الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

UNIVERSITÉ BADJI MOKHTAR - ANNABA
BADJI MOKHTAR – ANNABA UNIVERSITY

جامعة باجي مختار – عنابـــة

Faculté : de TECHNOLOGIE

Département : Electronique

Domaine : Sciences et Techniques

Filière : Automatique

Spécialité : Automatique et Informatique Industrielle

Mémoire

Présenté en vue de l'obtention du Diplôme de Master

Thème :

Contrôle à base de modèle d'un écosystème aquacole

Présenté par : *NOUACER Mohamed Riad*

DOGHMANE Ilyes

Encadrant : *RAMDANI Messaoud* *Prof* *Badji Mokhtar*

Jury de Soutenance :

BENOUARET Mohamed	Prof	Badji Mokhtar	Président
RAMDANI Messaoud	Prof	Badji Mokhtar	Encadrant
BEKAIK Mounir	M.C.B	Badji Mokhtar	Co-encadrant
FEZARI Mohamed	Prof	Badji Mokhtar	Examinateur

Année Universitaire : 2021/2022

REMERCIEMENTS

Nous tenons d'abord à remercier Dieu le tout puissant de nous avoir donné la patience et la volonté d'accomplir ce modeste travail.

Tout d'abord, ce travail ne serait pas aussi riche et n'aurait pas pu avoir le jour sans l'aide de Mr RAMDANI Messaoud et Mr BEKAIK Mounir, nous tenons à les remercier pour leur patience, leurs conseils et leur disponibilité durant notre préparation de ce mémoire.

Enfin, nous tenons également à remercier nos parents, nos familles et toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

DEDICACE

Nous dédions cet humble travail à nos parents et à toute la famille.

Sommaire

Liste des figures 6

Liste des tableaux 7

Notation 8

Résumé 10

Introduction générale 13

CHAPITRE 1 : Présentation du système et modélisation 15

1.1 Introduction : 16

1.2 Présentation des systèmes biomasse :.....16

1.3 La nitrification :.....17

1.4 La dénitrification : 18

1.5 Le processus des boues activées :.....19

1.6 La modélisation : 20

CHAPITRE 2 : La commande du ASM par le contrôleur PI.....22

2.1 Introduction : 23

2.2 PI à base du modèle :.....23

2.3 Planification du gain Commande PI :.....27

2.4 La simulation en utilisant le modèle ASM :.....31

CHAPITRE 3 : Le contrôle du système ASM par la logique floue 40

3.1 Introduction : 41

3.2 Les bases théoriques de la logique floue : 41

3.3 Structure d'un système flou :.....42

3.3.1 Interface de Fuzzification :.....43

3.3.2 Base de connaissances (Base de règles) : 44

3.3.3 Inférence floue : 45

3.3.4 Interface de défuzzification : 46

3.4 Propriétés d'un réglage par logique flou : 47

3.5 Application : 48

3.6 Résultat et discussion de la simulation : 56

Conclusion générale 58

Bibliographie 59

*L*iste des figures

Figure 1.1: Configuration typique d'un processus à boues activées. 19
Figure 2.1: Bloc fonction de transfert en boucle fermée. 23
Figure 2.2: Le tracé de FTBO(s) pour l'ensemble des fréquences. 24
Figure 2.3: Diagramme de bode de FTBO. 24
Figure 2.4: Bloc basique d'un correcteur PI. 25
Figure 2.5: Correcteur PI -bode. 26
Figure 2.6: tracé de bode -marge de phase. 26
Figure 2.7: Réponse temporelle à un échelon. 27
Figure 2.8: Schéma de programmation des gains pour le contrôle de l'oxygène dissous 28
Figure 2.9: Evolution de la concentration de Substrat facilement biodégradable 33
Figure 2.10: Evolution de la concentration de l'oxygène dissous. 33
Figure 2.11: Evolution de la concentration de nitrites et de nitrates 34
Figure 2.12: Evolution de la concentration de l'ammoniaque. 34
Figure 2.13: Schéma du contrôleur PI du système. 38
Figure 2.14: Schéma Simulink du PI à base du modèle. 38
Figure 2.15: La réponse de la sortie So (oxygène dissous) en présence du contrôleur PI. 39
Figure 3.1: Configuration de base de la commande par logique floue. 43
Figure 3.2: Exemple d'inférence Max- Min (Mamdani). 46
Figure 3.3: modèle de control d'oxygène dissous avec la logique floue. 49
Figure 3.4: Editeur FIS du contrôleur d'oxygène dissous (So). 50
Figure 3.5: définition des fonctions d'appartenances d'entrées. 51
Figure 3.6: définition des fonctions d'appartenances de sorties. 51
Figure 3.7: Les règles de base. 52
Figure 3.8: Evaluation graphique de la méthode Mamdani. 55
Figure 3.9: Résultat final à défuzzifier. 55
Figure 3.10: La réponse du système en présence du contrôleur floue. 56
Figure 3.11: la réponse des deux contrôleurs PI et Fuzzy. 57

*L*iste des tableaux

Tableau 1.1: Les variables et les coefficients du système.....20
Tableau 1.2: Les valeurs des coefficients du système. 21
Tableau 2.1: Les conditions initiales considérées dans la simulation.....28
Tableau 2.2: Variables d'état du modèle. 31
Tableau 2.3: valeurs initiales pour la zone aérobie.....32
Tableau 2.4: Les paramètres utilisés dans le modèle.....32
Tableau 3.1: table de règles d'interférences.....50
Tableau 3.2: Règles d'interférences appliqué dans cet exemple. 54

*N*otation

μmax	:	Taux maximum de croissance spécifique.
Ks	:	est la constante d'affinité.
Ss	:	le substrat rapidement biodégradable.
X(t)	:	Concentration de biomasse.
S(t)	:	Concentration du substrat.
SO(t)	:	Concentration d'oxygène dissous.
DOmax	:	Concentration maximale d'oxygène dissous.
Xr(t)	:	Concentration de biomasse recyclée.
D(t)	:	Taux de dilution.
Sin	:	Concentration du substrat dans l'influent.
DOin	:	Concentration d'oxygène dissous dans l'influent.
Y	:	Facteur de rendement de la biomasse.
μ	:	Taux de croissance de la biomasse.
KS ; KDO	:	Constantes de saturation.
KLa	:	Coefficient de transfert de masse d'oxygène.
α	:	Taux de transfert d'oxygène.
W	:	Taux d'aération.
K0	:	Constante du modèle.
r	:	Rapport du flux recyclé à l'influent.
β	:	Rapport des déchets à l'influent.
Qin	:	Débit d'influent.
Qr	:	Débit de recyclage.
Qw	:	Débit de rejet (déchets).
Qe	:	Débit d'effluent.
Qf	:	Débit de filtration.
Qext	:	Débit intérieur.
Qint	:	Débit extérieur.
Va	:	Volume de l'aérateur.
S_I	:	Matière organique soluble inerte.

Notation

X_{IP}	:	Matière organique particulaire inerte.
X_S	:	Substrat lentement biodégradable.
X_{BH}	:	Biomasse active hétérotrophe.
X_{BA}	:	Biomasse active autotrophe.
S_{NO}	:	Azote sous forme de nitrites et de nitrates.
S_{NH}	:	Azote sous forme d'ammoniaque.
S_{ND}	:	Azote organique soluble biodégradable.
X_{ND}	:	Azote organique particulaire biodégradable.
K :	:	Le gain statique.
T	:	La constante de temps.
K_p	:	le gain proportionnel.
T_i	:	le temps intégral.
ω_n	:	La pulsation propre non amortie.
ξ	:	Le rapport d'amortissement.
t_r	:	Le temps de stabilisation.
%OS	:	Le pourcentage de dépassement.
$\mu_i(x)$	:	Fonction d'appartenance.
x_i	:	Les abscisses.
l	:	Le nombre de valeurs quantifiées.
r	:	Valeurs pour lesquelles l'appartenance est maximale.

Résumé

Deux stratégies de contrôle, reposant sur des principes différents, sont utilisées dans cet article pour améliorer les performances d'un procédé à boues activées : régulation PI à base du modèle et une commande basée sur la logique floue. Nous considérons dans ce travail, un procédé de traitement des eaux à boues activés. On s'intéresse au contrôle de l'oxygène dans les bassins aérobies pour optimiser les paramètres de contrôle telles que le taux d'aération, taux d influent et taux de dilution. Ce contrôle permet de maintenir l'efficacité de la nitrification, dénitrification, dégradation de matière organique et du phosphate. Afin d'illustrer l'efficacité de notre approche, nous avons validés les résultats via Matlab-Simulink.

Mots-clés : nitrification, dénitrification, procédés à boues activées, l'oxygène dissous, contrôleur PI, contrôleur flou.

الملخــص

يتم استخدام استراتيجيتين للتحكم ، بناءً على مبادئ مختلفة ، في هذه المقالة لتحسين أداء عملية الحمأة المنشطة: تنظيم PI المستند إلى النموذج والتحكم القائم على المنطق الضبابي. نشير في هذا العمل إلى عملية معالجة مياه الحمأة المنشطة. نحن مهتمون بالتحكم في الأكسجين في الأحواض الهوائية لتحسين معاملات التحكم مثل معدل التهوية ومعدل التأثير ومعدل التخفيف. هذا التحكم يجعل من الممكن الحفاظ على كفاءة النترجة ونزع النتروجين وتدهور المواد العضوية والفوسفات. لتوضيح كفاءة نهجنا ، قمنا بالتحقق من صحة النتائج عبر Matlab-Simulink.

الكلمات المفتاحية: النترجة، نزع النتروجين، الحمأة المنشطة، الأكسجين المذاب، وحدة تحكم **PI**، وحدة تحكم ضبابي.

Abstract

Two control strategies are used in this article to improve the performance of an activated sludge process: model-based PI regulation and fuzzy logic-based control. We refer in this work, an activated sludge water treatment process. We are interested in the control of oxygen in aerobic ponds to optimize the control parameters such as the rate of aeration, the rate of influent and the rate of dilution. This control makes it possible to maintain the efficiency of nitrification, denitrification, degradation of organic matter and phosphate. In order to illustrate the efficiency of our approach, we validated the results via MATLAB-Simulink.

Key-words: nitrification, denitrification, activated sludge process, dissolved oxygen, PI controller, A fuzzy logic controller.

Introduction générale

Le comportement dit des "boues activées" est basé sur des méthodes et des techniques biologiques d'épuration et de traitement des eaux usées.

Deux stratégies de contrôle, reposant sur des principes différents, sont utilisées pour améliorer la performance d'un procédé à boues activées (ASP) : contrôle PI à base du modèle et commande à base de la Logique floue. L'ASP est décrit par une relation non linéaire. L'objectif principal est d'obtenir un substrat concentration dans l'effluent dans les limites normatives établies par la législation sur les eaux usées.

Lors des études réalisées dans les stations d'épuration et en termes d'efficacité, deux paramètres opérationnels s'avèrent avoir la plus grande influence sur le bon fonctionnement du procédé qui doit satisfaire les exigences attendues en matière d'effluents et les coûts qui doivent être maintenus aussi bas que possible. Ces derniers généralement inclure le coût de l'énergie consommée par les pompes de l'aération.

En raison de la difficulté de surveillance en ligne de certains paramètres (ammoniac, nitrate), certaines mesures indirectes (PH, L'oxygène dissout (SO) …) sont couramment utilisés pour contrôler l'ASP. Les niveaux de concentration en oxygène dissous dans un réacteur aérobie ont un effet sur le comportement et l'activité des microorganismes hétérotrophes et autotrophes dans les boues activées. Par conséquent, le contrôle SO est le plus couramment utilisé dans des Applications pratiques. Elle doit être suffisamment élevée pour fournir suffisamment d'oxygène aux micro-organismes présents dans les boues, mais pas trop élevée car elle est directement liée à la quantité d'énergie consommée et à la qualité des boues.

Nous avons choisi dans ce travail de mettre l'accent sur le control de la concentration de l'oxygène dissous (SO) en fonction du débit d'influent. Pour parvenir à un bon fonctionnement du procédé, nous proposons un contrôleur PI à base du modèle qui est le plus fréquemment utilisé avec succès dans les applications industrielles, afin de garantir des meilleures conditions de robustesse, nous avons choisis de faire une synthèse de comparaison avec le contrôleur floue.

Plan de mémoire :

Le manuscrit a été scindé en trois chapitres :

• **Chapitre 1 :** présente le système biomasse, définie quelque phénomène biologique comme la

nitrification et la dénitrification et décrit Le processus des boues activées (Activated Sludge Model ASM) et en termine ce chapitre avec la modélisation mathématique. [1] [7] [10]

• **Chapitre 2 :** est réservé pour le contrôleur PI à base de model. Ensuite, nous avons appliqué ce control sur notre modèle via le Simulink. [4] [7] [8] [9]

• **Chapitre 3 :** présente exhaustivement la commande par logique floue et son application pour le contrôle de l'oxygène dissous, une comparaison avec le PI à base du modèle est donnée. [2] [3] [5] [6]

CHAPITRE 1 :

Présentation du système et modélisation

1.1 Introduction :

Le procédé à boues activées (ASP) est un système de traitement biologique des eaux usées largement utilisé. Son contrôle a fait l'objet de nombreux travaux de recherche. L'ASP est un système très complexe, présente une non-linéarité importante et comporte de nombreuses incertitudes. De plus, de nombreuses stations d'épuration ne sont pas entièrement équipées de dispositifs de mesure. Cependant, ils doivent fonctionner en continu pour répondre à des réglementations strictes. L'une de ces réglementations, établie par l'Union européenne (EU Municipal Wastewater Directive 91/271/CEE), afin de maintenir la concentration de l'effluent du substrat en dessous de la limite standard. Lors de l'étude de l'efficacité de la station d'épuration, deux paramètres de fonctionnement se sont révélés avoir le plus d'impact. Le fonctionnement du procédé doit répondre aux exigences d'effluents et le coût doit être le plus faible possible. Ceux-ci comprennent généralement le coût de l'énergie consommée par la pompe d'aération et le pompage des boues récupérées. Pour obtenir un processus qui fonctionne bien, un certain nombre de stratégies de contrôle ont été envisagées dans la littérature pour les processus ASP qui peuvent utiliser différents types de modèles.

