

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR- ANNABA UNIVERSITY
UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA



جامعة باجي مختار - عنابة

Année : 2016

Faculté: Sciences de l'ingénierie
Département: Electronique

MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de : MASTER

Intitulé

Estimation neuronale des paramètres d'un processus de fermentation

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Electronique

Spécialité: signaux et image en bio ingénierie

Par : Bouchahda Sabrina

DEVANT Le JURY

Président	:	Boughazi	M.C.A UBM Annaba
Directeur de mémoire	:	Chabbi charef	M.C.A UBM Annaba
Examineur	:	Larbi	M.C.A UBM Annaba

DEDICACE

A ma Mère, » YASMINA »

"Tu m'as donné la vie, la tendresse et le courage pour réussir.

'Tout ce que je peux t'offrir ne pourra exprimer l'amour et la reconnaissance que je te porte.

En témoignage je t'offre ce modeste travail pour te remercier pour tes sacrifices et pour l'affection dont tu m'as toujours entourée."

A mon Père, » ABD ELRAHMANE»

"L'épaulé solide, l'œil attentif compréhensif et la personne la plus digne de mon estime et de mon respect. Aucune dédicace ne saurait mes sentiments, que Dieu te préserve et te procure santé et longue vie.

A mon frère Mahmoud Issam qui me donne une envie de vivre.....

A mes sœurs Rahma, Meriem, Sara, Loubna, Latifa, Marwa.....

A mon cousin Nabil

A Nessim AHMED HALITIM qui mérite.....

A mes amis Malik, Zacki, Hamza, Nadir, Zakaria, Khalifa, Hakim, Amine Houd...

A mes amies Noussa, Aicha, Nouha, Mira, Jamila, Hajer, JouJou, Houda.....

A ma princesse HADIL

Ainsi Une dédicace spéciale pour l'O2 de ma vie KHAOULA et SABAH.....

A la fin je dédie mon travail à une personne qui mérite tous le bonheur ANISS.....

REMERCIEMENT

Nous remercions d'abord le bon dieu, le tout puissant de nous Avoir donné la force, la puissance et la volonté, pour atteindre Notre but, symbolisé par ce modeste travail.

*Nous tenons à remercier d'une manière particulière notre Encadreur
Mr le professeur .**CHAREF CHABBI***

*Pour sa gentillesse, sa disponibilité, ses riches orientations, ces précieuses informations et les Efforts qu'il a déployés nous permettant
D'avoir bien mené cette recherche.*

Nous remercions aussi le membre du jury qui a bien voulu accepter De juger mon travail.

*Je souhaiterais également remercier mes professeurs de la spécialité signaux et images en bioningenirie MR le professeur '**BENNACER**', '**BOUGHAZI**', '**LARBI**', '**KADDECHE**', '**LAKEL**' pour tout le savoir qu'ils nous ont donné.*

*Et je tenais à remercier le chef de département d'**ELCTRONIQUE**
'**MR REDJATI**' pour m'avoir accueillis les portes ouvertes*

*Ainsi je remercie **Mme KERAKBI SIHEM** chef d'équipe de bureaux d'études d'informatique.*

En fin à toutes celles et à tous ceux qui ont contribué de près ou de Loin à la réalisation de ce mémoire.

Résumé

Résumé

La logique floue permet de faire le lien entre modélisation numérique et modélisation symbolique ; Les systèmes neuro-flous sont nés de l'association des réseaux de neurones et de la logique floue, de façon à combiner leurs avantages ; Cependant, la logique floue permet une spécification rapide des tâches à accomplir à partir de la connaissance symbolique disponible. Le réglage précis du système obtenu et l'optimisation de ses différents paramètres reste néanmoins beaucoup plus difficile dans de nombreux cas ; Par contre, les modèles les plus courants de RNA, n'autorisent pas l'incorporation de connaissances à priori mais permettent de régler par apprentissage le comportement précis du système ; Donc, la principale propriété des systèmes neuro-flous est leur capacité de traiter dans un même outil les connaissances numériques et symboliques du système. Ils permettent donc d'exploiter les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones d'une part, et les capacités de raisonnement de la logique floue d'autre part.

