a_1 b_{0i} s_{1,in} + a_2 b_{0i} s_{2,in})$$

Remarque : L'approximation des dérivées spatiales peut être envisagée par la méthode des différences finies :

$$\frac{\partial s_1(z,t)}{\partial z} \cong \frac{s_{1L} - s_{1,in}}{L} = \Delta s_1 + b_0 \cdot s_{1,in}$$

$$\frac{\partial s_2(z,t)}{\partial z} \cong \frac{s_{2L} - s_{2,in}}{L} = \Delta s_2 + b_0 \cdot s_{2,in}$$

Avec :

$$\Delta s_i = \frac{s_{iL}}{L} \quad , i = 1,2 \quad \text{et} \quad b_0 = \frac{-1}{L}$$

IV.1.5.2 Estimation des cinétiques de croissance

Dans ce chapitre, nous allons estimer les taux spécifiques de croissance en ligne en utilisant un estimateur basé sur l'observation de tout l'état (Observer-Based Estimator) introduit par Dochain et Bastin et qui a connu un large succès pour leur application dans les domaines biotechnologiques [4] [20].

L'idée de base de (Observer-Based Estimator) est d'utiliser un estimateur ayant la structure d'un observateur d'état pour estimer la valeur du terme cinétique [20]. Pour notre cas d'application, l'estimation des taux spécifiques de croissance peut être réalisée à partir des équations d'état relatives aux concentrations de nitrate et de nitrite sans tenir compte de l'équation d'état relative à la concentration d'éthanol. Après discrétisation du système de manière à pouvoir l'exprimer sous la forme : il vient $\forall i = 1, \dots, N+1$

$$\frac{d\hat{s}_1(z_i, t)}{dt} = -\frac{u(t)}{\varepsilon} (\Delta s_1(z_i, t) + f_{0i} s_{1,in}) - \frac{k_1-1}{\varepsilon \alpha_1} \hat{\mu}_1(z_i, t) \hat{X}_a(z_i, t) + w_{1i} (s_1(z_i, t) - \hat{s}_1(z_i, t)) \quad (4.12)$$

$$\begin{aligned} \frac{d\hat{s}_2(z_i, t)}{dt} = & -\frac{u(t)}{\varepsilon} (\Delta s_2(z_i, t) + f_{0i} s_{2,in}) + \left(\frac{k_1-1}{\varepsilon \alpha_1} \hat{\mu}_1(z_i, t) - \frac{k_2-1}{\varepsilon \alpha_2} \hat{\mu}_2(z_i, t) \right) \hat{X}_a(z_i, t) \\ & + w_{2i} (s_2(z_i, t) - \hat{s}_2(z_i, t)) \end{aligned} \quad (4.13)$$

et

$$\frac{d\hat{\mu}_1(z_i, t)}{dt} = -\gamma_{1i} \frac{k_1-1}{\varepsilon \alpha_1} (s_1(z_i, t) - \hat{s}_1(z_i, t)) \hat{X}_a(z_i, t) + \gamma_{2i} \frac{k_2-1}{\varepsilon \alpha_2} (s_2(z_i, t) - \hat{s}_2(z_i, t)) \hat{X}_a(z_i, t) \quad (4.14)$$

$$\frac{d\hat{\mu}_2(z_i, t)}{dt} = -\gamma_{2i} \frac{k_2-1}{\varepsilon \alpha_2} (s_2(z_i, t) - \hat{s}_2(z_i, t)) \hat{X}_a(z_i, t) \quad (4.15)$$

Comme la valeur du terme cinétique dans le modèle est liée aux conditions opératoires, il est indispensable d'utiliser un algorithme de commande adaptative qui estime ce paramètre important du procédé en temps réel et ceci dans les différentes conditions opératoires [6].

Pour notre modèle $c_1 = c_2 = 1$ puisque les concentrations de nitrate et de nitrite sont exprimées en équivalent azote.

Alors la loi de commande s'écrit :

$$F(t) = \frac{-\lambda (y_d - y_L) - \frac{k_2 - 1}{\alpha_2 \varepsilon} \hat{\mu}_{2L} \hat{X}_{aL}}{\psi} \quad (4.16)$$

Dans ce cas, nous ne procéderons qu'à l'estimation du taux spécifique de croissance relatif à la réaction de dénitrification. Pour cela, on écrit μ_{2L} sous la forme suivante [21] :

$$\mu_{2L} = \beta_{2L} s_{2L} \quad (4.17)$$

β_{2L} est un paramètre supposé inconnu et qui est estimé par l'algorithme des moindres carrés récurrents à facteur d'oubli suivant [20]:

$$F_t = \frac{-\lambda (y_d - y_{Lt}) - \frac{k_2 - 1}{\alpha_2 \varepsilon} s_{2Lt} \hat{\beta}_{2Lt} \hat{X}_{aLt}}{\psi_t} \quad (4.18)$$

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_{2Lt+1} = & \hat{\beta}_{2Lt} - \gamma_t \frac{k_2 - 1}{\alpha_2 \varepsilon} s_{2Lt} \hat{X}_{aLt} \Delta t (y_{Lt+1} - y_{Lt} + \frac{F_t}{A \varepsilon} \Delta t (\Delta s_{1Lt} + \Delta s_{2Lt} + b_0 (s_{1,in} + s_{2,in}))) \\ & + \frac{k_2 - 1}{\alpha_2 \varepsilon} \Delta t s_{2Lt} \hat{\beta}_{2Lt} \hat{X}_{aLt} \end{aligned} \quad (4.19)$$

$$\gamma_t = \frac{\gamma_{t-1}}{\sigma + \gamma_{t-1}^2 \Delta t^2 \left(\frac{k_2 - 1}{\alpha_2 \varepsilon}\right)^2 s_{2Lt}^2 \hat{X}_{aLt}^2} \quad 0 \leq \sigma \leq 1 \quad (4.20)$$

IV.2 Commande floue de bioprocédé

IV.2.1 Rappel du problème

Les bioprocédés qui sont l'objet de notre travail sont caractérisés par leurs complexités et leurs non linéarité, leur variabilité que nous avons montrée dans le chapitre (II), présente une difficulté supplémentaire évidente pour la commande. Alors nous avons pensé à développer un contrôleur flou vu que ces contrôleurs semblent être une solution adéquate à ce genre de systèmes, et dans le cadre de notre travail qui consiste à maintenir les concentrations du substrats S (nitrate et nitrite) à un niveau prédéfini en agissant sur le débit du fluide d'alimentation $F(t)$, le problème de régulation qui a été décrit dans l'expression (4.2).

IV.2.2 Le contrôleur floue

Le contrôleur flou utilisé est de type de Mamdani est basé sur un ensemble de règles du genre Si- Alors [2] [16] [17]. Les entrées et sortie de notre contrôleur flou sont :

err : erreur entre la sortie du système et la référence ($r - y_r$).

derr : différence entre l'erreur actuelle et l'erreur précédente ($e(i) - e(i-1)$), , suffit pour représenter sa variation.

Une seule sortie qui est la variation de la commande $du = U_{i+1} - U_i$.

Le schéma bloc de commande peut être comme suit [16]:

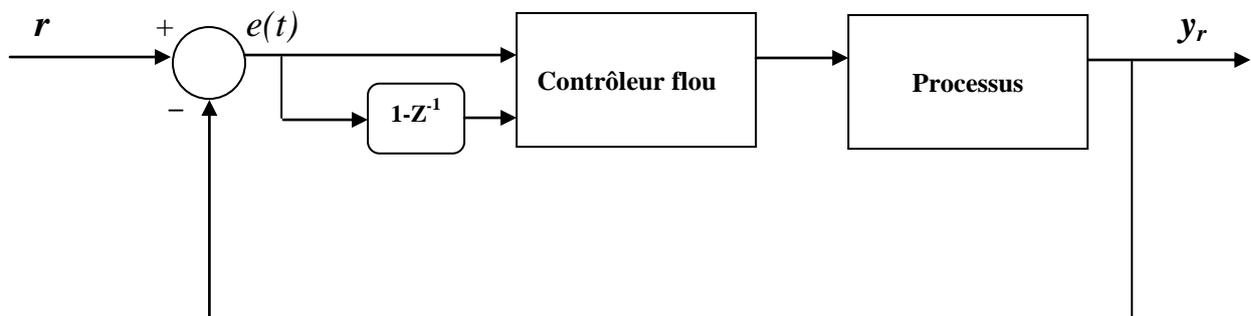


Fig. IV.1: Schéma de commande.

Nous avons utilisé pour la programmation du contrôleur, l'outil de mathworks MATLAB -2010, on utilise les toolbox fuzzy logic [15] [18].

IV.2.2.1 Calcule de l'erreur et sa variation

Comme on a dit que l'erreur c'est la différence entre la concentration du produit nitrés (équivalent azote) en sortie de bioréacteur et la concentration de la référence.

$$err = C_{(équivalent\ Azote)} - C_{(Azote\ souhaité)}$$

Sa variation se calcule de la manière suivante :

$$derr = err(i) - err(i-1).$$

IV.2.2.2 Etape de détermination de la base de données floue

Cette étape comme on a dit dans le chapitre (III), consiste à déterminer les fonctions d'appartenance adéquates, et de déterminer le nombre et les sous ensembles flous, pour chaque paramètre (variables d'entrées et de sorties) utilisé dans le contrôleur.