1.2 Présentation des systèmes biomasse :

La biomasse désigne l'ensemble de la matière organique qu'elles soient d'origine végétale ou animale, qui vont servir de ressources pour la production d'énergie. Ainsi, les matières organiques utilisées peuvent être issues de la part résiduelle du bois des forêts, de déchets agricoles ou agroalimentaires mais également des déchets ménagers ou effluents d'élevage, ou encore les algues de la mer. Tout ce qui compose les êtres vivants et leurs résidus peut être utilisé en tant qu'énergie biomasse.

La biomasse peut se trouver comme :

• Les déchets ménagers, industriels biodégradables ou rejets organiques des stations d'épuration.

• Les déchets issus du milieu aquatique (pèche, algues).

On peut classer la biomasse selon deux groupes :

La biomasse hétérotrophe : est responsable de l'oxydation des matières organique et aussi de la dénitrification.

La biomasse autotrophe : est responsable de la nitrification.

La croissance des biomasses est décrite par la loi :

”Monod” : $$\mu(\mathrm{Ss}) = \mu_{\max} \frac{Ss}{Ks + Ss}$$

μ_{max} : est le taux maximum de croissance.

Ks : est la constante d’affinité ou paramètre de Michaelis-Menten ; elle traduit la facilité d’assimilation du substrat par la biomasse.

Ss : le substrat rapidement biodégradable.

1.3 La nitrification :

La nitrification biologique est un procédé aérobie qui consiste en une oxydation de l’azote ammoniacal en nitrite, puis en nitrate sous l'action de micro-organismes différents, (l’azote ammoniacal se compose de l’ammonium (NH_4^+) et la forme libre de l’ammoniaque (NH_3) qui sont en équilibre).

La nitrification se décompose en deux étapes :

La nitritation : qui est l’oxydation de l’ammonium pour produire les nitrites. Cette réaction est effectuée selon la relation suivante :

$$2\mathrm{NH}_4^+ + 3\mathrm{O}_2 \rightarrow 2\mathrm{NO}_2^- + 4\mathrm{H}^+ + 2\mathrm{H}_2\mathrm{O}$$

La nitratation : qui est l’oxydation des nitrites pour produire les nitrates. Cette réaction est décrite par l’équation suivante :

$$2NO_2^- + O_2 \rightarrow 2NO_3^-$$

La réaction d’oxydation totale est :

$$NH_4^+ + 2O_2 \rightarrow 2NO_3^- + 2H^+ + H_2O$$

Les micro-organismes impliqués dans la réaction de nitrification sont des bactéries autotrophes qui, par définition, utilisent l’oxydation d’un substrat inorganique comme seule source d’énergie

pour la croissance et le carbone minéral comme source de carbone.

Deux groupes de bactéries sont spécialisées dans la fonction de nitrification :

- Les bactéries nitritantes (ou nitrosantes, ou nitreuses), dont les noms de genre portent le préfixe nitroso (Nitrosomonas, Nitrosospira, ...). Le rôle de bactéries nitritantes est d'oxyder l'ammonium en nitrite.
- Les bactéries nitratantes (ou nitriques, ou nitrite-oxydantes), dont les noms de genre portent le préfixe nitro (Nitrobacter, Nitrospira, …). Le rôle de bactéries nitratantes est d'oxyder le nitrite en nitrate.

1.4 La dénitrification :

La dénitrification est un processus biologique par lequel certaines bactéries réduisent les nitrates, le nitrite en azote gazeux via la formation de composés intermédiaires tels que le nitrite, l'oxyde nitrique et l'oxyde nitreux dans des conditions anoxie. Les bactéries dénitrifiantes sont des micro-organismes hétérotrophes aérobies qui peuvent utiliser soit l'oxygène soit les formes oxydées de l'azote comme accepteur final d'électrons dans la chaîne respiratoire.

Ces bactéries sont donc dites aérobie/anoxie facultatives. De plus, la réduction des nitrates ou des nitrites consomme de l'énergie et doit donc être couplée à un processus produisant de l'énergie. Ces micro-organismes utilisent ainsi du carbone d'origine organique comme source de carbone.

Dans les boues activées, les organismes susceptibles de conduire à la dénitrification sont très nombreux. Les organismes les plus couramment rencontrés sont Pseudomonas (Payne (1981)) et Alcaligenes (Gamble et al., (1977)). Cependant, les bactéries hétérotrophes ne sont pas les seules à pouvoir réaliser la dénitrification, il existe également des micro-organismes autotrophes capables de réduire les formes oxydées de l'azote en utilisant du dioxyde de carbone ou des bicarbonates. Paracoccus ou encore Thiobacillus, utilisent respectivement le di-hydrogène et des composés sulfurés réduits comme donneurs d'électrons. Il existe donc une très grande diversité de genres bactériens capables de réaliser la dénitrification mais dans cette étude, seules seront considérées les bactéries hétérotrophes facultatives (aérobie/anoxie).

La dénitrification se fait selon l'équation suivante :

$$NO_3^- \xrightarrow[NAR]{} NO_2^- \xrightarrow[NIR]{} NO \xrightarrow[NOR]{} N_2O \xrightarrow[N_2OR]{} N_2$$

Réaction de dénitrification catalysée par des nitrate (NAR), nitrite (NIR), oxyde nitrique (NOR) et oxyde nitreux (N2OR) réductases.

1.5 Le processus des boues activées :

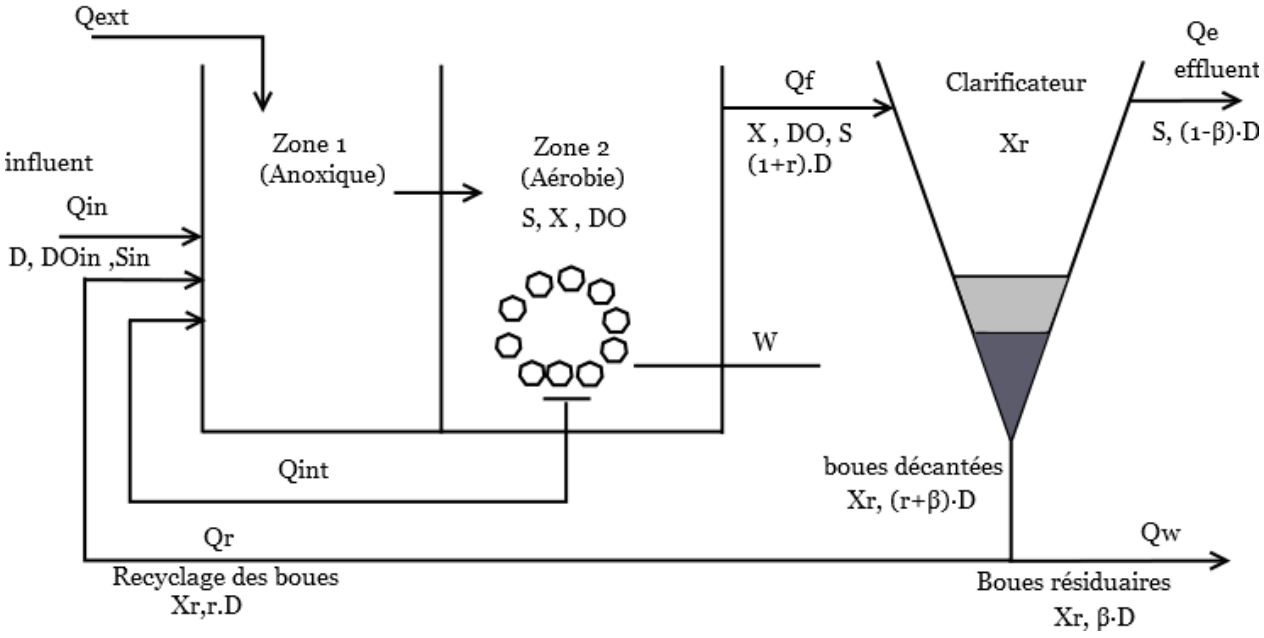

Figure 1.1: Configuration typique d'un processus à boues activées.

Le processus des boues activées (Activated Sludge Model ASM) est un système largement utilisé pour le traitement biologique des eaux usées. Son contrôle a été l'objet d'un grand nombre des études de recherche puisqu'il est très compliqué, avec des non-linéarités importantes et caractérisé par beaucoup d'incertitudes. Les procédés à boue activée, présents dans la majorité des stations d'épuration, ont pour fonction d'éliminer la pollution carbonée et azotée. Les étapes de nitrification et dénitrification ont généralement lieu dans des bassins où co-existent à la fois des bactéries autotrophes et hétérotrophes. La réalisation de la nitrification et de la dénitrification par cette culture mixte nécessite donc d'alterner des conditions aérobies et anoxie. Par ailleurs, pour une bonne dénitrification, il est nécessaire de disposer d'une quantité suffisante de carbone biodégradable, qu'elle provienne de l'effluent à traiter et/ou d'un ajout supplémentaire.

Dans le modèle ASM on utilise les variables illustrées par le tableau suivant :

Variables			
i	Notation	Description	Unité
1	X(t)	Concentration de biomasse	[mg/l]
2	S(t)	Concentration du substrat	[mg/l]
3	SO(t)	Concentration d'oxygène dissous	[mg/l]
4	SO_{max}	Concentration maximale d'oxygène dissous	[mg/l]
5	$X_r(t)$	Concentration de biomasse recyclée	[mg/l]
6	D(t)	Taux de dilution	$[h^{-1}]$
7	S_{in}	Concentration du substrat dans l'influent	[mg/l]
8	DO_{in}	Concentration d'oxygène dissous dans l'influent	[mg/l]
9	Y	Facteur de rendement de la biomasse	
10	μ	Taux de croissance de la biomasse	$[h^{-1}]$
11	μ_{max}	Taux maximum de croissance spécifique	$[h^{-1}]$
12	K_S ; K_{DO}	Constantes de saturation	[mg/l]
13	K_{La}	Coefficient de transfert de masse d'oxygène	
14	α	Taux de transfert d'oxygène	
15	W	Taux d'aération	$[m^3/h]$
16	K_0	Constante du modèle	
17	r	Rapport du flux recyclé à l'influent	
18	β	Rapport des déchets à l'influent	
19	Q_{in}	Débit d'influent	
20	Q_r	Débit de recyclage	
21	Q_w	Débit de rejet (déchets)	
22	Q_e	Débit d'effluent	
23	Q_f	Débit de filtration	
24	Q_{ext}	Débit intérieur	
25	Q_{int}	Débit extérieur	
26	V_a	Volume de l'aérateur	

Tableau 1.1: Les variables et les coefficients du système.

1.6 La modélisation :

Le modèle mathématique considéré dans ce système est un modèle simplifié, réaliste et hautement non linéaire et multi variable de traitement des eaux usées, donnée par quatre variables d'état (biomasse, substrat, oxygène dissous et biomasse recyclée) :

$$\frac{dX}{dt} = u(t)X(t) - D(t)(1+r)X(t) + rD(t)X_r(t) \tag{1.1}$$

$$\frac{dS}{dt} = -\frac{u(t)}{Y} X(t) - D(t)(1+r)S(t) + D(t)S_{in} \tag{1.2}$$

$$\frac{dDO}{dt} = -\frac{K_0 u(t) X(t)}{Y} - D(t)(1+r)SO(t) + K_{La}(SO_{\max} - SO(t)) + D(t)SO_{in} \tag{1.3}$$

$$\frac{dX_r}{dt} = D(t)(1+r)X(t) - D(t)(\beta + r)X_r(t) \tag{1.4}$$

$$u(t) = u_{\max} \frac{S(t)}{K_s + S(t).} \frac{DO(t)}{K_{DO} + DO(t)} \tag{1.5}$$

$$K_{La} = \alpha W(t) \qquad D(t) = \frac{Q_{in}}{V_a} \qquad r = \frac{Q_r}{Q_{in}} \qquad \beta = \frac{Q_w}{Q_{in}} \tag{1.6}$$

- **Valeurs des paramètres :**

Les coefficients du modèle ont les valeurs suivantes :

Coefficient	Y	μ_{max}	K_s	K_0	α	SO_{max}	β	K_{DO}	r	S_{in}	SO_{in}
Valeur	0.65	0.15 h^{-1}	100 mg/l	0.5	0.018	10 mg/l	0.2	2 mg/l	0.6	200 mg/l	0.5 mg/l

Tableau 1.2: Les valeurs des coefficients du système.

CHAPITRE 2 :

La commande du ASM par le contrôleur PI

2.1 Introduction :

Le but du contrôle du procédé avec un PI a base du modèle est d'obtenir la concentration en substrat dans les eaux usées dans les normes fixées par la législation sur le traitement des eaux usées. Cet objectif est atteint en contrôlant la concentration en oxygène dissous (SO), Considérez le Débit d'influent Qin comme une entrée de contrôle.

2.2 PI à base du modèle :

De manière générale, asservir (boucler) un système peut entrainer de l'instabilité. On considère le système suivant, FTBO(s) système à asservir :

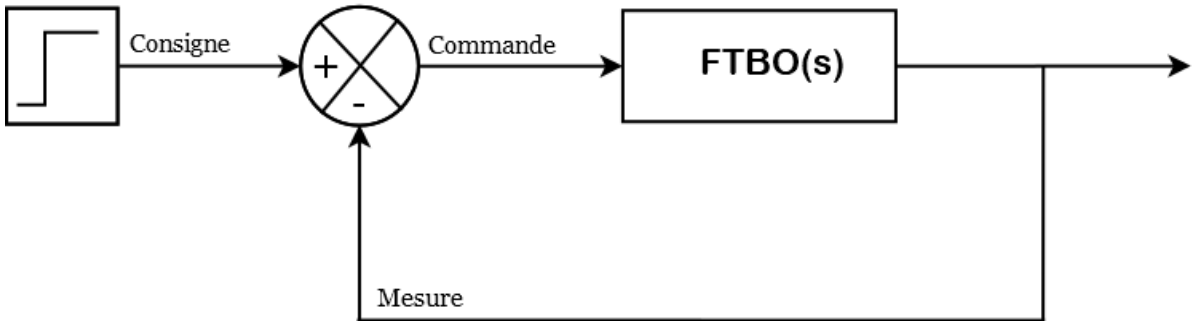

Figure 2.1: Bloc fonction de transfert en boucle fermée.

Si le module de FTBO(s) est inférieur à -1, on soustrait à la consigne une valeur négative, ce qui a pour conséquence de rendre l'ensemble instable. Par ailleurs la consigne étant généralement soit un échelon soit une rampe, constitué d'une somme de sinusoïdes de différentes fréquences (cf.décomposition en séries de fourrier), il peut exister une fréquence pour laquelle on s'approche dangereusement de ce point -1.Tout le problème de l'automatique est de veiller à respecter une certaine distance vis-à-vis de ce point.