La présente mémoire est dédiée à l'application des techniques de l'intelligence artificielle afin de pallier aux limites d'estimation des paramètres des systèmes non linéaires. Le FIS avec dix huit règles permet l'estimation de la phase du bio processus ; Cette dernière est utilisée comme une des six entrées au réseau RNA pour estimation des trois taux et qui sont taux spécifique d'accroissement cellulaire, taux spécifique de consommation du glucose et enfin taux spécifique de réaction d'éthanol ; lesquels taux ne sont pas mesurables, et donc leur estimation devient nécessaire pour l'étude ou la commande d'un tel processus ; L'estimation d'un tel taux permet par la suite de calculer la composante correspondante du processus ; L'estimation est améliorée par l'addition de la concentration d'éthanol, comme une entrée au RNA. Le changement de phase du processus peut être vu à travers l'estimation des trois taux.

La structure neuronale pour les bioprocédés, est composée d'une seule couche cachée ; Dans notre cas, on avait utilisé une couche cachée avec dix neurones. Les résultats d'estimation des taux et des composantes correspondantes étaient satisfaisants.

Abstract

Abstract

The fuzzy logic ties digital modelisation and symbolic one, The neuro-fuzzy systems are the result of the combination of artificial neural network (ANN) and fuzzy logic, in order to use both their advantages; However, the fuzzy logic allows a fast specification of the tasks to accomplish and this from the available symbolic knowledge. The accurate control of the system and the optimization of its different parameters are more difficult in most cases; However, the artificial neural network which does not allow the incorporation of a priori knowledge but adjust, by learning, the accurate behavior of the system; therefore, the main propriety of neuro-fuzzy systems is to process in one frame the digital and symbolic knowledge of the system; They then, allow to operate on the learning capability of ANN on one hand, and the fuzzy reasoning of the fuzzy logic on the other hand.

This thesis is dedicated to the application of artificial knowledge to estimate the parameters of non linear systems. The FIS with eighteen rules estimates the phase of the bio process; The latter is used as one of the six inputs to the (ANN) to estimate the three rates which are the specific growth rate, the specific glucose uptake rate and the specific ethanol reaction rate; These rates are not measurable, their estimation is then necessary to study or to control such a process; The estimation of that rate permits after that to compute the corresponding component of the process. The use of the ethanol concentration as one input to the (ANN), has improved the estimation. The phase change may be seen through the three rates estimation.

The neural structure of the bioprocesses is composed of one hidden layer ; In our case, we have used one hidden layer with ten neurons. The estimation results of the rates and of their corresponding components are satisfying.

ملخص

ملخص

النظم العصبية الغامضة هي نتيجة لمزيج من الشبكة العصبية الاصطناعية والمنطق الضبابي وذلك لاستخدام كل من مزاياها في التقييم الرمزي الواحد. ومع ذلك فإن المنطق الضبابي يسمح بمواصفات سريعة من المهام لإنجازها وهذا من المعرفة رمزية المتاحة لها. أكثر الصعوبات في معظم الحالات هي مراقبة دقيقة للنظام والاستفادة المثلى من المعلومات المختلفة. ومع ذلك، فإن الشبكة العصبية الاصطناعية التي لا تسمح بإدراج معرفة مسبقة ولكن ضبطها يكون عن طريق التعلم والسلوك الدقيق للنظام. وبالتالي فإن الملائمة الرئيسية للأنظمة العصبية الغامضة هو معالجة في إطار واحد من جهة، والمنطق الضبابي من ANN والمعرفة الرقمية والرمزية للنظام والسماح لها بالتعامل على القدرة على التعلم من المنطق الضبابي من ناحية أخرى.....

وتكرس هذه الرسالة إلى تطبيق المعرفة الاصطناعية لتقدير معالم النظم غير الخطية. يستخدم هذا الأخير كأحد المداخلات الستة إلى معادلات من بين هذه المعادلات الثلاث التي هي معادلة نمو معين ، ومعادلة امتصاص الغلوكونز محددة ومعادلة التفاعل الإيثانول محدد؛ هذه المعادلات ليست قابلة للقياس، وتقديرها هو أمر ضروري ثم للدراسة أو للسيطرة على مثل هذه العملية؛ تقدير أن تصاريح معدل بعد ذلك لحساب المكون المقابلة لهذه العملية. استخدام تركيز الإيثانول كدخيل واحد ، لتحسين التقدير. ويمكن اعتباره مرحلة للتغيير من خلال تقدير ثلاثة أسعار الفائدة (ANN).