Aussi la détermination des intervalles des sous ensembles flous est une opération assez délicate, puisque il n'y a pas une méthode systématique bien déterminée, mais cette phase se fait d'une manière heuristique, durant le développement du programme de notre contrôleur, en se basant ici sur la qualité de la sortie régulée obtenue.

Après plusieurs tests nous avons choisi l'intervalle $[-10\ 10]$, pour l'erreur et qui nous avons partagé en 3 sous ensembles, de forme gaussienne comme montre la figure suivante :

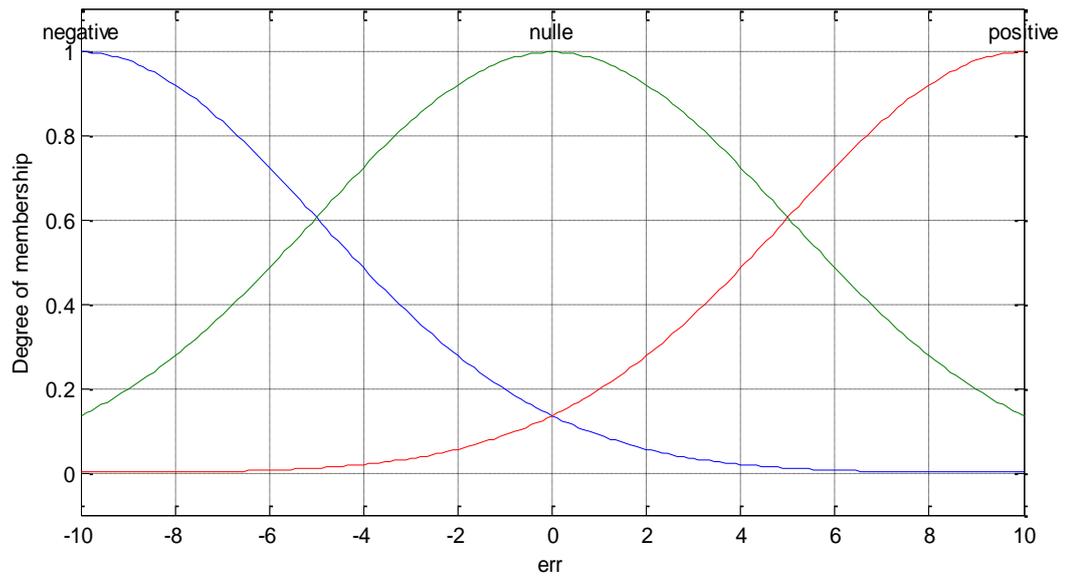


Fig. IV.2: Fonction d'appartenance de l'erreur *err*.

La même chose pour la variation de l'erreur, l'intervalle choisi $[-10\ 10]$, on a choisit la définir par 3 ensembles flous de forme gaussienne comme montre la figure suivante :

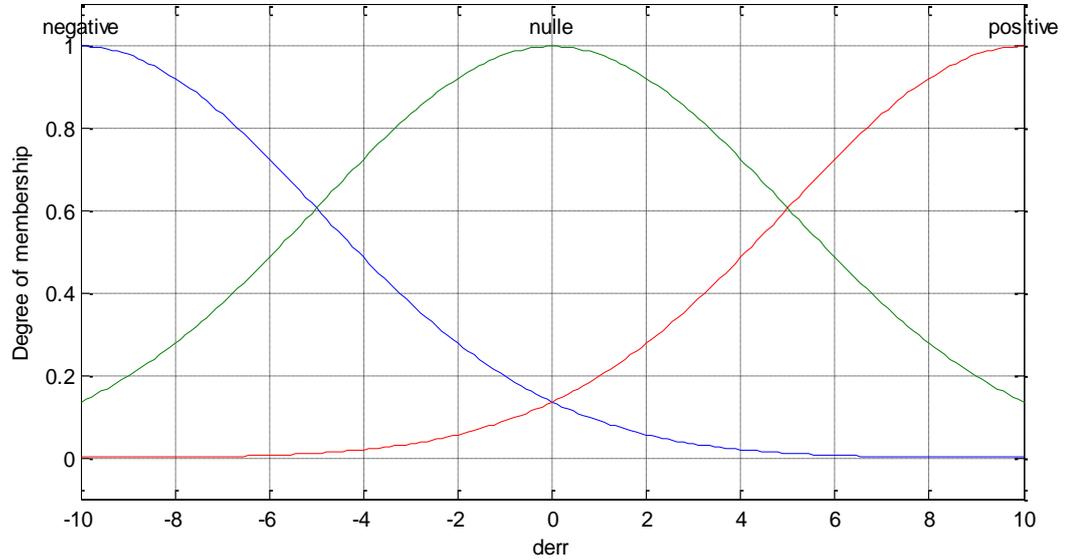


Fig. IV.3: Fonction d'appartenance de la différence d'erreur *derr*.

L'univers de discours de la sortie du contrôleur, est limitée à l'intervalle $[0.05 \ 0.35]$, et avec 5 sous ensembles de forme triangulaire, Ces sous ensembles de la commande F ont été choisi comme le montre la figure suivante :

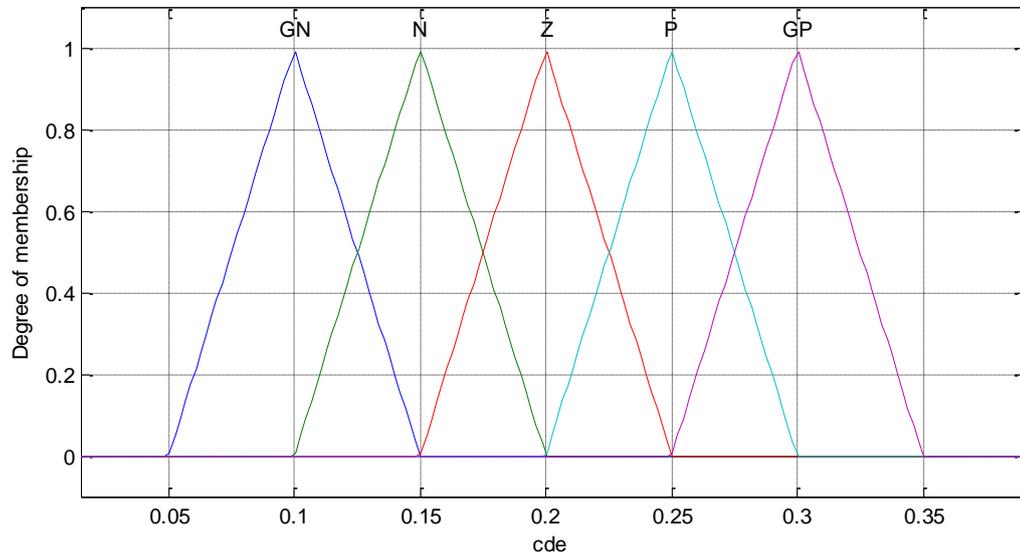


Fig. IV.4: Fonction d'appartenance de la commande cde.

IV.2.2.3 Description de la base des règles

Cette étape est déterminée en se basant sur les connaissances acquises sur le système et sur les différents tests de simulation effectués en vue d'une sortie optimale. C'est la partie décisive pour aborder la qualité de notre contrôleur, elle englobe les relations qui lient les différentes entrées aux sorties [5].

La base des règles finales constituées de 9 règles entre les entrées du contrôleur (err , $derr$) et la commande (du) où F , illustré dans la table (IV.1).

Δe \ / e	<i>Négatif</i>	<i>Nulle</i>	<i>Positif</i>
<i>Négatif</i>	<i>Grande positif</i>	<i>Positif</i>	<i>Nulle</i>
<i>Nulle</i>	<i>Positif</i>	<i>Nulle</i>	<i>Négatif</i>
<i>Positif</i>	<i>Nulle</i>	<i>Négatif</i>	<i>Grande négatif</i>

Tab. IV.1: Base de règles.

IV.2.2.4 Moteur d'inférence et déffuzification

Dans le moteur d'inférence nous avons utilisé la méthode de Mamdani avec (opérateur ET 'min') et pour la méthode de déffuzification qui on été utilisé, nous avons utilise la méthode du centre de gravité.

IV.2.3 La compensation de perturbations

Les lois de commande que nous avons adopté sont relative au fonctionnement du procédé en régulation sans perturbations. Il est évident, qu'en réalité ces procédés, sont soumis à l'effet des perturbations.

Les perturbations possibles n'affectent que a l'entrée de la colonne de biofiltre. On peut envisager comme perturbations : la concentration d'alimentation en nitrate, ou la concentration d'alimentation en carbone énergétique (éthanol) et les variations sur les termes cinétiques de fonctionnement [9]. Dans notre projet on considère que la perturbation extérieure est la variation de la concentration en nitrate entrant dans le biofiltre.