Le diagramme de Nyquist représente le tracé de FTBO(s) pour l'ensemble des fréquences :

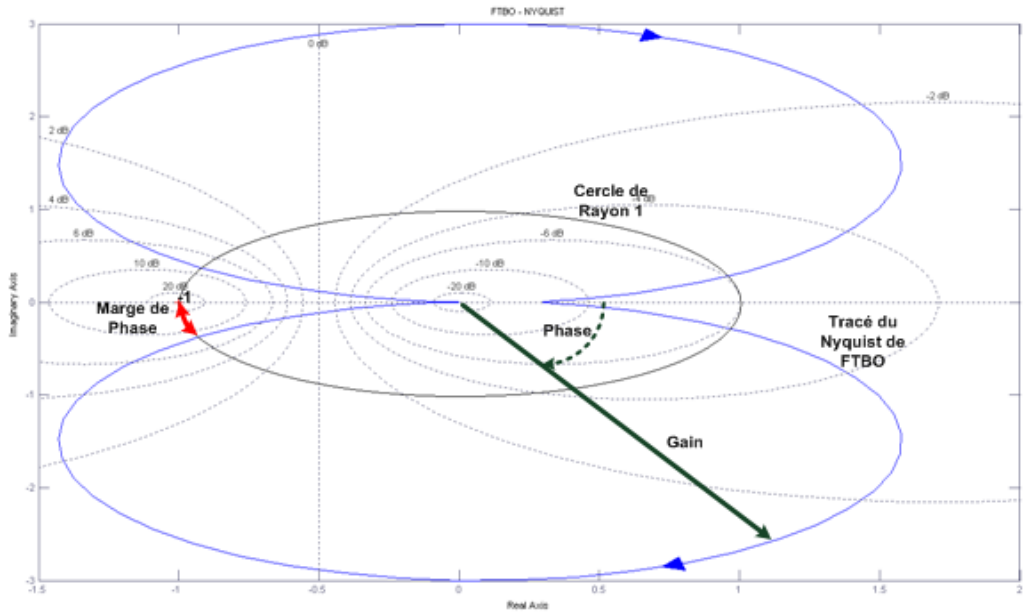

Figure 2.2: Le tracé de FTBO(s) pour l'ensemble des fréquences.

La marge de phase correspond à la distance entre le point -1 et la courbe de FTBO lorsque cette dernière coupe le cercle de rayon 1.

Cette marge de phase est également visible (et plus facilement mesurable) sur le bode de FTBO :

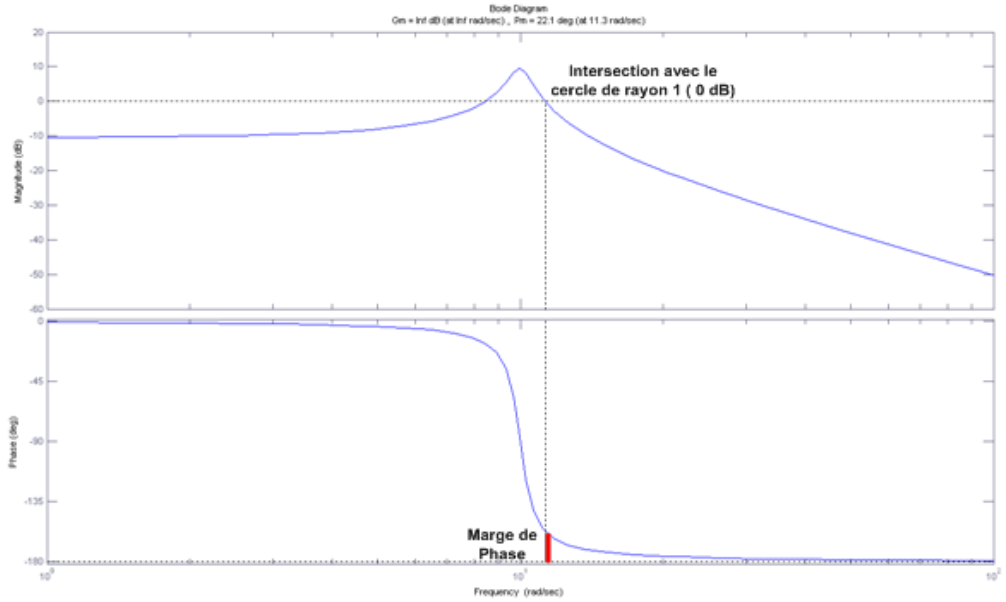

Figure 2.3: Diagramme de bode de FTBO.

Un critère de réglage d'un correcteur peut donc être l'observation de cette marge de phase.

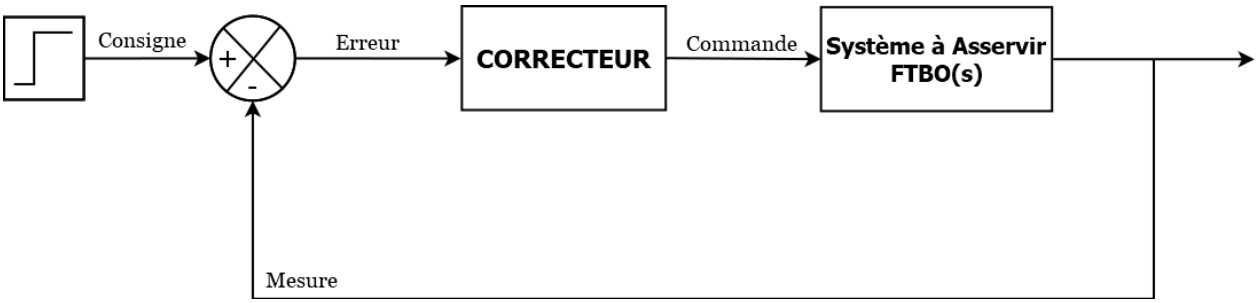

Figure 2.4: Bloc basique d'un correcteur PI.

Rappel des différentes caractéristiques d'une réponse d'un système :

Stabilité : Respect d'une marge de phase d'au moins 30°

Précision : La mesure rejoint-elle la consigne ?

-Dans le cas d'une réponse à un échelon, nécessité d'une intégration s^{-1} dans la boucle ouverte pour respecter une erreur statique nulle.

-Dans le cas d'une réponse à une rampe, nécessité d'une double intégration $\frac{1}{s^2}$ dans la boucle ouverte pour respecter une erreur de trainage nulle.

Rapidité : Un correcteur PI possède une intégration, ce qui permet de régler le problème de l'erreur statique. En contrepartie il ralentit le système, on veillera donc à respecter une marge de phase suffisante mais pas trop grands non plus (plus la marge de phase est grande, plus la réponse et lente et les risques de saturation augmentent).

Ci-dessous figurent les bodes du correcteur PI et de FTBO tel que la constante de temps du correcteur PI vaut 0.1*τ

$$\mathrm{PI}(\mathrm{s}) = \mathrm{K}_1 + \frac{K_2}{s} \tag{2.1}$$

On préfèrera la forme : $\mathrm{PI}(\mathrm{s}) = \mathrm{K}_P . \frac{\omega_i}{\mathrm{s}} . \left(1 + \frac{\mathrm{s}}{\omega_\mathrm{i}}\right)$ (2.2)

Avec : $\mathrm{K}_P = K_1, \omega_i = \frac{K_1}{K_2} = \frac{1}{T_i}$ (2.3)

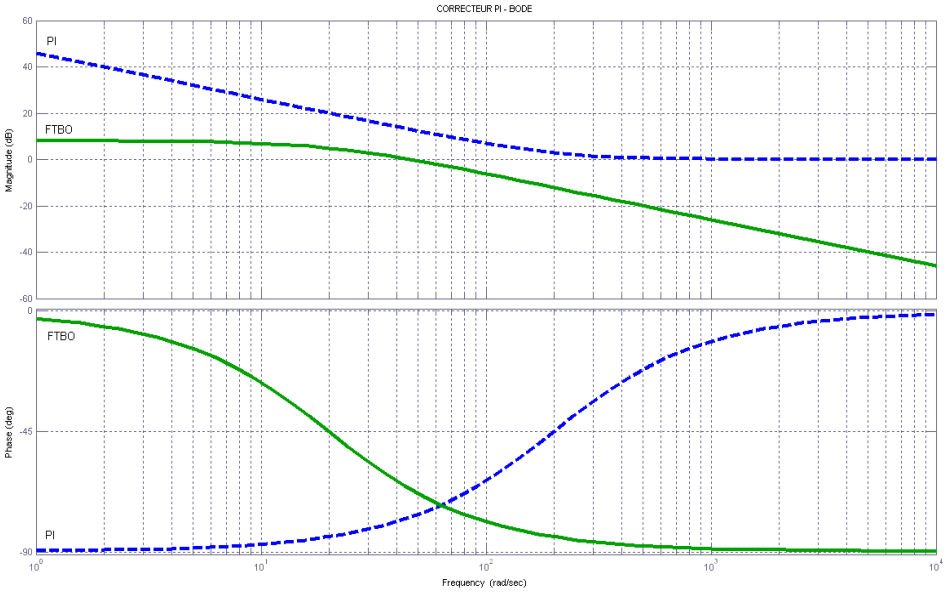

Figure 2.5: Correcteur PI -bode.

L'association de ces deux blocs donne :

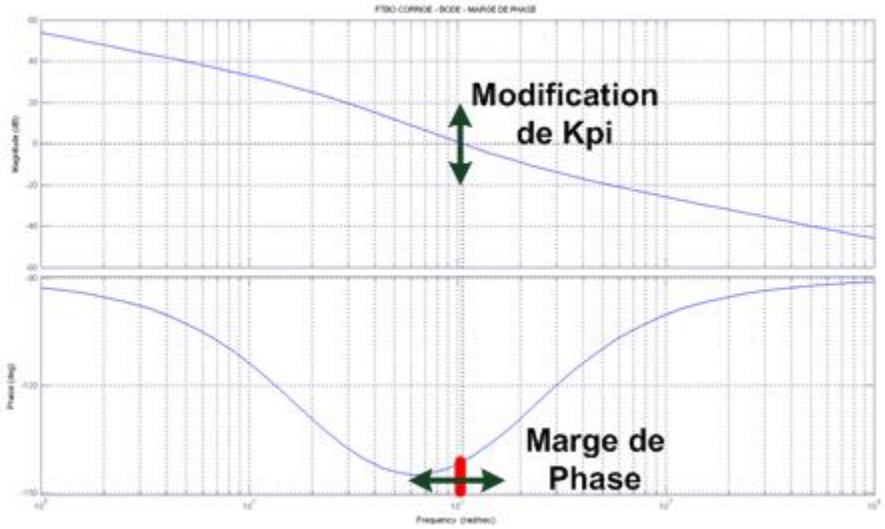

Figure 2.6: tracé de bode -marge de phase.

La constante de temps du correcteur étant fixée, le tracé de la phase est figé, on peut alors jouer sur le gain du correcteur pour modifier le module du système corrigé en boucle ouverte et de fait régler la marge de phase.

Pour une marge de phase de 45° on a la réponse temporelle suivante :

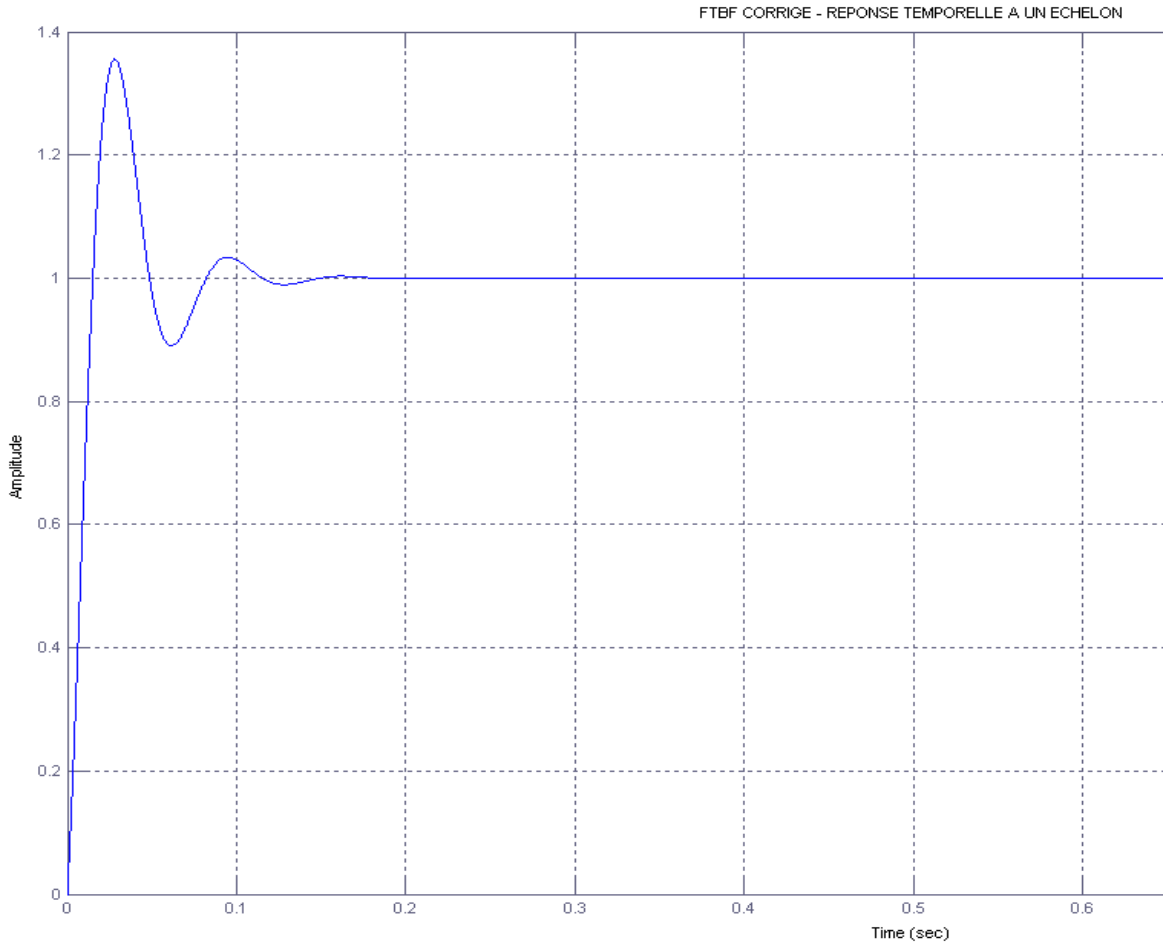

Figure 2.7: Réponse temporelle à un échelon.