ويتكون الهيكل العصبي من طبقة واحدة خفية من العمليات الحيوية. في حالتنا هذه، قد استخدمنا طبقة واحدة خفية مع عشرة خلايا عصبية. نتائج التقدير هي معادلات ومكونات يناظرها هي مرضية

Sommaire

Sommaire

Introduction générale

Chapitre1 : fermentation Fed-batch

1.1. Introduction.....	1
1.2. Définition	1
1.3. Méthodes numériques utilisé	1
1.3.1. Déclaration problème.....	2
1.3.2. Fermentation modèle.....	3
1.4. Les types de bioprocédés pour lesquels la culture Fed-batch est efficace	3
1.4.1. Inhibition du substrat	3
1.4.2. Haute densité cellulaire (forte concentration cellulaire)	3
1.4.3. Effet glucose (effet Crabtree)	3
1.4.4. Répression catabolique	4
1.4.5. Mutants auxotrophes	4
1.5. Description	4
1.6. Fonctionnement d'un bioréacteur	4
1.6.1. Le mode discontinu (ou batch)	5
1.6.2. Le mode semi-continu (ou Fed-batch)	6
1.7. Les micro-organismes en bioréacteurs	6
1.8. Modèle mécaniste	8
1.9. Conclusion	11

Chapitre2 : système inférence floue

2.2. Structure d'un SIF.....	12
2.3. Expertise, apprentissage et démarche intégrée	13
2.4. Construction automatique de SIF par apprentissage	13
2.5. Intégration, expertise et données	14
2.6. Fonctions d'appartenance.....	15
2.7. Base de règles floues	18
2.8. Le système d'inférence floue de Mamdani	18

Sommaire

2.8.1 La fuzzification	19
2.8.2 L'inférence floue	19
2.8.3. La défuzzification	19
2.8.4 exemple de défuzzification dans le cas d'inférence Mamdani	20
2.9. Le système d'inférence floue de Sugeno.....	21
2.9.1 Sortie locale	21
2.9.2 Sortie globale	21
2.9.3 exemple de défuzzification dans le cas d'inférence Sugeno.....	22
2.10. Comparaison entre FIS Mamdani et FIS Sugeno.....	23
2.11. Conclusion	24
Chapitre3 : réseaux neurone artificiel	
3.2. Généralité sur les réseaux de neurones	25
3.3 Les réseaux de neurones artificiels	26
3.3.2 Historique	26
3.3.3 Le neurone biologique	27
3.3.4 Structure des réseaux de neurones artificiels (RNA)	28
3.3.5 Architecture des réseaux (RNA)	30
3.3.6 Apprentissage.....	31
3.3.7 La rétro propagation du gradient de l'erreur	33
3.3.8 Les applications des réseaux de neurones	36
3.4. Conclusion	36
Chapitre4 : simulation et commentaires	
4.1 Introduction	37
4.2 Structure de l'estimateur d'état	37
4.2.1 Fonction générant la matrice Z	37
4.2.2 Fonction générant les six taux à partir de Z	38

Sommaire

4.2.3 Système expert flou (SEF).....	39
4.2.4 Le réseau de neurones artificiel (RNA).....	43
4.2.4.1 Estimation du taux r_x et de la concentration X de la biomasse	44
4.2.4 La structure de l'estimateur d'état du processus.....	44
4.2.4.2 Estimation du taux r_s et de la concentration S du glucose	46
4.2.4.3 Estimation du taux r_e	48

Conclusion générale

Introduction générale

Introduction générale

Parmi les techniques de l'intelligence artificielle, nous allons nous intéresser aux systèmes neuro-flous. Cette méthodologie utilise une combinaison des réseaux de neurones artificiels avec les approches de la logique floue dans des structures d'estimation des paramètres des systèmes non linéaires, pour résoudre le problème de manque de capteurs spécifiques pour mesurer certaines grandeurs tout en assurant la stabilité, la robustesse et améliorer l'estimation.

Le choix de système neuro-flous comme une technique d'estimation est motivé par le fait, qu'elle offre un grand potentiel d'adaptabilité aux systèmes non linéaires.

L'un des défis de l'homme aujourd'hui est de copier la nature et de reproduire des modes de raisonnement et de comportement qui lui sont propres. Les réseaux de neurones, sont nés de cette envie, ils constituent une famille de fonctions non linéaires paramétrées, utilisées dans de nombreux domaines (physique, chimie, biologie, finance, etc.), notamment pour la modélisation de processus et la synthèse de lois de commandes.