IV.2.4 Résultats de simulation

Les simulations sont réalisées pour les conditions initiales suivantes: $\forall i = 1, \dots, N+1$

La vitesse d'écoulement du fluide est égale à : $F = 0.09 \text{ m}^3/h$,

$$S_1(z_i, t=0) = 23 \text{ mg}[N]/l, \quad S_2(z_i, t=0) = 0 \text{ mg}[N]/l.$$

$$S_3(z_i, t=0) = 208 \text{ mg}[N]/l, \quad x_a(z_i, t=0) = 525 \text{ mg}/l.$$

$$y_{h1} = 0.66, \quad y_{h2} = 0.34, \quad k_1 = 1/y_{h1}, \quad k_2 = 1/y_{h2}.$$

$$\mu_{1 \max} = 0.35 \text{ h}^{-1}, \quad \mu_{2 \max} = 0.27 \text{ h}^{-1}.$$

$$k_{m1} = 1.5 \text{ mg}[N]/l, \quad k_{m2} = 1 \text{ mg}[N]/l, \quad k_{m3} = 40 \text{ mg}[N]/l.$$

$$\eta_g = 0.8, \quad \varepsilon = 0.52, \quad x_{a \max} = 570 \text{ mg}/l, \quad \lambda = 5, \quad \gamma_0 = 10.$$

Simulation sans perturbations:

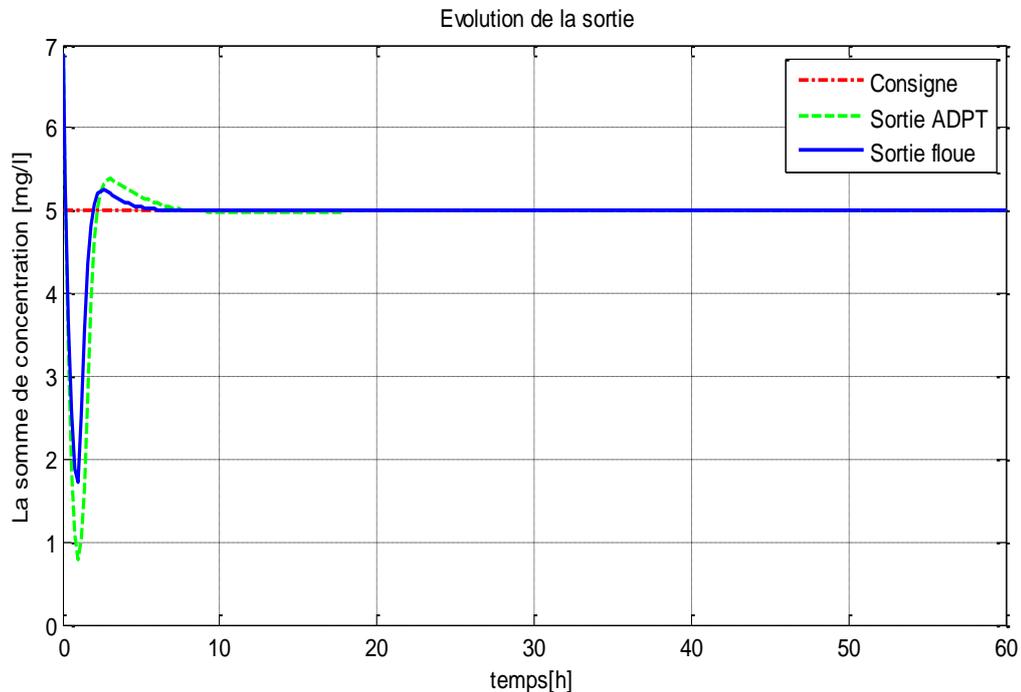


Fig. IV.5: Comparaisons de l'évolution de la sortie (la somme de concentrations) du système approché.

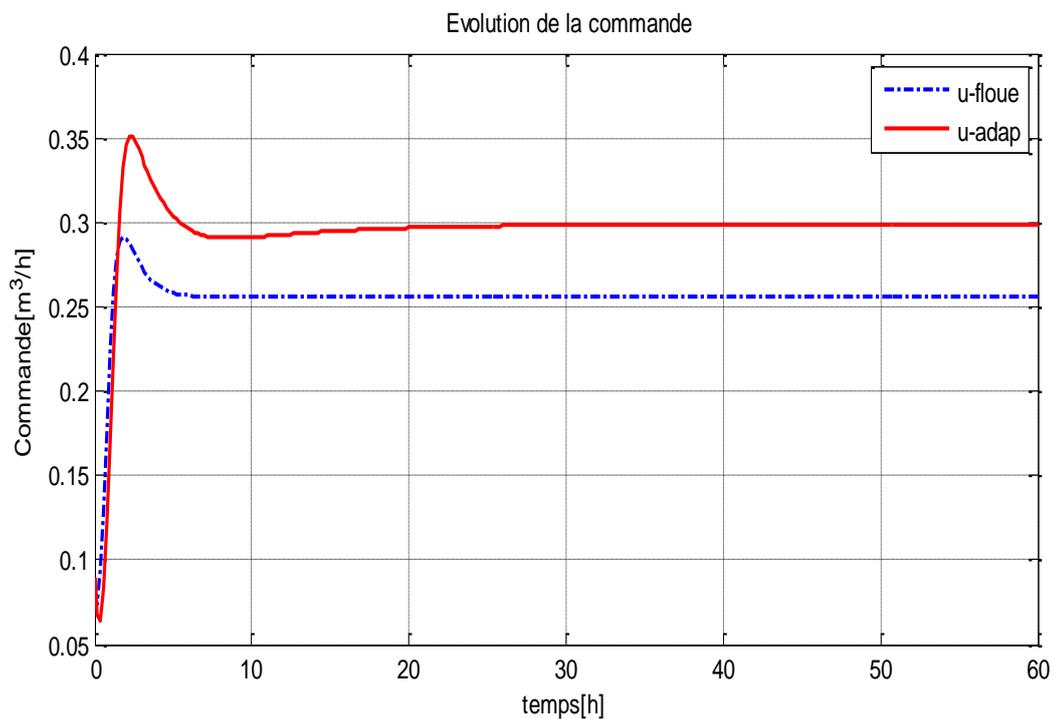


Fig. IV.6: Comparaisons de l'évolution de la commande du système approché.

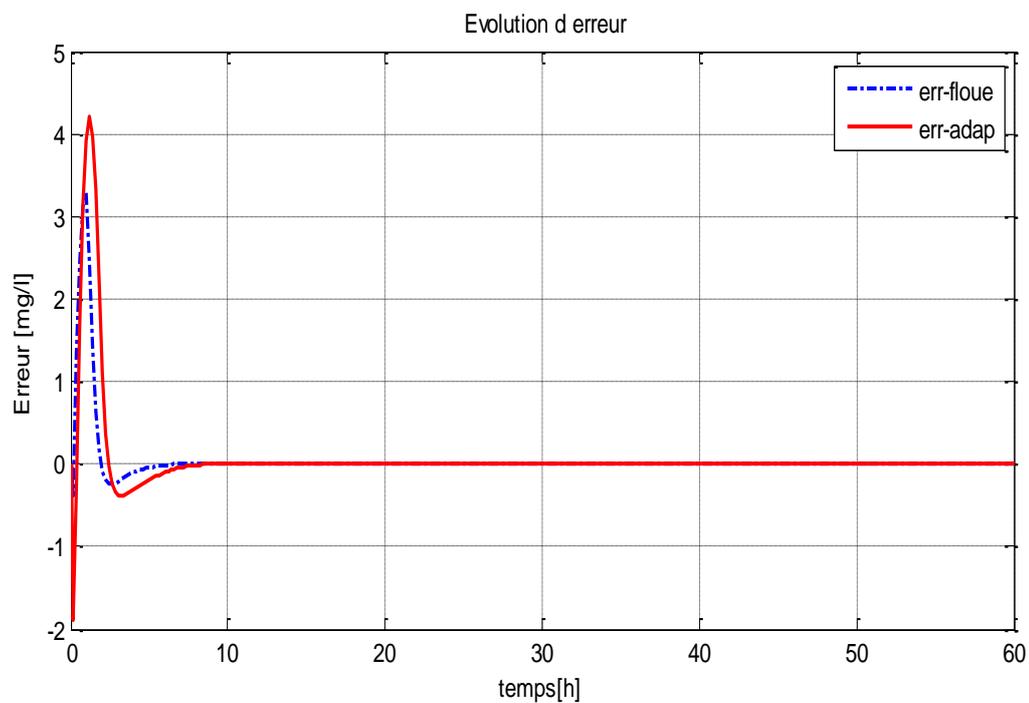


Fig. IV.7: Comparaisons de l'évolution d'erreur du système approché.