2.3 Planification du gain Commande PI :

Les contrôleurs adaptatifs ont la capacité de s'adapter aux changements dans la dynamique des processus. Dans le cas de réglage du gain du contrôleur, où la dynamique des processus peut être associée aux valeurs de certaines variables de processus qui peuvent être mesurées. Si les caractéristiques dynamiques du processus peuvent être déduites à partir de variables mesurables, les paramètres du régulateur peuvent être calculé à partir de ces variables. Le schéma de contrôle de la concentration en oxygène dissous est présenté dans la figure 2. À L'entrée des stations d'épuration il y a toujours des réservoirs qui égalisent la variation du niveau d'eau à l'entrée et la sortie du système. Ainsi qu'une composante extérieure causée par les précipitations. En fonction du niveau d'eau à partir de ce réservoir, on peut choisir le niveau de taux d'aération « W ».

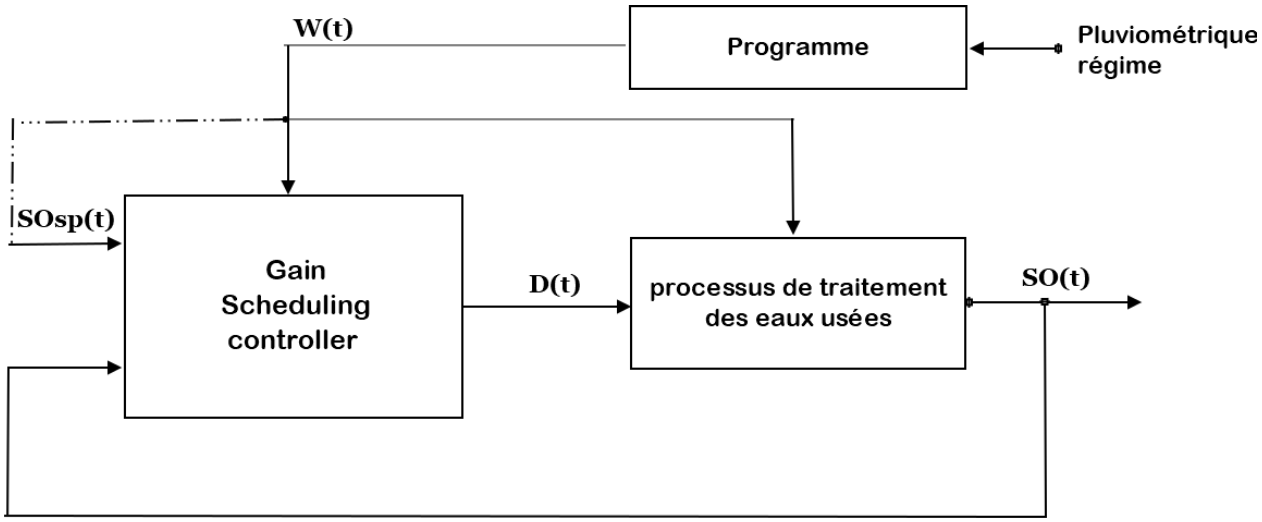

Figure 2.8: Schéma de programmation des gains pour le contrôle de l'oxygène dissous

En raison du fort caractère non linéaire du procédé, le contrôleur PI ne parvient pas à atteindre de bonnes performances. Dépendent de la valeur de la variable de décision W, sept points ont été considérés comme couvrant le domaine de travail (W= [20 :10 :80] m^3/h). On considère un modèle linéarisé ayant pour une entrée D (Taux de dilution) et la sortie SO. L'analyse modale montre qu'un système du premier ordre avec la fonction de transfert donnée par (2.4) peut se rapprocher assez précisément des eaux usées du processus de traitement :

$$H(s) = \frac{K}{Ts+1} \tag{2.4}$$

Où :

K : le gain statique

T : la constante de temps.

Afin de prouver cette affirmation, une linéarisation de processus avec fonction linmod dans le point de fonctionnement correspondant au régime d'écoulement normal (caractérisé par D=1/35 h^{-1} et W=60 m^3/h) est effectuée. Les conditions initiales considérées dans la simulation sont :

X(0)	S(0)	SO(0)	Xr(0)	SOin	Sin
210 mg/l	27 mg/l	6.87 mg/l	400 mg/l	0,5 mg/l	200 mg/l

Tableau 2.1: Les conditions initiales considérées dans la simulation.

La fonction de transfert obtenue par linéarisation est donnée par :

$$H_p(s) = \frac{-10.49s^3 - 19.8s^2 - 1.316s - 0.003589}{s^4 + 1.579s^3 + 0.3954s^2 + 0.02037s + 5.439e - 5} \tag{2.5}$$

La réduction de La fonction de transfert donne :

$$H_{psim}(s) = \frac{-14.9677}{s + 0.2268} \tag{2.6}$$

La fonction de transfert en boucle fermée de l'oxygène dissous le contrôle est calculé à l'aide de l'expression simplifiée (2.4) et un régulateur PI à gain proportionnel K_p et temps intégral T_i. Celle-ci est donnée par :

$$H_o(s) = \frac{KK_p(T_i + 1)}{T_i T s^2 + (KK_p T_i + T_i)s + KK_p} \tag{2.7}$$

Pour compenser l'effet du zéro dans (10), qui peut provoquer un dépassement important de la dynamique du système en boucle fermée, un préfiltre pour le point de consigne DO a été introduit dans la structure de la boucle de contrôle de l'oxygène dissous. Le préfiltre a la fonction de transfert :

$$F(s) = \frac{1}{T_i s + 1} \tag{2.8}$$

Ainsi, la fonction de transfert en boucle fermée devient :

$$H_{o_BOx}(s) = \frac{KK_p}{T_i T s^2 + (KK_p T_i + T_i)s + KK_p} \tag{2.9}$$

Où K_p est le gain proportionnel, T_i est le temps intégral. Plus loin, la conception du contrôleur PI a été faite par pôle méthode de placement. Puisque la fonction de transfert en boucle fermée système (2.9) est du second ordre, il peut être réécrit comme :

$$H_o(s) = \frac{\omega_n^2}{S^2 + 2\xi\omega_n S + \omega_n^2} \tag{2.10}$$

Où ω_n est la pulsation propre non amortie et ξ est le rapport d'amortissement. En identifiant les paramètres dénominateurs du transfert fonctions (2.9) et (2.10) il en résulte :

$$\omega_n^2 = \frac{KK_p}{TT_i}; 2\xi\omega_n = \frac{KK_p + 1}{T} \tag{2.11}$$

Imposer des exigences sur le temps de stabilisation t_r, le pourcentage de dépassement (%OS) et sachant que :

$$\xi = \frac{-\ln(\%OS)}{\sqrt{\pi^2 + \ln^2(\%OS)}} \tag{2.12}$$

$$\omega_n = \frac{4}{t_r \xi} \tag{2.13}$$

Les paramètres du régulateur PI sont obtenus comme suit :

$$K_p = \frac{8T - t_r}{Kt_r} \qquad T_i = \frac{t_r \xi^2 (8T - t_r)}{16T} \tag{2.14}$$

Le contrôle multi modèle est obtenu en agrégeant les sept paires de paramètres de contrôle. L'entrée de commande appliquée au processus à chaque instant résulte de la commutation du contrôleur linéaires conçus pour chaque point de fonctionnement. La commutation des paramètres du contrôleur est basée sur le calendrier valeur variable W, qui est corrélée avec le point de fonctionnement du processus. La structure de contrôle de programmation de gain s'est avérée utile

dans de nombreuses situations, bien qu'il présente certainement des inconvénients.
Une d'entre eux consiste dans le fait que les paramètres du contrôleur doivent être déterminées pour différentes conditions de fonctionnement, couvrant tous les régimes de fonctionnement possibles, ce qui nécessite un long temps de mise en service.

2.4 La simulation en utilisant le modèle ASM :

Nous allons décrire le modèle ASM (Activated Sludge Model) qui représente de façon précise le comportement des procédés de traitement d'un effluent chargé en matières azotées et carbonées. Le modèle ASM utilise 11 variables d'´état. Notons que la lettre X est proposée pour les composés particulaires et la lettre S pour les composés solubles.
Les variables d'état sont classées en quatre groupes :

- **L'oxygène dissous :** S_O
- **Les biomasses :** la biomasse autotrophe X_{BA} et la biomasse hétérotrophe X_{BH}
- **Les substrats :** le substrat lentement biodégradable X_S et le substrat rapidement biodégradable S_S
- **Les composés azotés :** on peut les classer en fonction de leur degré d'oxydation et repartis en 3 catégories :
    - Les formes organiques solubles S_{ND} et particulaires X_{ND}.
    - Les formes ammoniacales S_{NH}.
    - Les formes oxydées S_{NO} (nitrates-nitrites).

	Composé	Symbole	Unité
1	Matière organique soluble inerte	S_I	[mg COD/l]
2	Substrat facilement biodégradable	S_S	[mg COD/l]
3	Matière organique particulaire inerte	X_{IP}	[mg COD/l]
4	Substrat lentement biodégradable	X_S	[mg COD/l]
5	Biomasse active hétérotrophe	X_{BH}	[mg COD/l]
6	Biomasse active autotrophe	X_{BA}	[mg COD/l]
7	Oxygène dissous	S_O	[mg COD/l]
8	Azote sous forme de nitrites et de nitrates	S_{NO}	[mg COD/l]
9	Azote sous forme d'ammoniaque	S_{NH}	[mg COD/l]
10	Azote organique soluble biodégradable	S_{ND}	[mg COD/l]
11	Azote organique particulaire biodégradable	X_{ND}	[mg COD/l]

Tableau 2.2: Variables d'état du modèle.

Les valeurs initiales pour la zone aérobie :

Composé	$S_{I\,(0)}$	$S_{S\,(0)}$	$X_{IP\,(0)}$	$X_{S\,(0)}$	$X_{BH\,(0)}$	$X_{BA\,(0)}$	$S_{O\,(0)}$	$S_{NO\,(0)}$	$S_{NH\,(0)}$	$S_{ND\,(0)}$	$X_{ND\,(0)}$
Valeur	20/5	2.4	1559/5	24.8/5	1451/5	51.4/5	2	7.9	2.2	0.9	1.7

Tableau 2.3: valeurs initiales pour la zone aérobie.

Les paramètres utilisés dans le modèle :

Paramètre	Yh	Ya	myh	bh	Ks	Koh	mya	ba	Koa	Knh
Valeur	0.67	0.24	6	0.62	20	0.2	0.8	0.2	0.4	1

Tableau 2.4: Les paramètres utilisés dans le modèle.

Les process:

$$proc1=myh\frac{Ss}{(Ks+Ss)}\frac{So}{(Koh+So)}Xbh \tag{2.15}$$

$$proc2=mya\frac{Snh}{(Knh+Snh)}\frac{So}{(Koa+So)}Xba \tag{2.16}$$

$$proc3=bh.Xbh \tag{2.17}$$

$$proc4=ba.Xba \tag{2.18}$$

Les équations différentielles :

$$dSs=\frac{Qin.Ss_in+Qret.Ss}{V}-\frac{(Qin+Qret)Ss}{V}-\frac{1}{Yh.proc1} \tag{2.19}$$

$$dXbh=\frac{Qin.Xbh_in+Qret.Xbh.\gamma}{V}-\frac{(Qin+Qret)Xbh}{V}+proc1-proc3 \tag{2.20}$$

$$dXba=\frac{Qin.Xba_in+Qret.Xba.\gamma}{V}-\frac{(Qin+Qret)Xba}{V}+proc2-proc4 \tag{2.21}$$

$$dSo = \frac{Qin.So_in-Qin.So}{V} + Kla(So_sat-So) - \frac{1-Yh}{Yh}proc1 + \frac{1-4.57}{Ya}proc2 \quad (2.22)$$

$$dSno = \frac{Qin.Sno_in+Qret.Sno}{V} - \frac{(Qin+Qret)Sno}{V} + \frac{1}{Ya}.proc2 \quad (2.23)$$

$$dSnh = \frac{Qin.Snh_in+Qret.Snh}{V} - \frac{(Qin+Qret)Snh}{V} - \frac{1}{Ya}proc2 \quad (2.24)$$

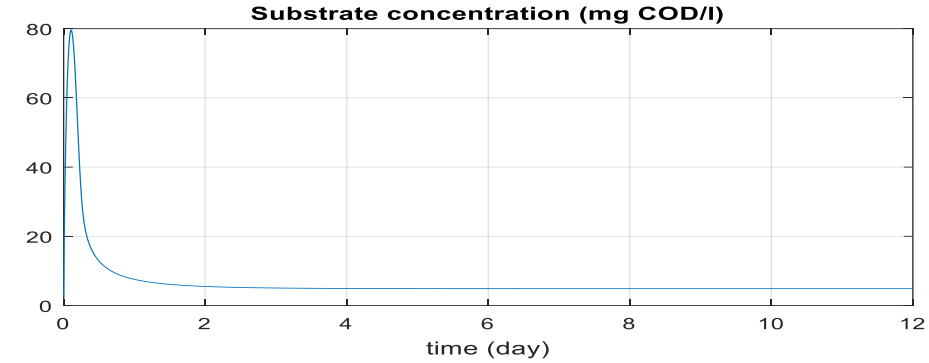

Figure 2.9: Evolution de la concentration de Substrat facilement biodégradable

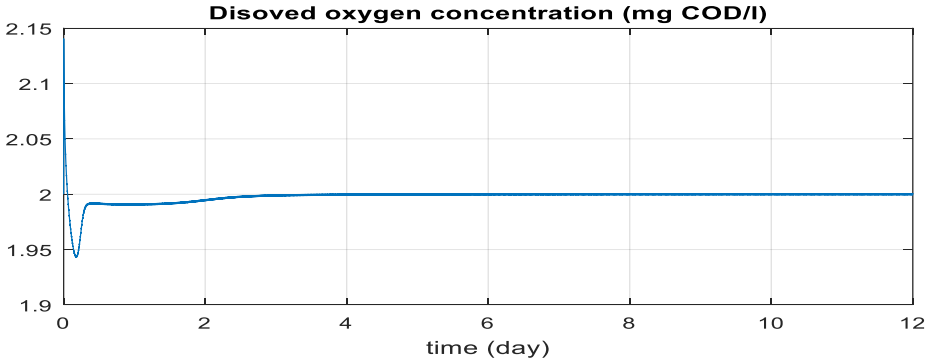

Figure 2.10: Evolution de la concentration de l'oxygène dissous

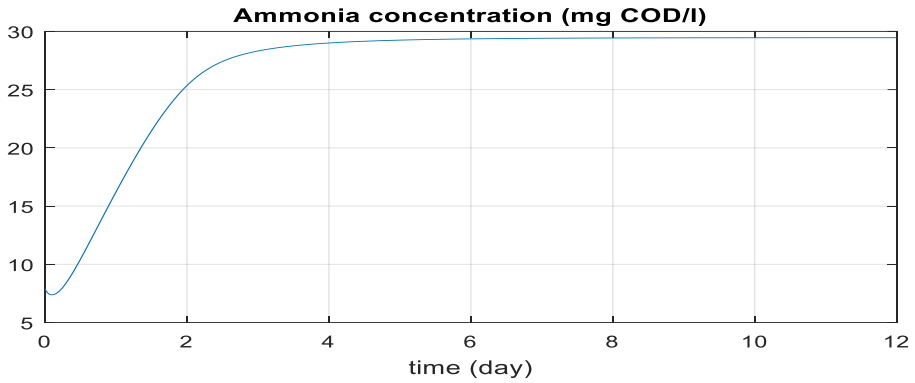

Figure 2.11: Evolution de la concentration de nitrites et de nitrates.