Les réseaux de neurones artificiels sont composés de neurones artificiels simples, à petites fonctions mathématiques, qui permettent, montés en réseaux d'approximer des fonctions complexes très utiles. Ces réseaux qui sont fabriqués de structures cellulaires artificielles, constituent une approche permettant d'aborder sous des angles nouveaux les problèmes de perception, de mémoire, d'apprentissage et de raisonnement. Ils s'avèrent être aussi des alternatives très prometteuses pour contourner certaines des limitations des ordinateurs classiques. Grâce à leur traitement parallèle de l'information et à leurs mécanismes inspirés des cellules nerveuses (neurones), ils infèrent des propriétés émergentes permettant de solutionner des problèmes jadis qualifiés de complexes[16].

Afin de mettre en œuvre la combinaison des réseaux (RNA) et des systèmes (FIS), on a procédé à l'estimation des paramètres d'un processus de fermentation fed batch de la levure *saccharomyces cerevisiae*, où le (RNA) estime le taux et le (FIS) détermine la phase dans laquelle le processus y est ; dans le **chapitre 1**, on a étudié le processus de fermentation fed batch où on a évoqué les équation différentielles des cinq composantes, les paramètres cinétiques et les coefficients de rendement ; dans le **chapitre 2**, on a procédé à l'étude du (FIS) en général, et surtout le (FIS) de Sugeno qu'on a utilisé ; dans le **chapitre 3**, l'étude est faite sur les réseaux (RNA) avec leur algorithme de retro propagation et finalement le **chapitre 4**, pour mettre tous les résultats de simulations.

1.1. Introduction

La fermentation est le processus qui a comme conséquence la formation d'alcool ou des acides organiques en plus de la croissance des bactéries, des moules ou des mycètes. Le procédé de fermentation comprend trois modes de fonctionnement, Batch, Fed-batch et le mode continu.

Le processus qui intéresse beaucoup d'automaticiennes est le procédé de fermentation fed-batch. Le processus fed-batch pour la production de la levure est considéré dans l'étude

La levure considérée est de type *saccharomyces cerevisiaes*. Elle se développe dans les deux conditions environnements aérobies et anaérobies avec le produit maximum dans l'aérobie condition, et à la concentration élevée.

Le processus fermentation fed-batch est un processus non-linéaire, incertain, car il englobe la croissance des microorganismes.

1.2. Définition :

On défini le fed-batch comme une technique opérationnelle dans des procédés biotechnologiques, où un ou plusieurs substrats sont fourni dans le bioréacteur pendant la culture et dans lequel le produit (s) restent dans le bioréacteur jusqu'à ce que la fin de la course. Une autre description de la méthode est celle d'une culture dans laquelle "un milieu de base soutient la culture cellulaire initiale et un milieu d'alimentation est ajouté pour prévenir l'épuisement des nutriments». Dans certains cas, tous les éléments nutritifs sont introduits dans le bioréacteur. L'avantage de la culture discontinue alimentée est que l'on peut contrôler la concentration de fed-substrat dans le liquide de culture à des niveaux souhaités arbitrairement (dans de nombreux cas, à des niveaux bas).

L'utilisation de l'opération fed-batch cyclique dans un bioréacteur semi-continu pour maximiser fer- les produits de mise en bioréaction lorsque l'est inhibée par le substrat.

1.3. Méthodes numériques utilisé :

Solution d'équations différentielles ordinaires simultanées avec la variable induite le cyclisme qui conduit souvent à des équations différentielles raides.

1.3.1. Déclaration problème

L'inhibition du substrat peut être minimisée par un contrôle de l'addition du substrat à un Bioréacteur discontinu comme cela est représenté sur la figure 14-20. La première étape implique l'initiation ou le démarrage du réacteur, à partir d'un inoculum initial avec débit d'alimentation du substrat des FI sur l'intervalle de $t = 0$ temps de t_I . Le traitement est ensuite suivi par contrôlée du substrat à un taux de FP sur l'intervalle de temps de t_I à t_P au cours de laquelle le réacteur le volume augmente de V_I à V_H . L'addition de substrat est alors arrêtée et le réacteur biologique séquentiel est récolté avec un débit de décharge

FH sur l'intervalle de temps à partir t_P à t_H au cours de laquelle le volume diminue à partir de V_H à V_I . Lors du fonctionnement en fed-batch, l'ouverture, le traitement et les modes d'exploitation sont utilisés dans une seule séquence. Fonctionnement cyclique implique le cycle répétitif de le traitement et les modes d'exploitation, où n est le nombre de cycles.