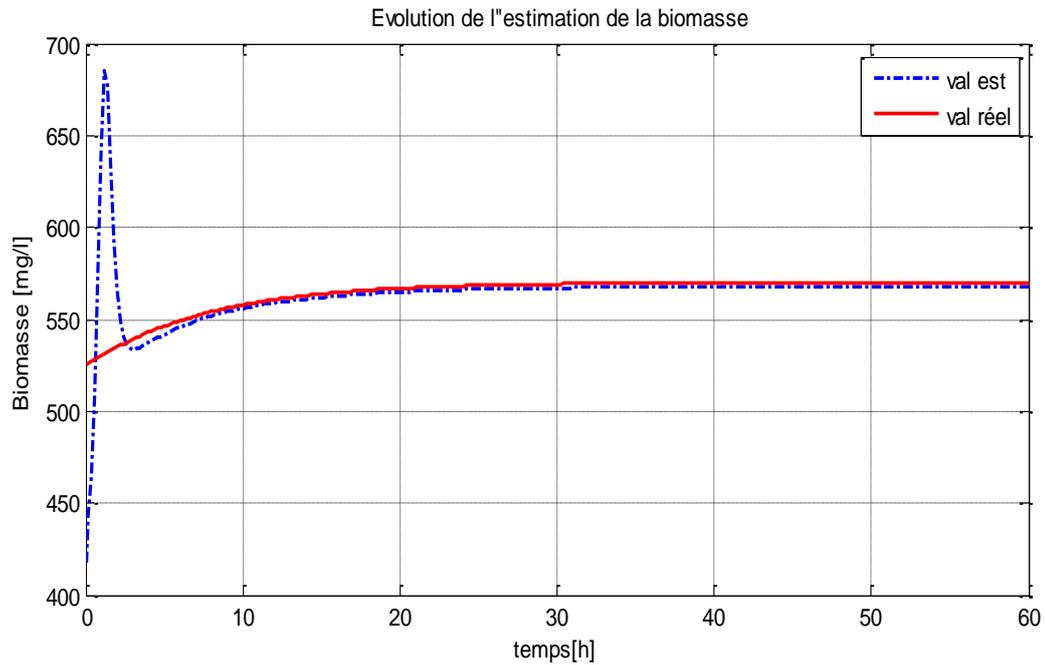
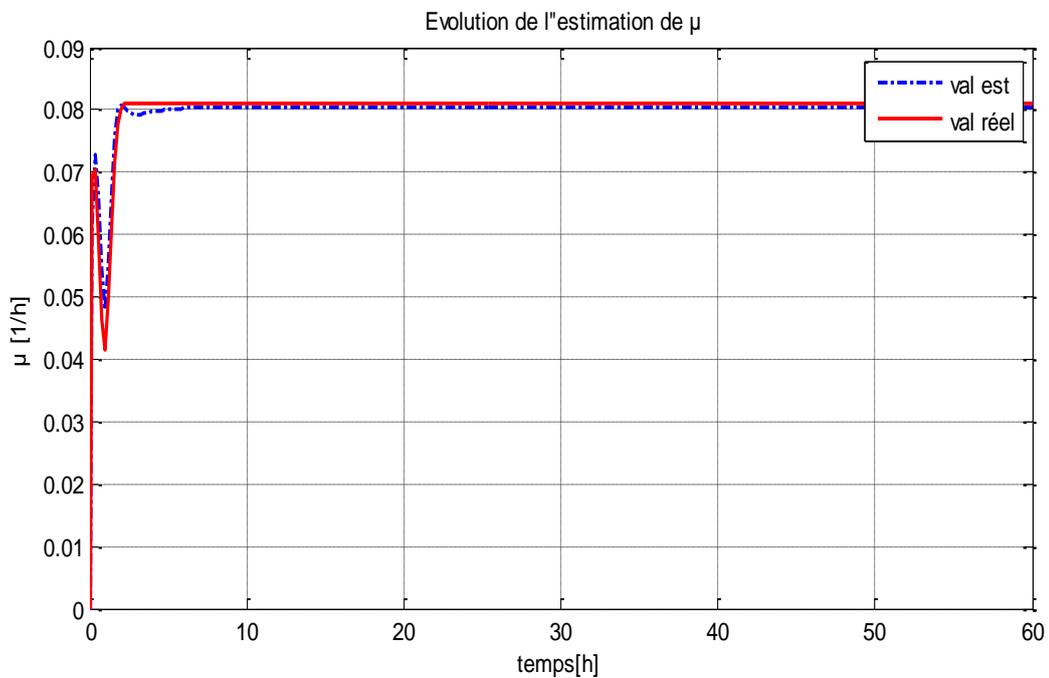


Fig. IV.8: Comparaisons de l'évolution de la biomasse estimée et réel.

Fig. IV.9: Comparaisons de taux de croissance μ estimée et réel.

Simulation avec changement de consigne

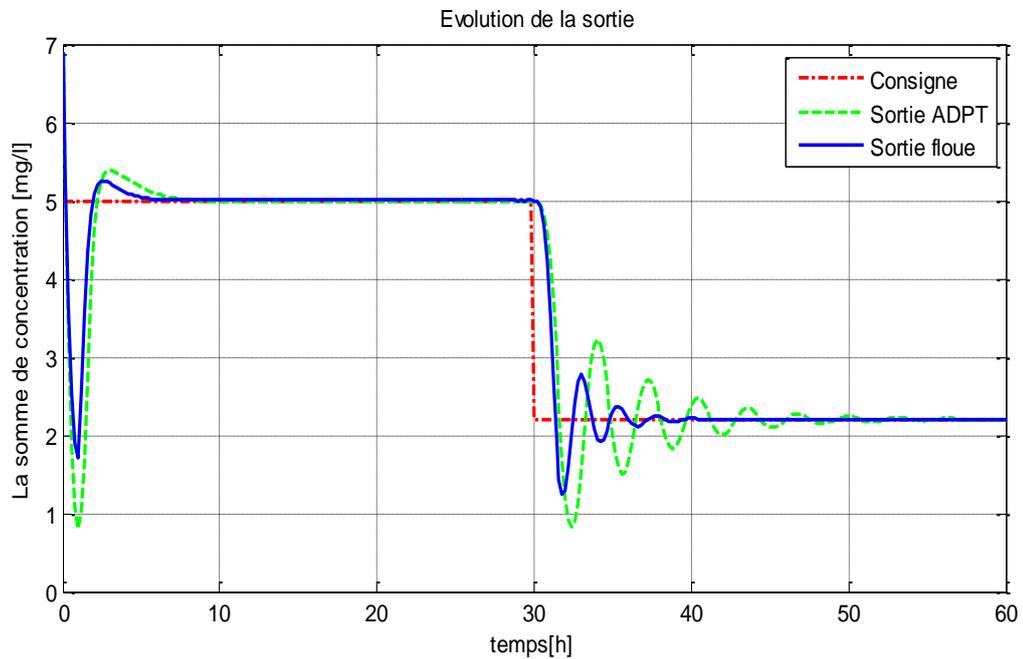


Fig. IV.10: Comparaisons de l'évolution de la somme de concentrations avec consigne dynamique.

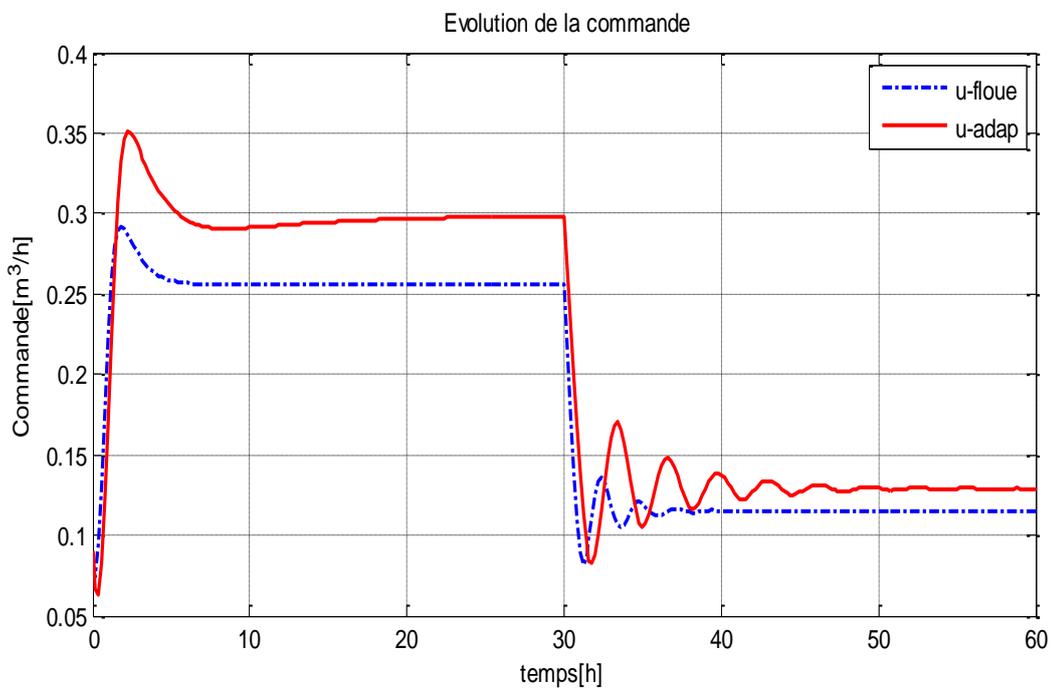


Fig. IV.11: Comparaisons de la commande avec consigne dynamique.