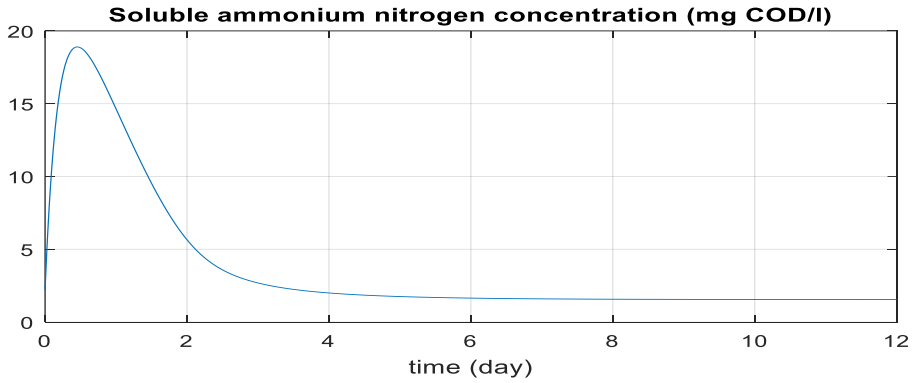

Figure 2.12: Evolution de la concentration de l'ammoniaque.

- **Exemple :**

yAerobic21a.m | funct.m

```
TS=1;
Z=X(:,4);
E=ones(33817,1);
data=iddata(Z,E,TS);
model=n4sid(data,1);
Ad=model.A;
Bd=model.B;
Cd=model.C;
Dd=0;
sys=ss(Ad,Bd,Cd,Dd);
tf(sys)        %fonction de transfert
```

data=iddata(Z,E,TS)

```
data =

Time domain data set with 33817 samples.
Sample time: 1 seconds

Outputs      Unit (if specified)
   y1

Inputs       Unit (if specified)
   u1
```

model=n4sid(data,1)

```
model =
  Discrete-time identified state-space model:
    x(t+Ts) = A x(t) + B u(t) + K e(t)
       y(t) = C x(t) + D u(t) + e(t)

  A =
           x1
   x1  0.9925

  B =
             u1
   x1  0.008509

  C =
          x1
   y1  1.756

  D =
       u1
   y1   0

  K =
           y1
   x1  0.4591

Sample time: 1 seconds
```

```
Parameterization:
   FREE form (all coefficients in A, B, C free).
   Feedthrough: none
   Disturbance component: estimate
   Number of free coefficients: 4
   Use "idssdata", "getpvec", "getcov" for parameters and their uncertainties.

Status:
Estimated using N4SID on time domain data "data".
Fit to estimation data: 91.93% (prediction focus)
FPE: 5.965e-07, MSE: 5.964e-07
```

Ad=model.A

Bd=model.B

Cd=model.C

Dd=0

```
Ad =

    0.9925


Bd =

    0.0085


Cd =

    1.7563


Dd =

     0
```

Sys

```
sys =

  A =
            x1
   x1   0.9925

  B =
              u1
   x1   0.008509

  C =
           x1
   y1   1.756

  D =
        u1
   y1    0

Continuous-time state-space model.
```

La fonction de transfert:

```
ans =

   0.01494
  ----------
  s - 0.9925

Continuous-time transfer function.
```

D'après la fonction de transfert on a :

K=0.01494 **T=0.9925**

Cette procédure a été utilisée pour tous les points de fonctionnement choisis.

Les exigences de performance imposées sont : dépassement = 5 % et tr = 6 h.

Les paramètres du régulateur PI sont obtenus comme suit :

$$K_p = \frac{8T - t_r}{Kt_r} = 21.64 \qquad T_i = \frac{t_r \xi^2 (8T - t_r)}{16T} = 1.7$$

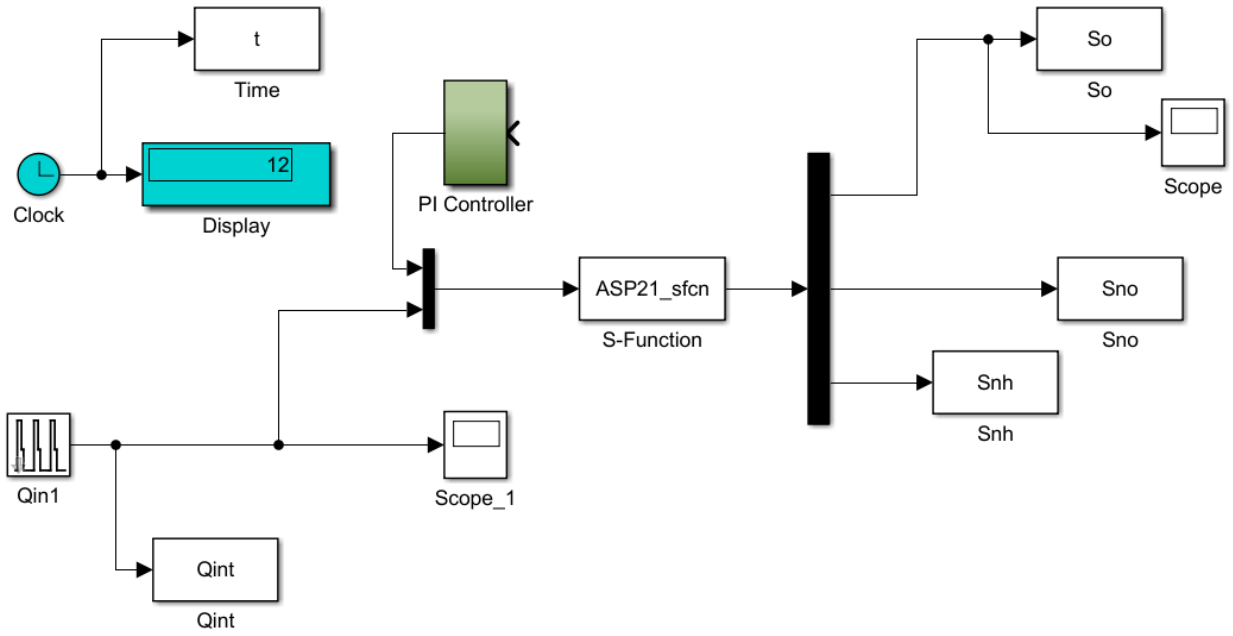

Figure 2.13: Schéma du contrôleur PI du système.

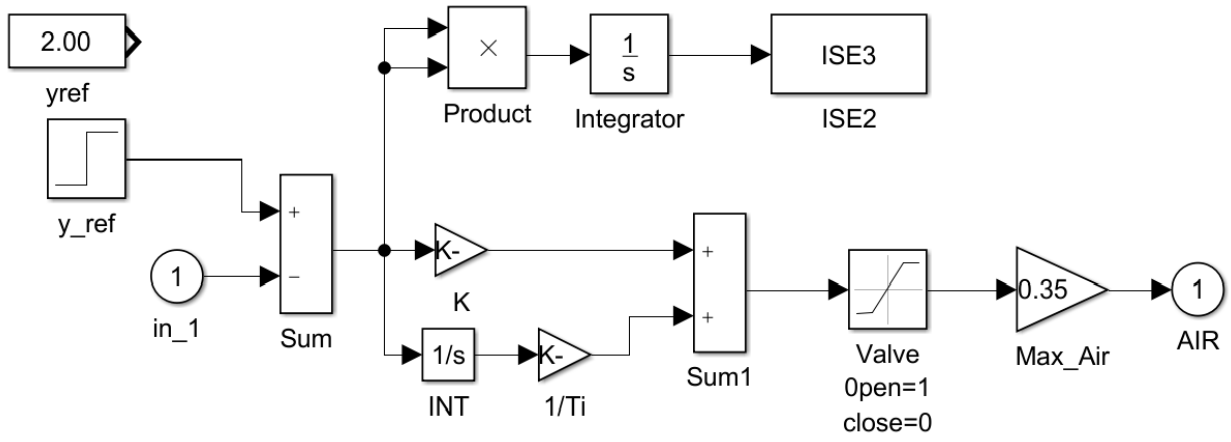

Figure 2.14: Schéma Simulink du PI à base du modèle.

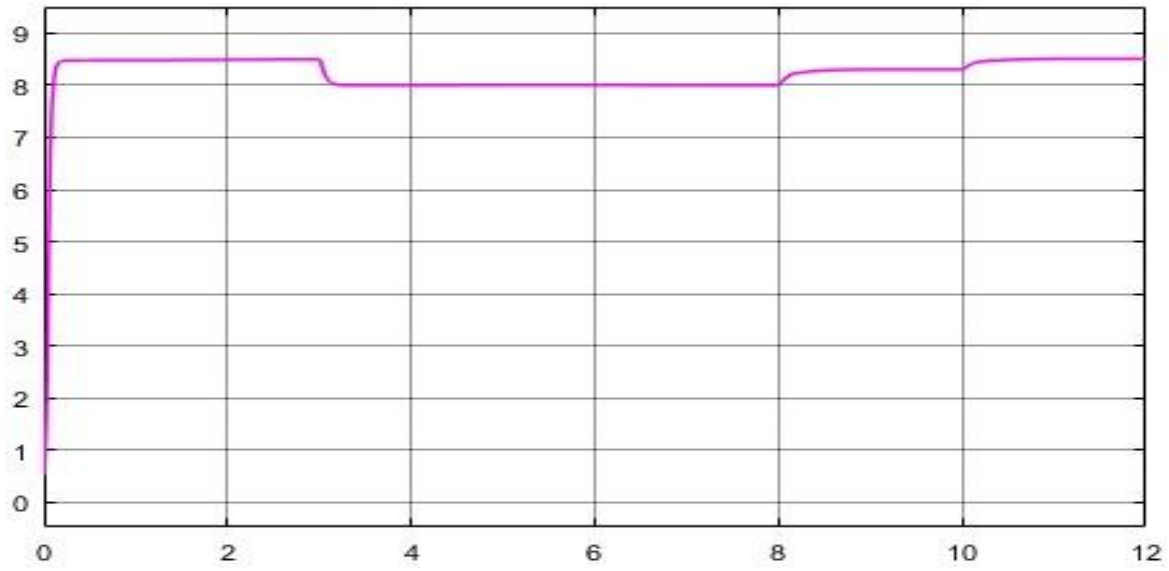

Figure 2.15: La réponse de la sortie So (oxygène dissous) en présence du contrôleur PI.

CHAPITRE 3 :

Le contrôle du système ASM par la logique floue

3.1 Introduction :

Les recherches menées montrent que dans la boucle de régulation, l'humain réagit comme un contrôleur robuste d'un système non linéaire dont les paramètres varient dans le temps. En fait, les humains peuvent prendre des mesures de contrôle dans le pire des cas, même lorsque le système est déformé. Cette stratégie de contrôle "humaine" a une logique pour prendre des décisions en intégrant la connaissance du comportement du processus à contrôler. Afin d'assurer un contrôle automatique, un contrôle basé sur la "théorie de la logique floue" est développé pour des systèmes industriels complexes avec des stratégies proches des stratégies "humaines". Nous considérons deux variables de décisions qui sont le taux d'aération W et le taux de dilution Dr pour le contrôle de l'oxygène dissous.

3.2 Les bases théoriques de la logique floue :

Les bases théoriques de la logique floue ont été établies en 1965 par le professeur Lotfi Zadeh l'université de Californie de Berkeley dans son article "fuzzy set ".

Un domaine d'application de la logique floue qui devient fréquent est celui du réglage et de la commande des régulations industrielles. Cette méthode permet d'obtenir une loi de commande souvent efficace, sans devoir faire appel à des développements théoriques importants. Elle présente l'intérêt de prendre en compte les expériences acquises par les utilisateurs et opérateurs du processus à commander.

BASES GENERALES :

Les éléments de base de la logique floue sont :

* les variables linguistiques

* les fonctions d'appartenance

* les déductions aux inférences

Le contrôleur flou apparaît utile pour tous systèmes complexes et non linéaires dans lesquels la modélisation est difficile ou impossible, ainsi que pour tous domaines où un flou persiste. Son intérêt réside dans sa capacité de traiter l'imprécis, l'incertain et le vague.

3.3 Structure d'un système flou :

Un système flou peut être interprété selon deux points de vue : mathématique ou logique. D'un point de vue mathématique, un système flou est une fonction non linéaire reliant un vecteur de données, d'entrée à un vecteur de sortie. Du point de vue logique, un système flou est un système à structure particulière, composé de quatre modules principaux : à savoir, la base de connaissance, la fuzzification, le moteur d'inférence et la défuzzification.

La commande floue est l'application la plus utilisée dans la logique floue. En effet, cette méthode permet d'obtenir un réglage souvent très efficace sans devoir faire des modélisations approfondies. Par opposition à un régulateur standard, la commande par logique floue (CLF) ne traite pas une relation mathématique bien définie, mais utilise des inférences (déductions) avec plusieurs règles, se basant sur des variables linguistiques. Le système à base de la logique floue est composé de quatre blocs principaux (Figure 3.1).