Chaque mode de fonctionnement du bioréacteur implique soldes instationnaires bilans matières sur le volume de la culture bien mélangée dans le réacteur. les équations différentielles appropriées peuvent être obtenues en prenant en considération le grand équilibrer ce volume pendant un intervalle de temps t . Ceci est réalisé en dessous de équilibre sur les cellules dans le mode d'initiation Entrée + Génération = Sortie + Accumulation

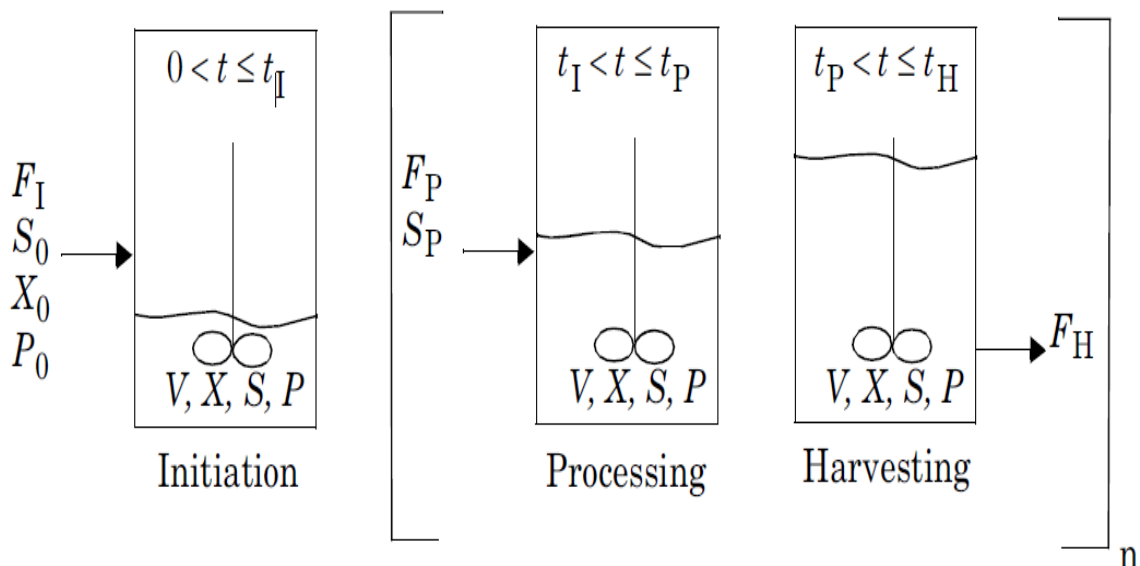


Figure1.1. bioreacteur en fed-batch mode($n=1$) et cycle mode ($n>1$)

1.3.2. Fermentation modèle

L'influence de l'oxygène dissous a été incorporés dans les équations cinétiques en utilisant des expressions Monod et un montant supplémentaire état - oxygène dissous - a été inclus dans le modèle. Dans ce qui suit Les paragraphes que les équations qui étaient modifiés ou ajoutés par rapport à (Agger et al., 1998; Bodizs et al., 2004) sont présentés.

1.4. Les types de bioprocédés pour lesquels la culture Fed-batch est efficace :

Les types de bioprocédés pour lesquels la culture Fed-batch est efficace peuvent être résumés comme suit:

1.4.1. Inhibition du substrat :

Les éléments nutritifs tels que le méthanol, l'éthanol, l'acide acétique, des composés aromatiques inhibent la croissance de micro-organismes, même à des concentrations relativement faibles. En ajoutant ces substrats correctement LAG-temps peut être raccourci et l'inhibition de la croissance cellulaire nettement réduite.[1]

1.4.2. Haute densité cellulaire (forte concentration cellulaire) :

Pour atteindre des concentrations très élevées de cellules, par exemple, Dans une culture discontinue une haute concentration initiales des nutriments dans le milieu sont nécessaires 50-100 g /l de cellules sèches. Des concentrations élevées de nutriments deviennent inhibitrices, même si elles n'ont pas un tel effet sur les concentrations normales utilisées dans des cultures en lots. [1]

1.4.3. Effet glucose (effet Crabtree) :

Dans la production de la levure de boulangerie à partir de moût de malt ou de la mélasse, il a été reconnu depuis le début des années 1900 que l'éthanol est produit, même en présence de suffisamment d'oxygène dissous (OD) dans le cas ou un excès de sucre est présent dans le liquide de culture. L'éthanol est une cause principale de rendement cellulaire faible. La formation d'éthanol aérobie en présence de la concentration de glucose est connue comme l'effet Crabtree . Pour réduire cet effet, un processus Fed-batch est généralement utilisé. Dans les cultures aérobies d'*Escherichia coli* et *Bacillus subtilis*, des acides organiques comme l'acide acétique, (et dans des quantités moindres, de l'acide lactique et de l'acide formique),

sont sous-produits obtenus lorsque la concentration en sucre est élevée, et ces acides inhibent la croissance des cellules ainsi que de montrer détérioration de l'effet sur les activités métaboliques. Les formations de ces acides sont appelées effets bactériens Crabtree. [1]