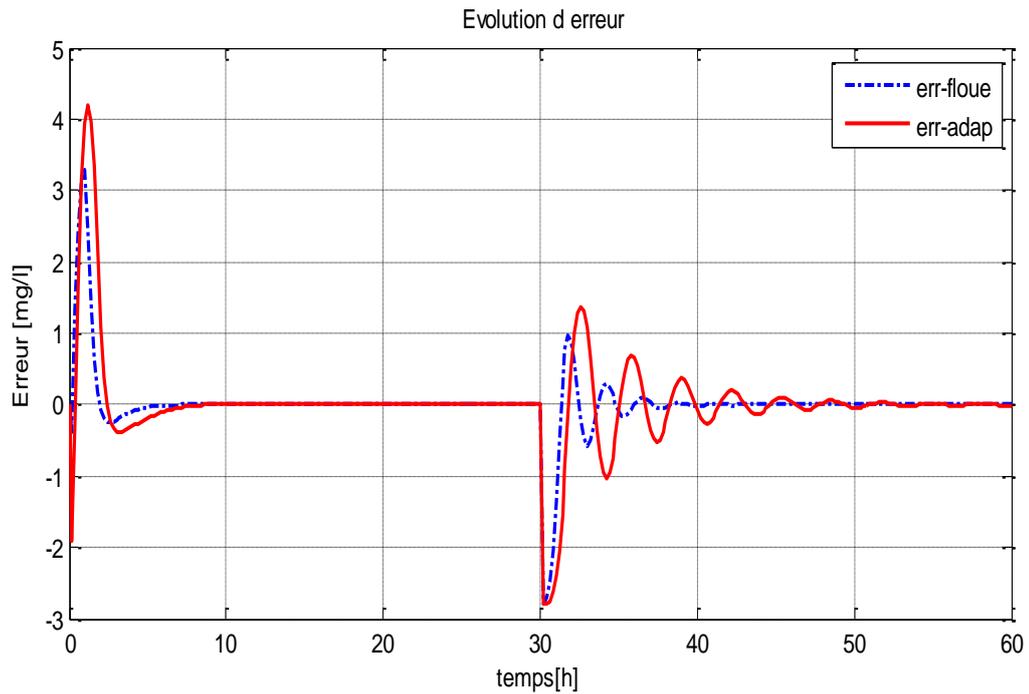


Fig. IV.12: Comparaisons d'erreur avec consigne dynamique.

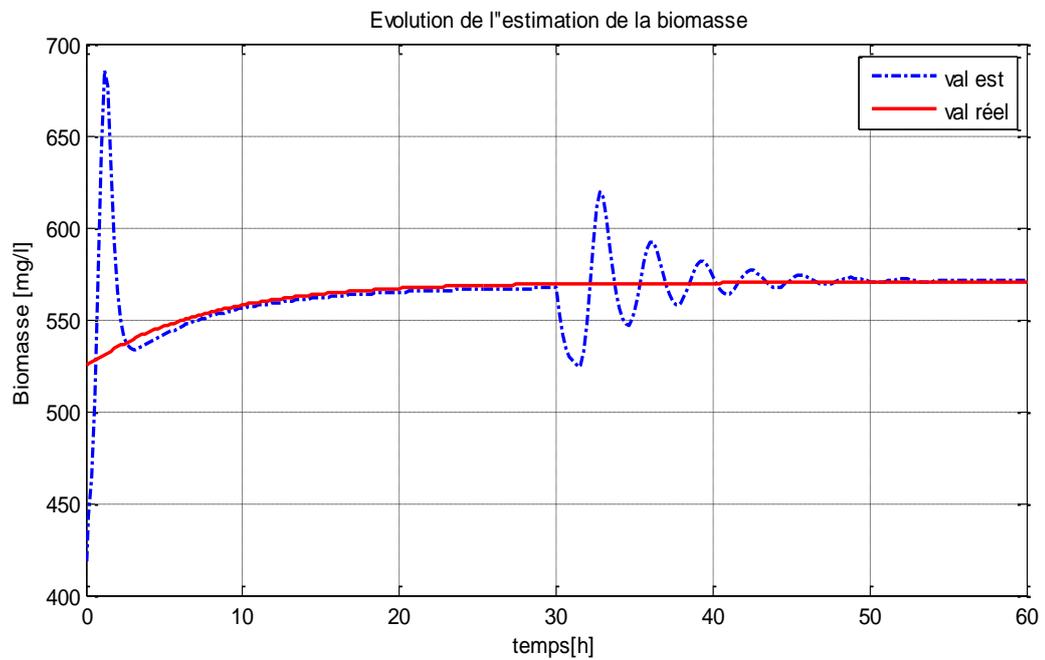


Fig. IV.13: Comparaisons de la biomasse estimée et réel avec consigne dynamique.

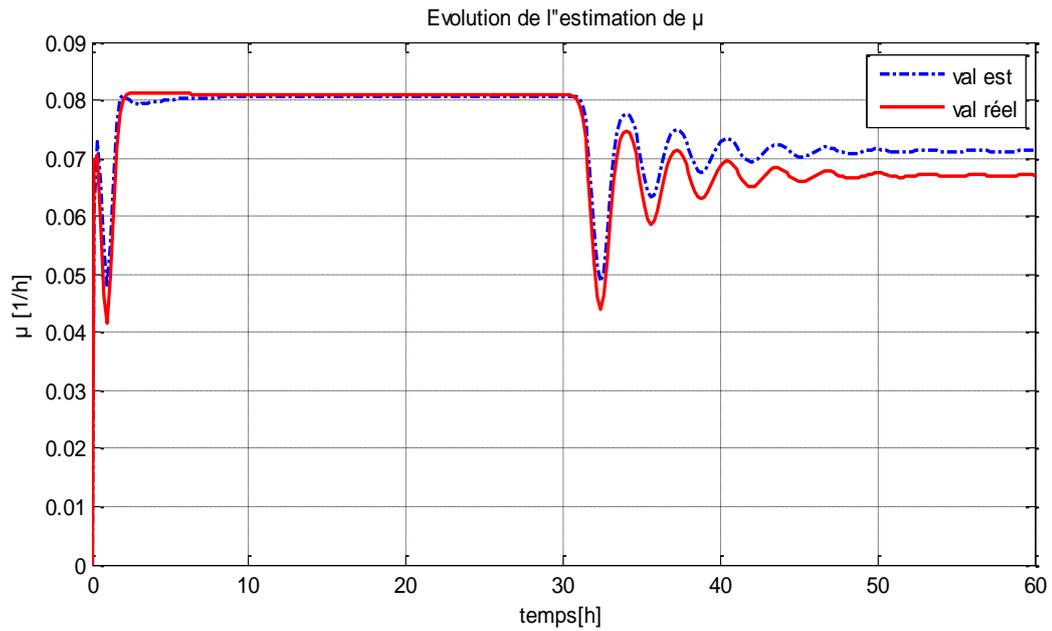


Fig. IV.14: Comparaisons de taux de croissance μ estimée et réel avec consigne dynamique.

Simulation réalisées avec perturbations :

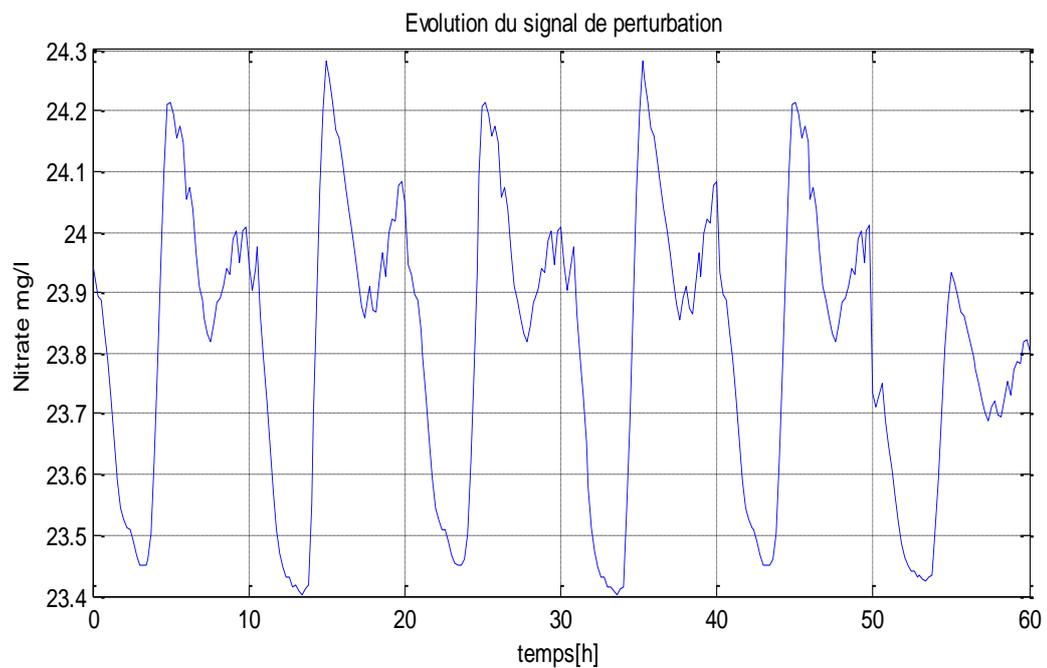


Fig. IV.15: Evolution de signal de perturbation.