1-Le bloc de fuzzification effectue les fonctions suivantes :

- mesure des variables d'entrées.
- établit les plages de valeurs pour les fonctions d'appartenance à partir des valeurs des variables d'entrées.
- effectue une fonction de fuzzification qui convertit les données d'entrée en valeurs linguistiques convenables.

2- Le bloc de base de connaissances ou base de règles, caractérise les buts et stratégies de commande émis par les experts du domaine au moyen d'un ensemble de règles linguistiques de contrôle.

3- Le bloc d'inférence est le cerveau de CLF, qui possède la capacité de simuler les décisions humaines et de déduire (inférer) les actions de commande floue, à l'aide de l'implication floue et des règles d'inférence.

4- Le bloc de défuzzification fournit un signal de commande non- flou (réel) à partir du signal flou déduit.

Chacun de ces blocs fera l'objet d'un développement détaillé.

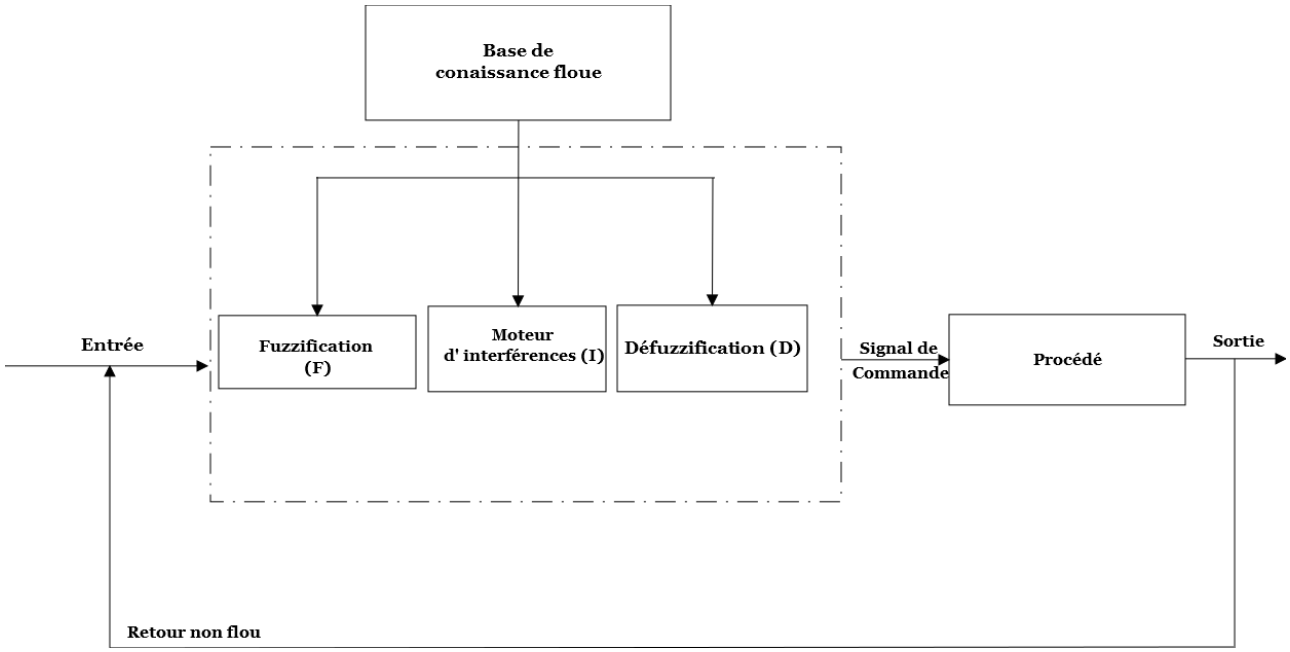

Figure 3.1: Configuration de base de la commande par logique floue.

3.3.1 Interface de Fuzzification :

Dans les problèmes de commande, les données observées sont habituellement physiques (réelles). Or, le traitement de ces données est basé ici sur la théorie des ensembles flous, ceci nécessite donc une procédure de fuzzification. La fuzzification, proprement dite, consiste à définir les fonctions d'appartenance pour les différentes variables d'entrées. On réalise ainsi le passage des grandeurs physiques (réelles) en variables linguistiques (variables floues) qui peuvent être alors traitées par les inférences.

$U_0 = (U_{01}, U_{02}, \ldots, U_{0n}) \in U$ En un ensemble flou $F_x = F_{x1} \times F_{x2} \times \ldots F_{xn}$ défini dans U (3.1)

Dans la littérature de la commande floue, deux approches de fuzzification sont généralement utilisées : la fuzzification singleton et la fuzzification non-singleton.

• Fuzzification singleton :

Où l'opérateur de fuzzification converti l'entrée numérique $U_0 \in U$ en un singleton flou F_x dans U tel que :

$$\mu_{F_x}(U) = 1 \quad \text{Si} \quad U = U_0 \tag{3.2}$$

$$\mu_{F_x}(U) = 0 \quad \text{Si} \qquad U \neq U_0$$

Cette stratégie est largement utilisée dans les applications de contrôle flou, car elle est facile à implémenter.

• Fuzzification non – singleton :

Est une fuzzification pour laquelle $\mu_{F_x}(U)$ est égal à l'unité si $U = U_0$ et décroît quand on s'éloigne de U_0.

3.3.2 Base de connaissances (Base de règles) :

Une base de règles floues R est une collection de règles floues, décrivant le comportement du système. Elle est le cœur du système entier, dans le sens où tous les autres composants sont utilisés pour interpréter et combiner ces règles pour former le système final. Ces règles permettent de déterminer le signal de sortie du contrôleur en fonction des signaux d'entrées.

Cette dernière est la partie du contrôleur flou dans lequel se trouvent sous forme de règles heuristiques, les connaissances de l'opérateur. Elle est composée d'une base de données et d'une base de règles.

- La base de données regroupe :

• Les ensembles flous associés aux variables d'entrée et de sortie du contrôleur flou

•Les facteurs d'échelle (gains) en entrée (normalisation) et en sortie (dénormalisation).

- La base de règle contient des règles de la forme :

« Si X_1 est A_1 et X_2 est A_2 …et X_n est A_n Alors Y est B »

Suivant la nature de B on parlera de :

- Règles à conclusion symbolique (contrôleur de type Mamdani) : B est une valeur linguistique.

- Règles à conclusion algébrique (contrôleur de Sugeno) : B est une valeur numérique (singleton) ou une équation mathématique bien précise (non floue).

Une base de règles d'un système flou est dite complète si, pour chaque vecteur d'entrée, il existe au moins une règle floue activée. Afin d'assurer cette propriété, les fonctions d'appartenance doivent couvrir tout l'espace des variables d'entrée. Une base de règles d'un système flou est dite

inconsistante, s'il existe deux règles floues ayant la même prémisse mais des conclusions différentes. La propriété de consistance permet d'éviter les contradictions dans une base de règles.

3.3.3 Inférence floue :

Le moteur d'inférence floue, ou la logique de prise de décision est le noyau (cerveau) du contrôleur (système) flou. Elle est capable de simuler la prise de décision de l'être humain, en se basant sur le résonnement flou et l'ensemble des règles floues qui forment la base de règle.

On appelle règles d'inférence, l'ensemble des différentes règles reliant les variables floues d'entrée d'un système aux variables floues de sortie de ce système. Ces règles se présentent sous la forme :

• Si condition 1 et/ou condition 2 alors action sur les sorties. En d'autres termes, cette opération quantifie la force de la liaison entre la prémisse et la conclusion de la règle.

Les opérateurs les plus courants en commande sont de type conjonctif :

• L'implication de Mamdani (1974) :

$$\mu_R(x, y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \tag{3.3}$$

• L'implication de Larsen (1980) :

$$\mu_R(x, y) = \mu_A(x) \times \mu_B(x) \tag{3.4}$$

Dans notre étude on va utiliser la méthode de Mamdani.

• Méthode d'inférence Max- Min (Mamdani) :

Cette méthode réalise :

- L'opérateur "ET" par la fonction "Min"
- La conclusion "ALORS" de chaque règle par la fonction "Min"
- La liaison entre toutes les règles (opérateur "OU") par la fonction Max.

La dénomination de cette méthode, dite Max- Min ou « implication de Mamdani », est due à la façon de réaliser les opérateurs ALORS et OU de l'inférence.

Afin de mettre en évidence le traitement numérique de cette méthode, on fera appel à deux variables d'entrées (x, y) et une variable de sortie z qui sont représentées par des fonctions d'appartenance sous forme triangle.

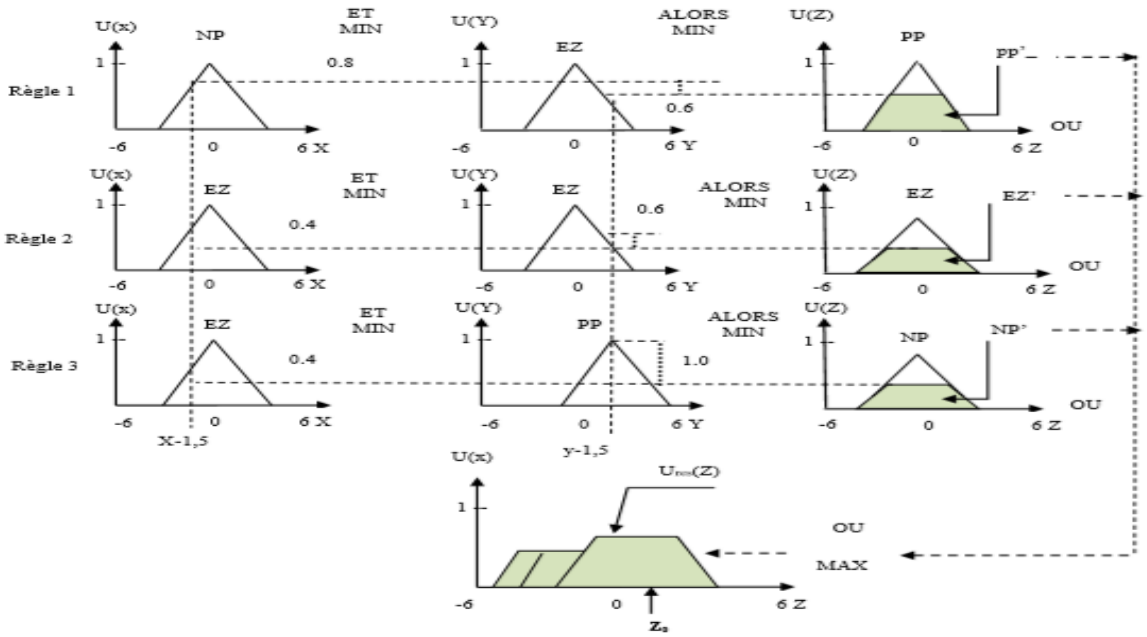

Figure 3.2: Exemple d'inférence Max- Min (Mamdani).

Trois règles sont prises en considération pour illustrer les différentes méthodes d'inférence et qui sont données par la forme générale :

Régle1 : Si x est négatif petit (NP) **Et** y est environ zéro (EZ) **Alors** z est positif petit (PP).

OU

Régle2 : Si x est environ zéro (EZ) **Et** y est environ zéro (EZ) **Alors** z est environ zéro (EZ).

OU

Régle3 : Si x est environ zéro (EZ) **Et** y est positif petit (PP) **Alors** z est négatif petit (NP).

3.3.4 Interface de défuzzification :

Les valeurs obtenues lors de la combinaison des règles appliquées aux intervalles flous de la variable de sortie, définies une fonction d'appartenance. Mais, l'organe de commande nécessite un signal de commande précis (réel) à son entrée ; donc il faut prévoir une transformation de cet ensemble flou en une grandeur précise. Cette transformation est appelée : défuzzification. Plusieurs façons de faire, peuvent être envisagées mais, en pratique, on utilise surtout les deux méthodes suivantes :

- Défuzzification par calcul du centre de gravité.

- Défuzzification par calcul de moyenne de maximum.

En général, c'est la défuzzification par calcul du centre de gravité qui est la plus utilisée.

• Défuzzification par calcul du centre de gravité :

Il s'agit de calculer le centre de gravité de la fonction d'appartenance de la variable de sortie. Le calcul du centre de gravité permet bien d'obtenir une seule valeur pour la grandeur de sortie. Son calcul est cependant relativement complexe puisqu'il nécessite le calcul d'une intégrale, ou dans le cas simple de fonctions d'appartenance en raies, d'une somme pondérée. Le calcul de la solution précise, d'une solution floue à l'aide de la méthode du centre de gravité est défini par :

$$U_0 = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mu_i(x).x_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu_i(x)} \tag{3.5}$$

Avec :

$\mu_i(x)$: Fonction d'appartenance

x_i : Les abscisses

• Méthode de moyenne de maximum :

Cette méthode génère une commande précise en calculant la moyenne des valeurs pour lesquelles l'appartenance est maximale. Si la fonction est discrétisée, la valeur défuzzifiée est donnée par :

$$U_0 = \frac{\sum_{i=1}^{l} r_i}{l} \tag{3.6}$$

Avec :

l : le nombre de valeurs quantifiées.

r : valeurs pour lesquelles l'appartenance est maximale.

3.4 Propriétés d'un réglage par logique flou :

La commande par logique floue est en pleine expansion grâce à ses avantages qui peuvent être résumés de la manière suivante :

• La maîtrise du système à régler, même avec un comportement complexe.

• La non- nécessité d'une modélisation du processus à contrôler (cependant, il peut être utile de disposer d'un modèle convenable).

• La possibilité d'implanter des connaissances (linguistiques) de l'opérateur du processus.

Malgré que son application ait quelques inconvénients tels que :

• L'impossibilité de démontrer la stabilité en l'absence d'un modèle valable.

• L'approche artisanale et non systématique (implantation des connaissances des opérateurs souvent difficile).

• Le manque des directives précises pour la conception d'un réglage (choix des grandeurs à mesurer, détermination de la fuzzification et le choix des fonctions d'appartenance, détermination des inférences et de la défuzzification).

3.5 Application :

a. Définition :

Afin de mieux comprendre la méthodologie de la logique floue, on va l'appliquée sur le modèle ASM. Cette application consiste à contrôler l'oxygène dissous utilisé par la pompe en utilisant la logique floue.