1.4.4. Répression catabolique :

Lorsqu'un micro-organisme est muni d'une source de carbone métabolisable en énergie rapide tel que le glucose, l'augmentation résultante de la concentration intracellulaire de l'ATP conduit à la répression de l'enzyme (s) de la biosynthèse, provoquant ainsi une métabolisation lente de la source d'énergie. Ce phénomène est connu sous répression catabolique. De nombreuses enzymes, en particulier ceux qui sont impliqués dans les voies cataboliques, sont soumis à cette réglementation répressive. Le Procédé puissant pour surmonter la répression des catabolites dans la biosynthèse de l'enzyme est la culture en Fed-batch dans laquelle la concentration de glucose dans le milieu de culture est maintenue basse, où la croissance est limitée, et la biosynthèse de l'enzyme est dé réprimée. Alimentation lente de glucose dans la fermentation de la pénicilline par *Penicillium chrysogenum* est un exemple classique dans la catégorie. [1]

1.4.5. Mutants auxotrophes :

Dans un procédé microbien en employant un mutant auxotrophe (mutant exigeant sur le plan nutritionnel), l'excès de fourniture des résultats de nutriments nécessaires à la croissance cellulaire abondant avec peu d'accumulation du métabolite désiré en raison de la rétro-inhibition et / ou de répression du produit final. Famine de l'élément nutritif requis, cependant, réduit la croissance des cellules, ainsi que la production globale du métabolite désiré, comme le taux de production est habituellement proportionnel à la concentration cellulaire. Dans un tel procédé biologique, l'accumulation du métabolite désiré peut être maximisée en cultivant le mutant à une quantité limitée de l'élément nutritif requis. Pour cultiver le mutant à une faible concentration de l'élément nutritif requis, il est introduit dans la culture par lots à une vitesse contrôlée. Cette technique est souvent utilisée dans les productions industrielles d'acides aminés avec les mutants auxotrophes. Un exemple est la production de lysine avec le mutant homoserine- ou thréonine / méthionine nécessitant de *Corynebacterium glutamicum* faisant défaut pour homoserine déshydrogénase gène.

1.5. Description :

Un bioréacteur comporte :

- Une cuve ou enceinte en verre (pour les modèles de laboratoire) ou en acier inoxydable
- Un bouchon si nécessaire pour ne pas laisser passer l'air du milieu intérieur et celui du milieu extérieur
- Une seringue avec cathéter pour injecter une solution
- Un système d'agitation comportant une ou plusieurs turbines selon leur taille
- Des capteurs pour la mesure de la température (thermomètre), du pH (pH-mètre), de la concentration en oxygène dissous (sonde oxymétrique), du niveau...
- Un système de contrôle-commande géré par ordinateur permettant d'enregistrer et piloter tous les paramètres de fonctionnement

Les bioréacteurs permettent la fabrication de nombreux produits :

- bière, yaourts, additifs alimentaires
- vaccins, antibiotiques, anticorps, vitamines, acides aminés

Un fermenteur est construit en général sur le modèle d'un bioréacteur sans toutefois de système d'aération. Dans le domaine de la biotechnologie, le terme de fermenteur est parfois utilisé sans aucune distinction par rapport à celui de bioréacteur. Il permet de différencier le type de culture (bactérie, levure pour fermenteur et cellules animales pour bioréacteur).

Les bioréacteurs sont en général construits sur les mêmes modèles que les réacteurs chimiques.[2]

1.6. Fonctionnement d'un bioréacteur :

Il existe différents modes de conduite pour alimenter et soutirer du milieu de culture aux bioréacteurs, aussi bien traditionnels que jetables. Tous ces modes peuvent être utilisés selon le type de bioréacteur jetable.

1.6.1. Le mode discontinu (ou batch) :

Le système est fermé et garde un volume constant. Les espèces sont introduites à l'instant initial (inoculum pour des micro-organismes) ainsi que les nutriments et les précurseurs

nécessaires. Lorsque le bioréacteur est utilisé à des fins commerciales, la biomasse et le produit intéressant sont récupérés à l'instant final.