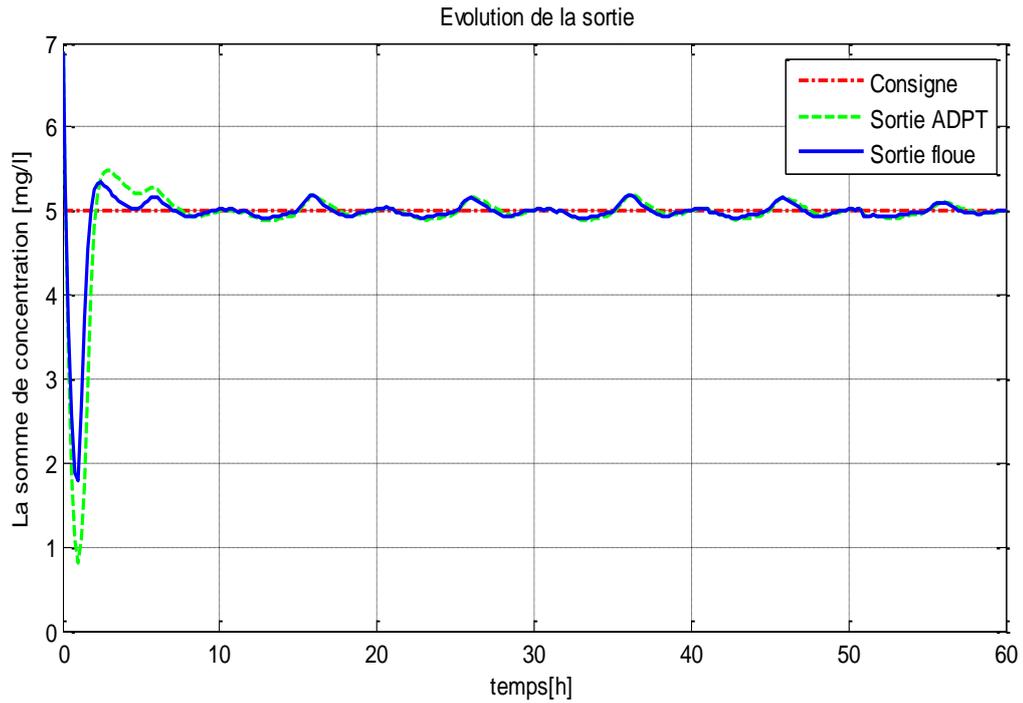


Fig. IV.16: Comparaisons de la somme de concentrations en sortie avec l'introduction de perturbation.

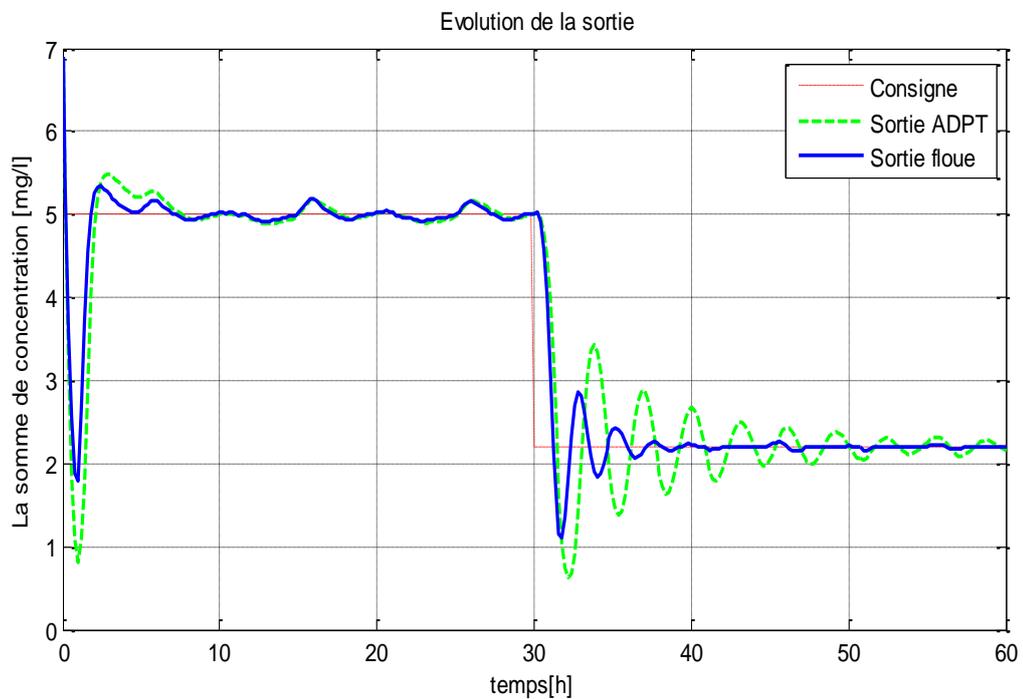


Fig. IV.17: Comparaisons de la somme de concentrations avec perturbation et consigne dynamique.

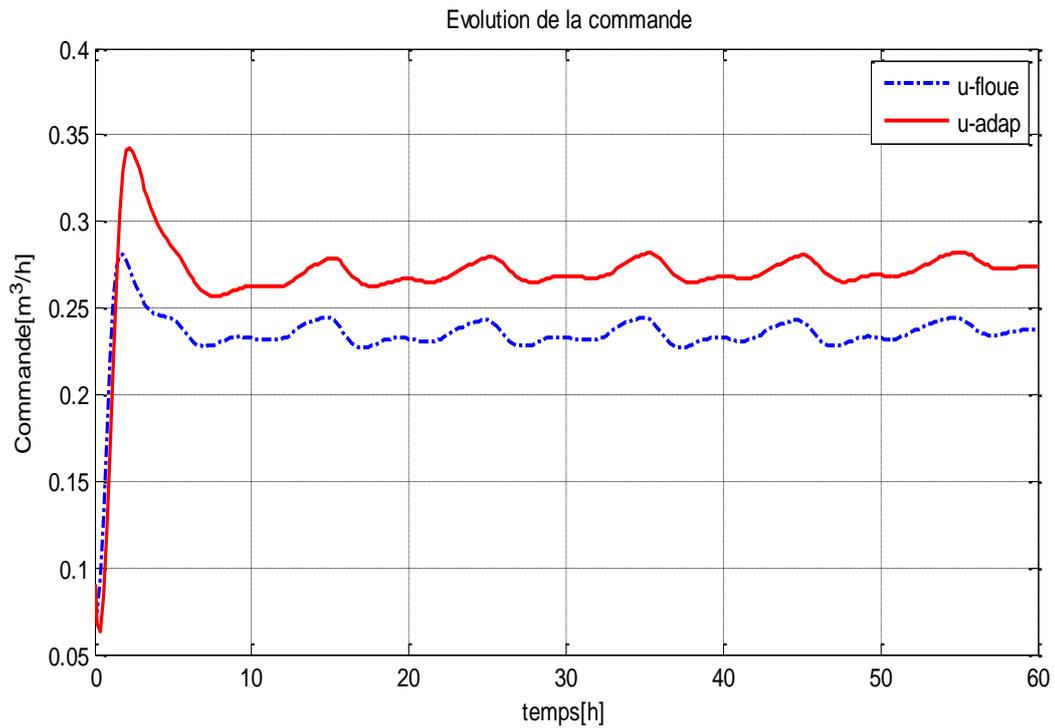


Fig. IV.18: Comparaisons de la commande avec perturbation.

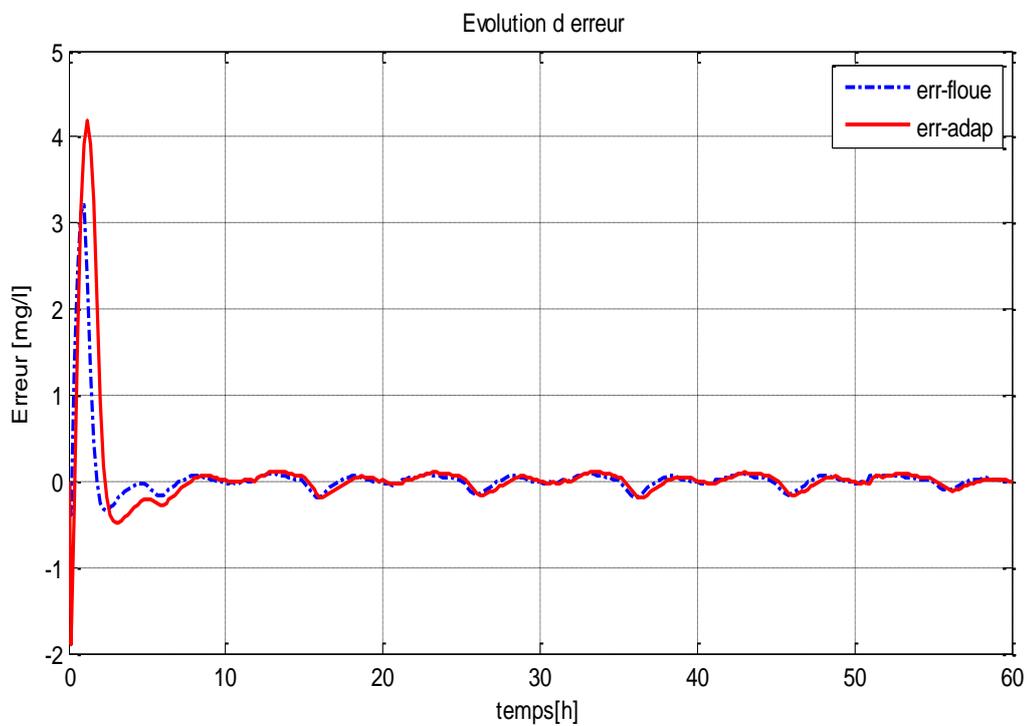


Fig. IV.19: Comparaisons d'erreur avec perturbation.