Cet exemple est représenté dans la figure suivante :

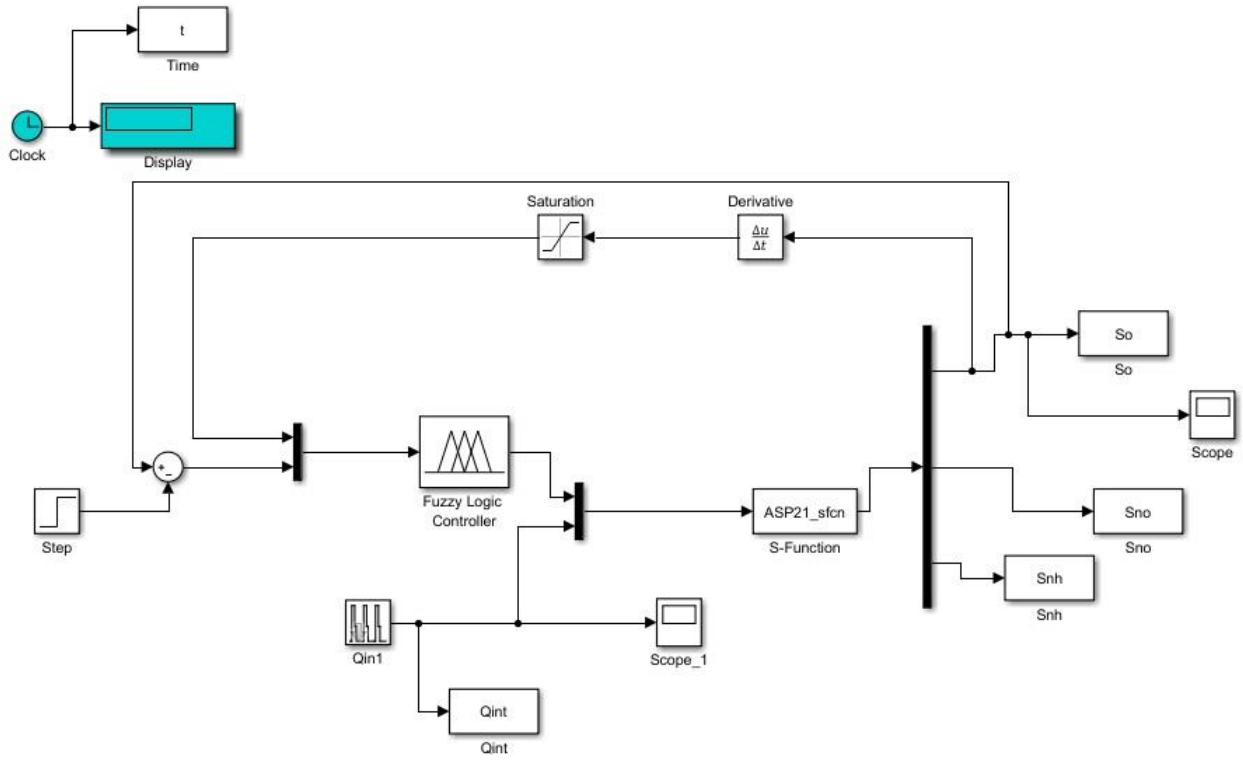

Figure 3.3: modèle de control d'oxygène dissous avec la logique floue.

b. Structuration :

Comme en a cité précédemment il y a plusieurs méthodes de réglage par la logique floue. Mais, la plus utile et qui offre de meilleures performances c'est la méthode de MAMDANI et pour cela en va utiliser le modèle d'inférence flou de MAMDANI.

Le modèle a deux données d'entrée « le taux de dilution Dr et le taux d'aération W » pour chaque bloc contrôleur flou et une seule variable de sortie (l'oxygène dissous) A l'aide du bloc « Fuzzy logic toolbox » dans Simulink, on a pu configurer les contrôleurs Logique Flou comme montré dans les figures suivantes :

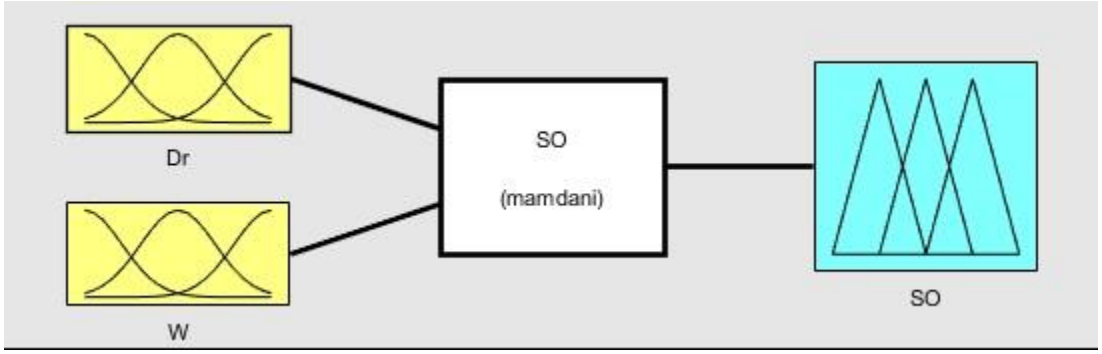

Figure 3.4: Editeur FIS du contrôleur d'oxygène dissous (So).

c. Définition du comportement du contrôleur flou :

Cette étape concerne l'élaboration de la base de règle du contrôleur à logique Floue du type MAMDANI pour le réglage d'oxygène dissous. En décrivant point par point le comportement du processus et l'action de variation de commande à appliquer, on en déduit la table suivante (table du contrôleur flou de base) qui correspond en fait à la table de règles suivante :

Taux de dilution Dr Taux d'aération W	F	M	E
F	TE	E	M
M	E	M	F
E	M	F	TF

Tableau 3.1: table de règles d'interférences.

• Les fonctions d'appartenances sont du type triangulaire. L'intervalle d'intérêt des variables d'entrées est subdivisé en trois classes pour le taux de dilution Dr et en trois classes pour le taux d'aération W alors que celui de la variable de sortie est subdivisé en cinq classes. Les fonctions d'appartenance des variables d'entrée et de sortie sont illustrées par la figure (3.5) et la figure (3.6) avec :

TF : très faible

F : faible

M : moyen

E : élevé

TE : très élevé

• L'intervalle des entrées varie de [0 à 1] pour Taux de dilution (Dr) et Taux d'aération (W).

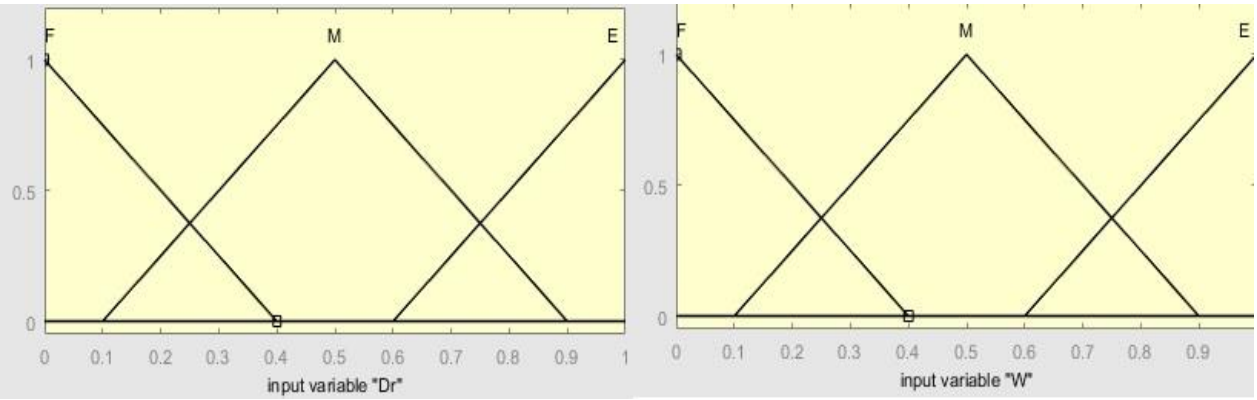

Figure 3.5: définition des fonctions d'appartenances d'entrées.

• L'intervalle pour les sorties :

Oxygène dissous (SO) varie entre [0 à 10]

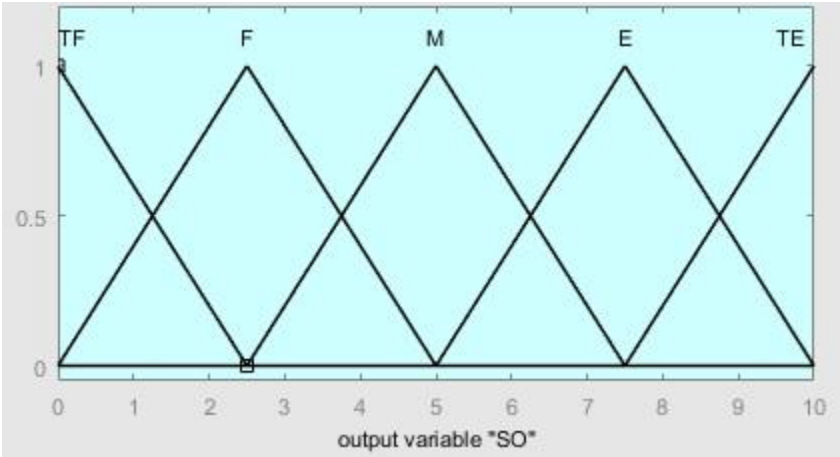

Figure 3.6: définition des fonctions d'appartenances de sorties.

d. Evaluation :

• Les règles sont saisies à l'aide d'un formulaire représenté sur la figure suivante :

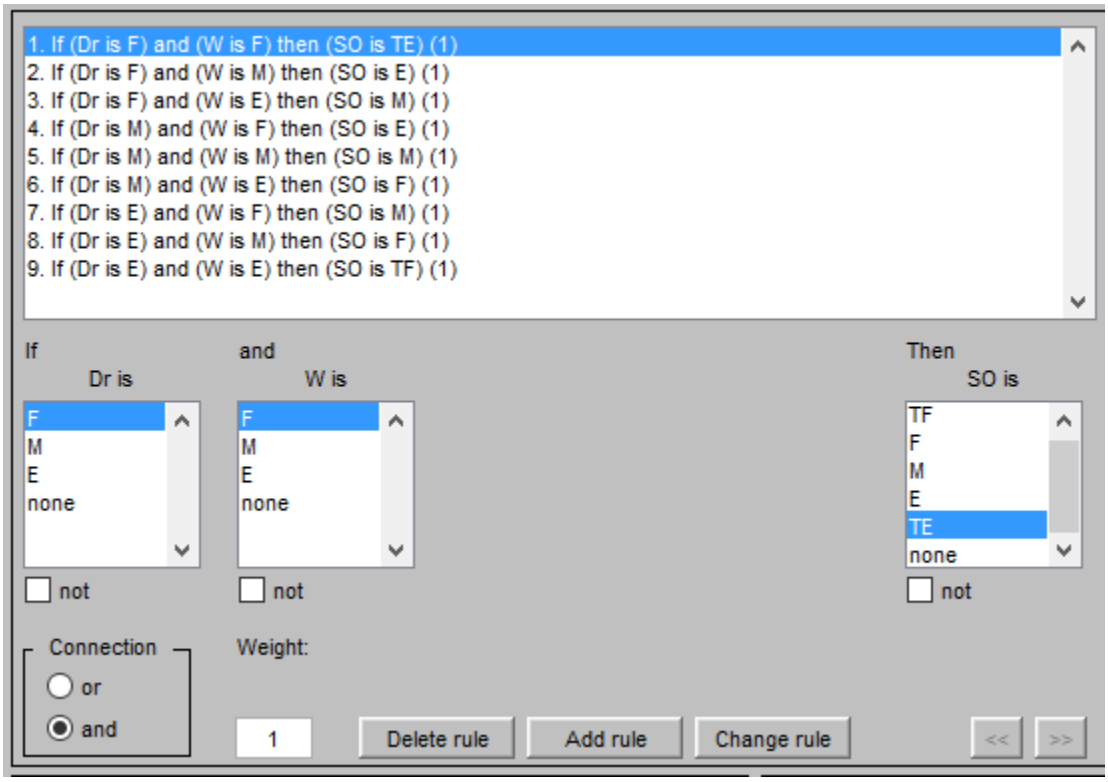

Figure 3.7: Les règles de base.

- Les calculs des fonctions d'appartenances se font comme suit :

• Fonction d'appartenances pour le taux de dilution (Dr) :

$$\mu_F(x) = \frac{0.4 - x}{0.4} \qquad 0 \le x \le 0.4 \tag{3.7}$$

$$\mu_M(x) = \begin{cases} \dfrac{x}{0.5} & 0 \le x \le 0.5 \\ \dfrac{0.9 - x}{0.5} & 0.5 \le x \le 0.9 \end{cases} \tag{3.8}$$

$$\mu_E(x) = \frac{x - 0.6}{0.4} \qquad 0.6 \le x \le 1 \tag{3.9}$$

• Fonction d'appartenances pour le taux d'aération (W) :

$$\mu_F(y) = \frac{0.4 - y}{0.4} \qquad 0 \le y \le 0.4 \tag{3.10}$$

$$\mu_M(y) = \begin{cases} \dfrac{y}{0.5} & 0 \le y \le 0.5 \\ \dfrac{0.9 - y}{0.5} & 0.5 \le y \le 0.9 \end{cases} \tag{3.11}$$

$$\mu_E(y) = \frac{y - 0.6}{0.4} \qquad 0.6 \le y \le 1 \tag{3.12}$$

• Fonction d'appartenances pour la sortie « Oxygène dissous » :

$$\mu_{TF}(\mathrm{z}) = \frac{2.5 - z}{2.5} \qquad 0 \le z \le 2.5 \tag{3.13}$$

$$\mu_F(\mathrm{z}) = \begin{cases} \dfrac{z}{2.5} & 0 \le z \le 2.5 \\ \dfrac{5 - z}{2.5} & 0 \le z \le 5 \end{cases} \tag{3.14}$$

$$\mu_M(\mathrm{z}) = \begin{cases} \dfrac{z - 2.5}{2.5} & 2.5 \le z \le 7.5 \\ \dfrac{7.5 - z}{2.5} & 5 \le z \le 7.5 \end{cases} \tag{3.15}$$

$$\mu_E(\mathrm{z}) = \begin{cases} \dfrac{z - 5}{2.5} & 5 \le z \le 7.5 \\ \dfrac{10 - z}{2.5} & 7.5 \le z \le 10 \end{cases} \tag{3.16}$$

$$\mu_{TE}(\mathrm{z}) = \frac{z - 7.5}{2.5} \qquad 7.5 \le z \le 10 \tag{3.17}$$

Prenons le cas suivant pour : taux de dilution (Dr) =x= 0.2 et taux d'aération (W) =y= 0.7 :

$$\mu_F(0.2) = \frac{0.4 - 0.2}{0.4} = \frac{1}{2} \tag{3.18}$$

$$\mu_M(0.2) = \frac{0.2}{0.5} = 0.4 \tag{3.19}$$

$$\mu_M(0.7) = \frac{0.9-0.7}{0.5} = 0.4 \tag{3.20}$$

$$\mu_E(0.7) = \frac{0.7-0.6}{0.4} = \frac{1}{4} \tag{3.21}$$

- Les équations précédentes mènent aux règles suivantes :

• Si « Dr » est Faible et « W » est Moyen alors l'oxygène dissous est Elevé

• Si « Dr » est Faible et « W » est Elevé alors l'oxygène dissous est Moyen

• Si « Dr » est Moyen et « W » est Moyen alors l'oxygène dissous est Moyen

• Si « Dr » est Moyen et « W » est Elevé alors l'oxygène dissous est Faible

Dr / W	F	M	E
F	0	0	0
M	E	M	0
E	M	F	0

Tableau 3.2: Règles d'interférences appliqué dans cet exemple.