L'avantage de cette approche est qu'elle limite la contamination par d'autres micro-organismes et permet donc de rester plus longtemps dans des conditions axéniques. En contrepartie les moyens d'action sur de tels systèmes sont limités (aération, température, etc.). Un bioréacteur batch présente donc de fortes contraintes qui laissent peu de latitude pour le contrôle. Par ailleurs il est mal adapté à un échantillonnage à haute fréquence qui pourrait significativement modifier son volume. Du fait de sa simplicité, c'est néanmoins le système le plus utilisé dans l'industrie pour produire un métabolite ou une biomasse. [4]

1.6.2. Le mode semi-continu (ou Fed-batch) :

De même que pour le bioréacteur fermé, la durée d'une expérience semi-continue est finie, la biomasse ou l'un des produits sont récupérés à l'instant final. Mais ici la culture est alimentée de son volume de départ V_0 jusqu'à son volume final V_f à l'instant final. Ce mode de fonctionnement permet donc un meilleur contrôle des conditions de croissance, le bioréacteur étant le plus souvent alimenté par un débit contrôlé en boucle fermée. [27]

C'est le mode le plus largement employé dans le domaine de la dépollution biologique de l'eau. Caractérisé par un volume constant, il est soumis à un soutirage de milieu réactionnel égal au flux d'alimentation en matière nutritive. C'est le mode de fonctionnement qui laisse la plus grande latitude pour appliquer les techniques de contrôle. Sa dynamique plus riche (par exemple dans un bioréacteur en batch la plupart des espèces évoluent de manière monotone) en fait aussi un très bon outil pour étudier des phénomènes transitoires liés à la croissance ou à la biotransformation. [27]

1.7. Les micro-organismes en bioréacteurs :

J'utiliserai le terme de bioréacteur dans un sens assez large, sans une quelconque connotation industrielle. Il s'agira d'un microcosme contrôlé et contenant des organismes vivants, dont les flux de matière à l'entrée et à la sortie sont maîtrisés. Le terme de bioréacteur englobera donc d'un côté des dispositifs de laboratoire de quelques litres ne contenant qu'une espèce en interaction avec un substrat et de l'autre — à l'extrême — des écosystèmes naturels (type lagune ou lac) intégrant tout un réseau trophique. Néanmoins, je considérerai essentiellement

des micro-organismes (bactéries, levures, phytoplancton, etc.) qui consomment des substrats ou se nourrissent d'autres organismes (proies) pour se développer et qui utilisent des précurseurs et des activateurs pour produire des molécules spécifiques. Dans un bioréacteur on distinguera donc les composants suivants : – les substrats qui sont nécessaires pour la croissance des micro-organismes, ou bien qui sont des précurseurs d'un composé à produire. Pour soutenir la croissance, le milieu de culture doit contenir tous les éléments nécessaires (c.à.d. N, C, K, P, Fe,...). En général, nombre de ces éléments sont ajoutés en excès de manière qu'ils ne limitent pas la croissance. – Les organismes qui se développent peuvent être de natures très différentes, (bactéries, phytoplancton champignons, levures, etc.). La majorité des procédés biotechnologiques développés à l'échelle industrielle utilisent des cultures microbiennes composées d'une seule espèce de micro-organisme (culture pure). Pour les procédés de dépollution, on utilise des écosystèmes naturels, qui peuvent donc inclure — c'est le cas des fermenteurs anaérobie — plus d'une centaine d'espèces. Dans le cadre d'une lagune ou d'un lac, on trouvera des organismes plus évolués (zooplancton, poissons, etc.). Notons que certains de ces organismes peuvent être les proies d'autres espèces.

– Les produits des réactions biochimiques. Ces composés synthétisés par les micro-organismes sont utilisés dans divers domaines de l'industrie : agro-alimentaire (huiles, fromages, bières, vins...), industrie chimique (solvants, enzymes, colorants...), pharmaceutique (antibiotiques, hormones, vitamines...) ou pour production d'énergie (éthanol, biogaz...), Mais cette synthèse se fait naturellement dans les écosystèmes. Par exemple le CO₂ est un produit très fréquent associé à la respiration des organismes. – Les catalyseurs, qui ne sont ni produits ni consommés au cours de la réaction, mais qui sont nécessaires pour que cette dernière a lieu.