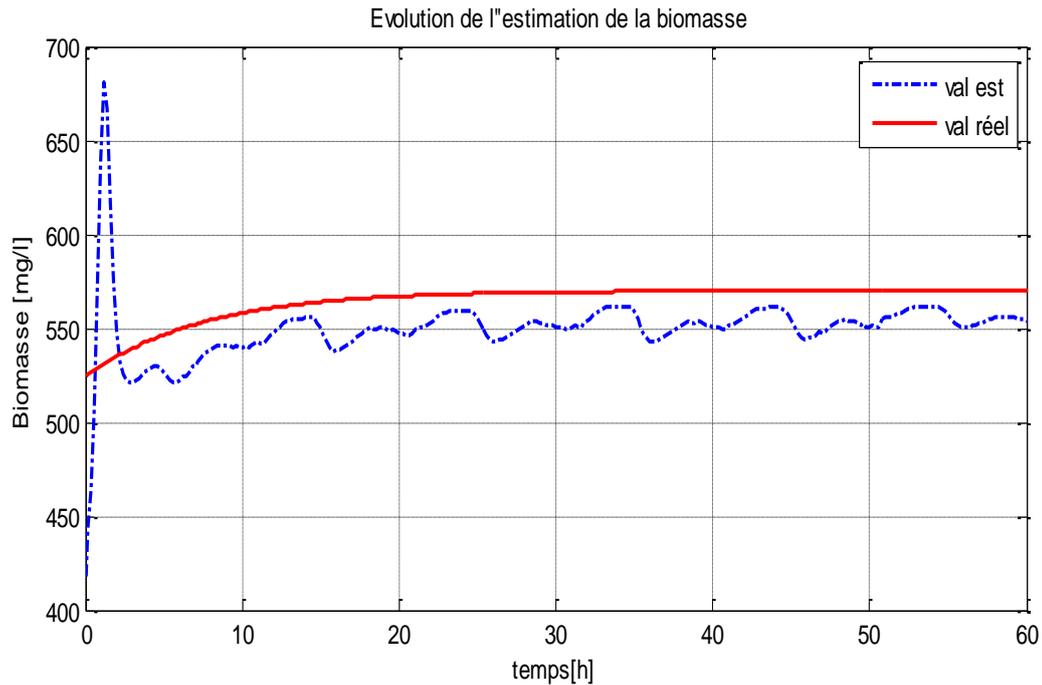


Fig. IV.20: Comparaisons de biomasse estimée et réel avec perturbation.

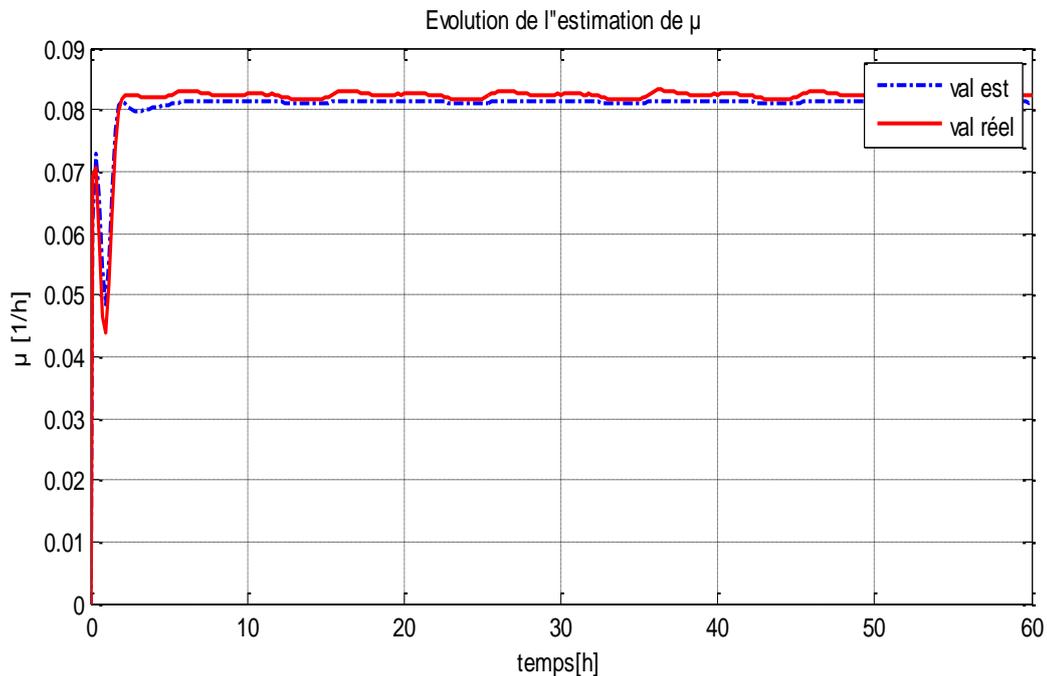


Fig. IV.21: Comparaisons de taux de croissance μ estimée et réel avec perturbation.

Il est très difficile de trouver un contrôleur flou par expertise. Après plusieurs tests, les résultats du meilleur contrôleur obtenus sont donnés dans les figures (IV.5 à IV.21). Notons que les figures représentent l'évolution d'un contrôle flou vis-à-vis d'une commande adaptative.

Bien que le modèle à commandé soit un biofiltre a lit fixe, qui nous approchons sont fonctionnement à 5 CSTR infiniment mélangé comme nous l'avons envisagé dans la partie modélisation. On remarque que la sortie en régime permanent converge vers la consigne, figures (IV.5).

D'après les figures obtenues et avec comparaisons, on trouve que les résultats de la commande floue sont meilleurs que les résultats de la commande adaptative. En régime transitoire le temps de réponse trouvé par l'adaptative est relativement long que le temps de réponse obtenu par le floue.

Et pour avoir la possibilité de juger l'efficacité de nos contrôleurs, deux tests vont être réalisés. On va commencer par un changement de consigne figure (IV.10 à IV.14), pour discuter les performances des régulateurs adoptés. Puis un deuxième teste effectuée, c'est la simulation avec variation de perturbations figure (IV.15 à IV.21).

Les figures (IV.6; IV.11; IV.18) montre l'évolution correspondante au variable de commande: le flux d'alimentation (eau d'alimentation), et les figures (IV.7; IV.12; IV.19) montre l'évolution de l'erreur entre la sortie de système et la sortie désirée, qui converge à zéro.

Concernant les résultats de simulation du modèle avec perturbation, on constat que le contrôleur floue est robuste. On plus les résultats de simulation obtenus montrent que notre contrôleur donne des résultats très satisfaisants aussi bien lors d'une variation de consigne que lors de l'introduction de perturbation.

On remarque sur les figures (IV.9; IV.14; IV.21) que l'estimation des cinétiques de réaction μ converge vers la valeur réelle. Et l'estimation de biomasse à l'aide de l'observateur asymptotique converge vers la concentration effective dans l'effluent comme le montrent les figures (IV.8; IV.13; IV.20).

Les deux stratégies de contrôle (commande linéarisante adaptative et commande par la logique floue) montre que les résultats de simulation sont satisfaisants, et que le régulateur fonctionne bien et présente de bonnes performances du point de vue de la régulation.

Conclusion

Notre travail au sein de l'automatique a été focalisé sur l'exploration et l'application des techniques de commande (floue, adaptative) au domaine des procédés biotechnologiques, spécialement d'avoir introduit les méthodes de contrôle intelligents. Le concept de commande floue se pose comme une solution effective, puisque elle à l'avantage de l'appliquer sur les systèmes plus en plus complexe.

Dans la réalisation des contrôleurs flous trois étapes jouent un rôle principale, la fuzzification, l'inférence et défuzzification.

Nous avons montré dans la partie simulation, à partir d'une étude comparative, l'efficacité de, la loi de commande adaptative linéarisante et la commande floue, en présence de mesures non bruitées et bruitées. Malgré que le procédé de dénitrification est un système dynamique fortement non-linéaire dû à sa cinétique et au comportement de la population bactérienne (Biomasse), ce qui rend la tâche difficile pour une commande optimale en ligne. Nous avons obtenue des résultats encourageants, et qui permettent d'envisager des applications industrielles sur site réel.

Conclusion générale

L'étude présentée dans ce mémoire a permis de montrer comment et combien l'utilisation des outils modernes de l'automatique à savoir la modélisation et la commande peut contribuer au bon fonctionnement des procédés biochimiques, dans le souci d'améliorer leur performances. Dans ce travail nous traitons la modélisation dynamique et les stratégies de contrôle de tels procédés utilisés pour le traitement, en particulier (la dénitrification) des eaux usées. On envisage dans ce projet deux méthodes de commande; adaptative et floue.