- Pour cette évaluation, on a appliqué la méthode Max-Min (Implication de MAMDANI) :

• La robustesse de la 1ere règle est :

$$Z_1 = \min(\mu_F(0.2), \mu_M(0.7)) = \min(\frac{1}{2}, 0.4) = 0.4 \tag{3.22}$$

• La robustesse de la 2eme règle est :

$$Z_2 = \min(\mu_F(0.2), \mu_E(0.7)) = \min(\frac{1}{2}, \frac{1}{4}) = \frac{1}{4} \tag{3.23}$$

• La robustesse de la 3eme règle est :

$$Z_3 = \min(\mu_M(0.2), \mu_M(0.7)) = \min(0.4, 0.4) = 0.4 \tag{3.24}$$

• La robustesse de la 4eme règle est :

$$Z_4 = \min(\mu_M(0.2), \mu_E(0.7)) = \min(0.4, \frac{1}{4}) = \frac{1}{4} \quad (3.25)$$

- Voici ce que ces calculs donnent graphiquement :

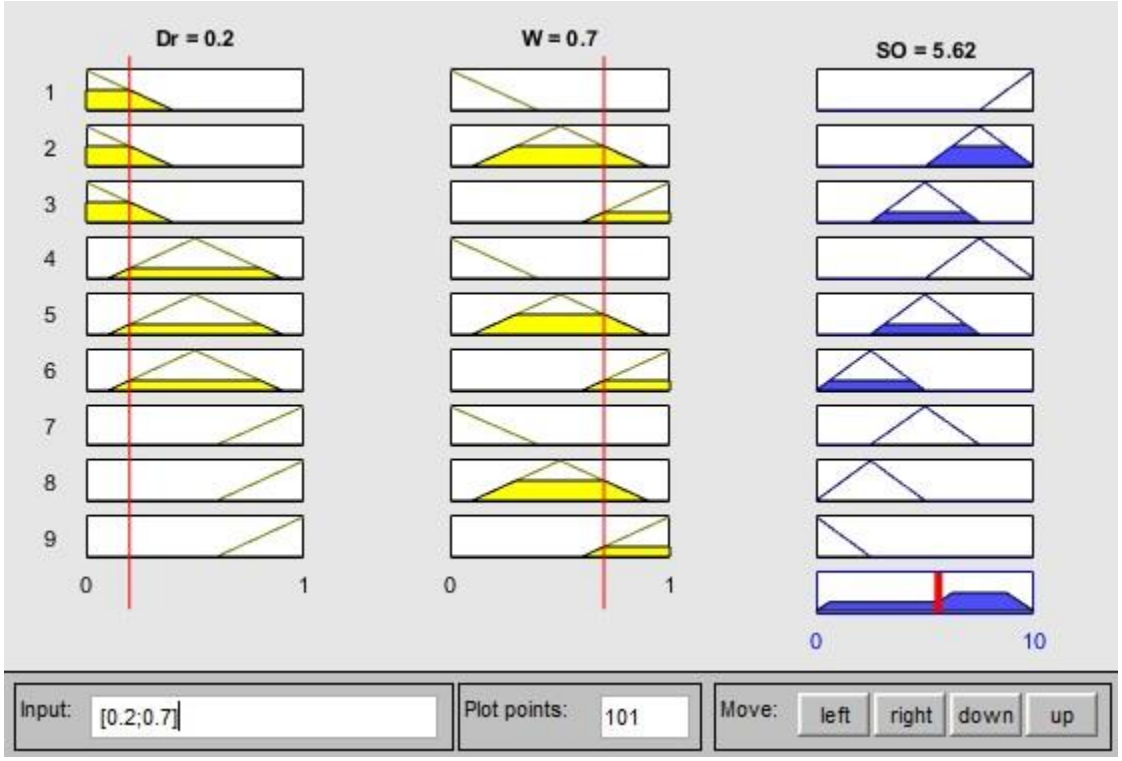

Figure 3.8: Evaluation graphique de la méthode Mamdani.

e. Défuzzification :

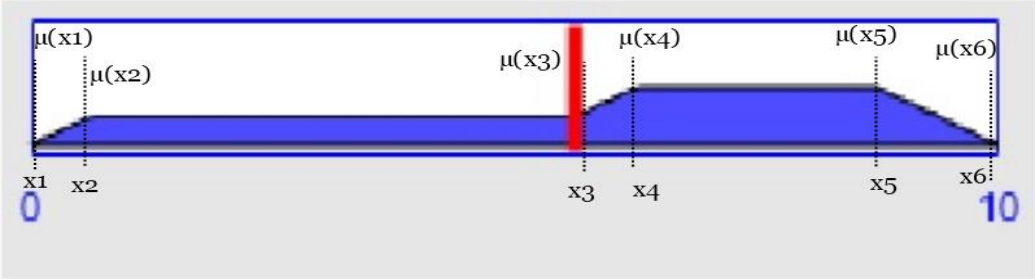

Figure 3.9: Résultat final à défuzzifier.

Le modèle de l'oxygène dissous à défuzzifier est le suivant :

La méthode de défuzzification la plus utilisée et celle de la détermination du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante $\mu_i(x)$. L'abscisse du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultante $\mu_i(x)$ est donnée par la relation suivante :

$$CG_D = \frac{\sum_{i=1}^{n} \mu_i(x) \times x_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu_i(x)} = \frac{\mu_1(x)x_1 + \mu_2(x)x_{2+...+} \mu_n(x)x_n}{\mu_1(x) + \mu_2(x) + ... + \mu_n(x)} = 5.62 mg/l \quad (3.26)$$

3.6 Résultat et discussion de la simulation :

En appliquant la méthode de la logique floue, les résultats de la simulation seront les suivants :

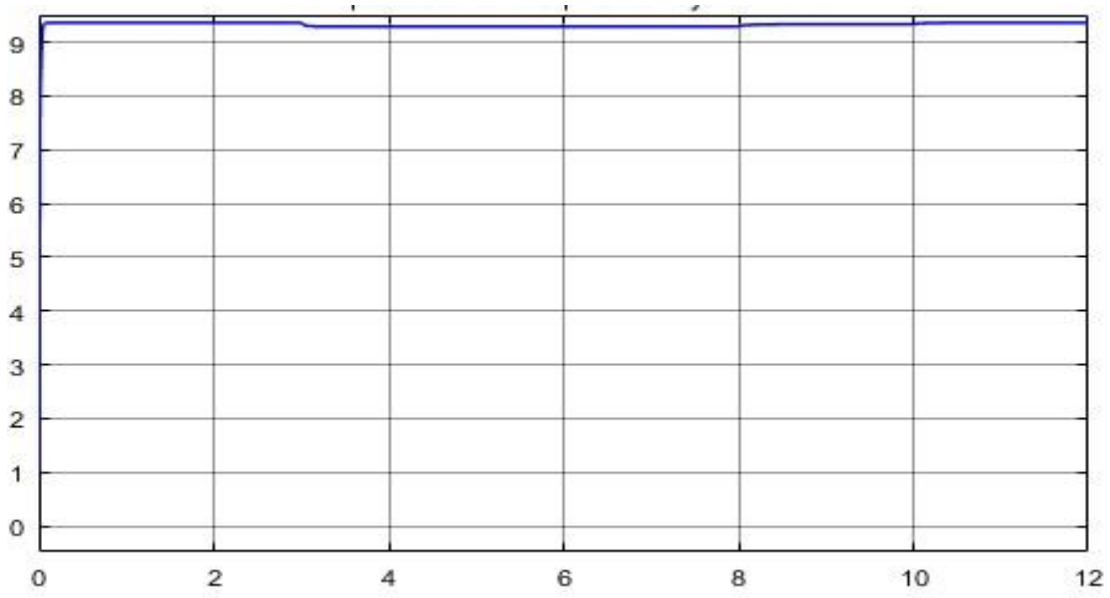

Figure 3.10: La réponse du système en présence du contrôleur floue.

Comparaison des deux méthodes :

Pour montrer la méthode la plus fiable pour la régulation, on va comparer les résultats précédents aux temps identiques. Les résultats de la comparaison entre le contrôleur PI et flou sont représentés dans la figure suivante :

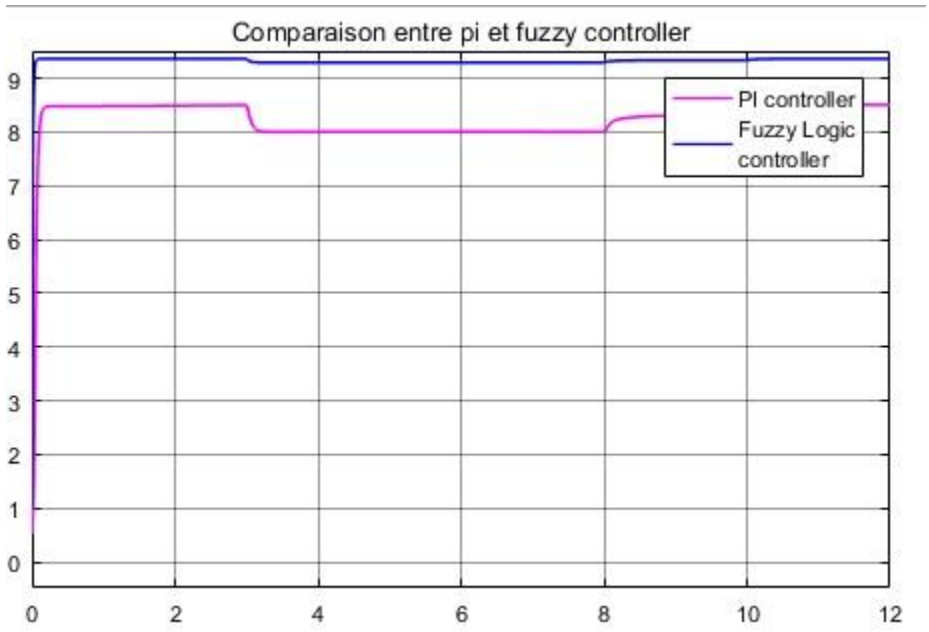

Figure 3.11: la réponse des deux contrôleurs PI et Fuzzy.

En observant les résultats précédents, nous constatons que le comportement des deux régulateurs est identique, mais le régulateur Flou présente un net avantage :

- Un meilleur temps de réponse.

- Une réponse rapide.

- Plus de précision

Conclusion générale

Dans ce mémoire, deux méthodes de contrôle les plus utilisés dans l'industrie ont été mises en place pour contrôler la concentration en oxygène dans un procédé à boues activées, il s'agit du contrôleur PI à base du modèle et une commande à base de la logique flou.

Nous avons présenté le système biomasse et quelque phénomène biologique comme la nitrification et la dénitrification. Puis, nous avons décrit le processus des boues activées afin de donner la modélisation de notre système.

Ensuite, nous avons présenté exhaustivement le contrôleur PI à base de model pour contrôler la concentration de l'oxygène en fonction du débit d'influent. La deuxième méthode est basée sur le contrôleur floue. Grace à la méthode de MAMDANI nous avons pu trouver le meilleur moyen de contrôler l'oxygène dissous en fonction de deux variables de décisions l'aération (W) et (Dr) le taux de dilution.

Les résultats de simulation représentent un léger avantage à la méthode floue en termes de robustesse telles que le temps de réponses et la précision.

En termes de perspectives, nous pourrions comparer la méthode de MAMDANI avec la méthode de Takgi-sugeno en considérant d'autres paramètres de réglages. De plus, nous pourrons construire une commande multi-modèle basé sur un PI floue.

Bibliographie

[1] Anderson, J.S. et al. (2000). Control of an alternating aerobic–anoxic activated sludge system. Part 1. Control Engineering Practice ; Vol. 8, pp. 271–278.

[2] BERNADETTE BOUCHON-MEUNIER, « La logique floue et ses applications », Edition Addison-Wesley France SA 1995.

[3] H. Bühler, "Réglage par logique floue", Presse polytechnique et universitaire, Romande,Lausanne (Suisse), 1994.

[4] Han, Y. et al. (2008). Nonlinear PI control for dissolved oxygen tracking at wastewater treatment plant.

[5] Khalfa-Riheb « Commande sans modèle : approche algébrique », Projet de fin d'étude, université Badji Moukhtar d'annaba 2019.

[6] M. Kadjoudj, N. Golea1 & M. E. Benbouzid, "Fuzzy Rule – Based Model Reference Adaptive Control for PMSM Drives", SERBIAN JOURNAL OF ELECTRICAL ENGINEERING, Vol. 4, No. 1, June 2007.

[7] Nejjari, F. et al. (1999). Non-linear multivariable adaptive control of an activated sludge wastewater treatment process. International Journal of Adaptive Control and Signal Processing, Vol. 13, pp. 347-365

[8] Piotrowski, R. et al. (2008). Hierarchical dissolved oxygen control for activated sludge processes.

[9] https://www.enib.fr/~kerhoas/correcteur_PI.html

[10] https://www.suezwaterhandbook.fr/eau-et-generalites/processus-elementaires-du-genie-biologique-en-traitement-de-l-eau/cultures-bacteriennes-aerobies/cultures-libres-boues-activees/page-2