Pendant la réalisation de ce travail, comme nous l'avons soulevé à plusieurs reprises tout au long de ce projet, le problème de modélisation reste un des problèmes majeurs rencontrés dans ces bioprocédés. Le modèle du biofiltre de dénitrification a été défini à partir de bilan de matière, se caractérise par des équations non linéaires non stationnaires à dérivées partielles (EDP), ce qui ajoute à la difficulté de l'analyse de ces procédés, et qu'il exige de l'approcher à un modèle à paramètres répartis, on utilise la méthode des différences finies. En vue de disposer d'un modèle qui nous permet de simuler le comportement du procédé puis de concevoir et mettre en œuvre un algorithme de commande conséquent, cette étude reste une étape délicate et importante.

Comme on pourrait également s'en apercevoir dans le cadre de la commande des bioprocédés, doit faire face au problème de l'instrumentation; la difficulté dans la plupart des applications de mesure de manière fiable et peu coûteuse. Face à ce problème, de nombreux observateurs d'états ont été proposés dans la littérature, et des autres ont été développés et ont pour ambition de retracer de manière précise et fiable l'évolution au cours du temps des grandeurs clés du procédé.

En effet, un des objectifs majeurs de notre travail est de proposer la logique floue comme une solution innovante et performante au problème du contrôle du fonctionnement des procédés biotechnologiques.

Les simulations effectuées grâce aux données (I.N.S.A. de Toulouse) montrent que le régulateur adopté présente des performances satisfaisantes. On a montré à partir d'une étude comparative que le contrôleur proposé, de type Mamdani, présente de bons résultats pour la

régulation autour des consignes imposées. Nous donnons des résultats très intéressants, permet d'assurer le traitement des eaux résiduaires dans le biofiltre.

L'application de la logique floue dans la commande est un domaine très vaste. Nous donne des résultats encourageante, et le champ de recherche reste ouvert pour apporter des améliorations à cette loi de commande.

Certaines pistes de recherche dans le domaine de traitement biologique des eaux usées à travers de biofiltre pourraient potentiellement intéressantes, comme le contrôle par la logique floue de type Takagi-sugeno. Ainsi, pour d'autres travaux à venir nous essayons de mettre en lumière; la commande multivariables, et les réseaux de neurones, la commande robuste pour ces procédés biologiques.

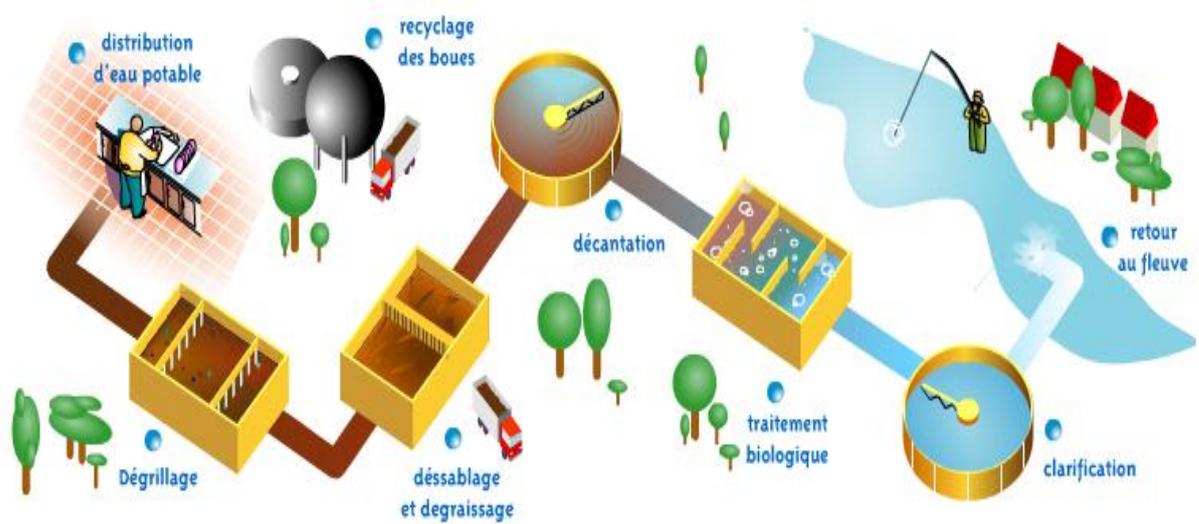
Bibliographie

- [1] Abdelkader Gaid: *Epuration des Eaux Usées Urbaines*, Office Des Publications Universitaires, Algérie, 1984.
- [2] Aguilar.R.M, Callero.Y: *Control Application Using Fuzzy Logic: Design of a Fuzzy Temperature Controller*, University of La Laguna Spain, de site: www.intechopen.com.
- [3] Arnold Kaufmann: *Introduction à la théorie des sous ensembles flous à l'usage des ingénieurs*, Livre de Masson et Cie, 1975.
- [4] Bastin. G, Dochain. D: *On-line Estimation and Adaptive Control of Bioreactors*, Elsevier, Amsterdam, 1990.
- [5] Benmedjeghaia. A, Khourara. E: *Simulation et Contrôle Floue d'un Bioréacteur Aérobie*, mémoire d'ingénieur, Université Mohamed khider, Biskra, Algérie, 2000.
- [6] Chérif Ben Youssef: *Filtrage, Estimation et Commande Adaptative D'un Procède de Traitement des Eaux Usées*, Thèse de Doctorat, INP Toulouse France, 29 mars 1996.
- [7] Dochain. D: *Contribution to the Analysis and Control of Distributed Parameters Systems with Application to (Bio) chemical Processes and Robotics*, Thèse d'agrégation de l'enseignement supérieur, Université Catholique de Louvain, Belgique, 1994.
- [8] Dochain. D, Babary. J.P, Bourrel. S.V: *Analyse et Commande Adaptative de Procédés biotechnologiques*, Rapport, Laas, Toulouse, 01/1996.
- [9] Didier Pailles: *Modélisation et Commande Robuste d'un Procédé de Traitement des Eaux de Type Biofiltre*, mémoire d'ingénieur, Toulouse France, 29 janvier 1997.
- [10] Godjevac Jelena: *Idées nettes sur la logique floue*, Presses polytechniques et Universitaires romandes, première édition, 1999.
- [11] Gonzalo Cabodevila: *Commande et identification floue*, Ecole nationale et supérieure de mécanique et microtechnique, France.

- [12] Isabel. Queinnec: *Contribution à la Commande de Procédés Biotechnologiques Application Traitement Biologique de la Pollution*, Thèse de Doctorat, Université de Paul-Sabatier, Toulouse, France, 9 Octobre 2000.
- [13] Isabel. Q, Bernard. O: *Modélisation dynamique de procédés biochimiques. Propriétés des modèles, Rapport LAAS*, Mars 2001.
- [14] Ixbalank Torres : *Simulation and control of denitrification biofilters described by PDEs*, Thèse de Doctorat, Université de Paul-Sabatier, Toulouse, France, 31 mai 2010.
- [15] Kokou Avowlanou: *Modélisation et Commande Adaptative d'un Procédé Biologique de Prétraitement des Eaux Résiduaires*, mémoire de DEA en Sciences Appliquées, Université Catholique de Louvain, Belgique, Septembre 2000.
- [16] Mokhtari. M, Marie. M: *Applications de MATLAB 5 et SIMULINK 2.3* Springer- Verlag, France, 1998.
- [17] Merabti Halim: *Etude des systèmes flous à intervalle*, Mémoire de magistère, Université Mentouri De Constantine, Algérie, 03/12/2008.
- [18] Ned Gulley, J.-S. Roger Jang: *MATLAB Fuzzy Logic Toolbox*, by The Mathworks, April 1997.
- [19] Sabine Julien: *Modélisation et Estimation pour le Contrôle D'un Procède de Boues Activées Éliminant L'Azote des Eaux Résiduaires Urbaines*, Thèse de Doctorat, INP Toulouse France, 12 décembre 1997.
- [20] Sylvie Bourrel: *Estimation et Commande d'un Procédé à Paramètres Répartis Utilisé Pour le Traitement Biologique de l'Eau à Potabiliser*, Thèse de Doctorat, Université de Paul-Sabatier de Toulouse France, 25 octobre 1996.
- [21] Sylvie. B, Douchain. D, Babary. J.P, Isabel.Q: *Modélisation, identification and control of a denitrifying biofilter*, Journal of process control , 2000.
- [22] Victor-Hugo Grisales Palacio: *Modélisation et Commande Floues de Type Takagi-Sugeno Appliquées à un Bioprocédé de Traitement des Eaux Usées*, Thèse de Doctorat, Université de los Andes, Colombie, 22 février 2007.

Annexes

Annexe A: schéma de fonctionnement d'une station d'épuration.



Annexe B: représentation de pouzzolane (roche volcanique poreuse).



Annexe D : valeurs numérique de matrices B et E .

$$B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 30.3085 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$E = \begin{bmatrix} 30.3085 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Annexe E : Quelques photos sur la visite du complexe de Tissage et Finissage de Biskra.

Le traitement biologique par bassin infiniment mélangé avec un flocculateur et un deconteur et un clarificateur.



Le traitement par l'osmose inverse et puis avec le carbone actif



Le schéma du fonctionnement et de commande du procédé de traitement