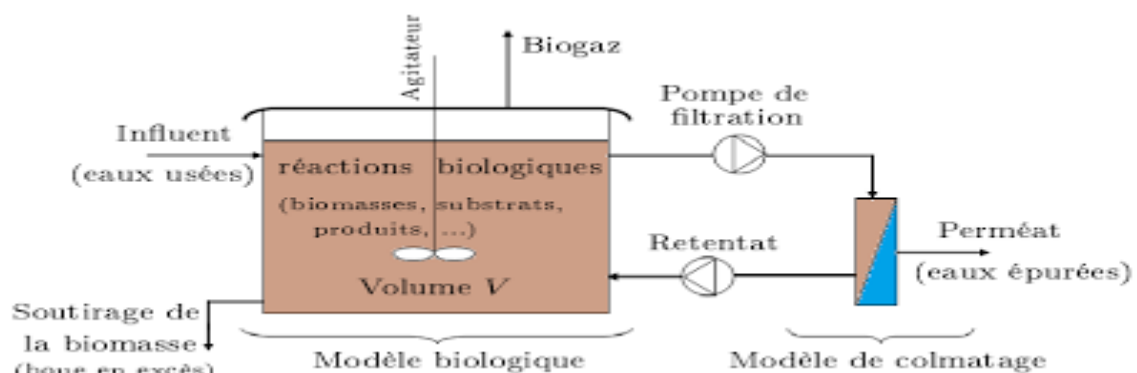


Figure I.2- principe d'un bioréacteur

Les expériences en bioréacteur relèvent en principe de l'un des 4 objectifs suivants :

- La production de biomasse est un but très courant. C'est le cas, par exemple, des bioréacteurs visant à produire la levure de boulanger, ou bien d'une ferme aquacole.
- On utilise très souvent des bioréacteurs pour faire synthétiser un métabolite (éthanol, pénicilline, ...) par un micro-organisme.
- La dégradation d'un substrat est l'objectif notamment des procédés de dépollution (traitement biologique des eaux usées, dégradation de polluants spécifiques, ...). [27]

1.8. Modèle mécaniste :

Le modèle mécanistique pour la fermentation à écoulement discontinu est obtenu à partir des balances de masse de tous les composants, en supposant que le réacteur est bien mélangé... Autrement on suppose que le coefficient de rendement (\mathbf{y}) est constant et la dynamique de la phase gazeuse peut être négligée. Alors l'ensemble de l'équation du modèle est :

La concentration X :

$$\frac{dX}{dt} = (\mu_s^o + \mu_s^r + \mu_e^o - D)X \quad (1.1)$$

La concentration S :

$$\frac{dS}{dt} = \left(-\frac{\mu_s^o}{Y_{X/S}^o} - \frac{\mu_s^r}{Y_{X/S}^r} \right) X + (S_f - S)D \quad (1.2)$$

La concentration E :

$$\frac{dE}{dt} = \left(\frac{\mu_s^r}{Y_{X/E}^r} - \frac{\mu_e^o}{Y_{X/E}^{oe}} \right) X - DE \quad (1.3)$$

La concentration O :

$$\frac{dO}{dt} = \left(-\frac{\mu_s^o}{Y_{X/O}^o} - \frac{\mu_e^o}{Y_{X/O}^{oe}} \right) X - DO + OTR \quad (1.4)$$

La concentration C :

$$\frac{dC}{dt} = \left(\frac{\mu_s^o}{Y_{X/C}^o} + \frac{\mu_s^r}{Y_{X/C}^r} + \frac{\mu_e^o}{Y_{X/C}^{oe}} \right) X - DC - CTR \quad (1.5)$$

Où D est le taux de dilution et S_f est la concentration du substrat dans le réservoir.

$\mu = \mu_s^o, \mu_s^r, \mu_e^o$: Taux spécifique d'accroissement cellulaire et s'exprime en h^{-1} .

μ_s^o = Oxydation de glucose.

μ_s^r = réduction glucose.

μ_e^o = oxydation d'éthanol.

$q_s = \left(\frac{\mu_s^o}{Y_{X/S}^o} + \frac{\mu_s^r}{Y_{X/S}^r} \right)$ Est le taux spécifique de consommation du glucose et s'exprime en h^{-1} .

$q_o = \frac{\mu_s^o}{Y_{X/O}^o} - \frac{\mu_e^o}{Y_{X/O}^{oe}}$ Taux spécifique de consommation d'oxygène et s'exprime en h^{-1} .

$Y_{X/S}^o$ = Rendement oxydation de biomasse en glucose.

$Y_{X/S}^r$ = Rendement de réduction de biomasse en glucose.

$Y_{X/E}^o$ = Rendement oxydation de biomasse en éthanol.

$Y_{X/E}^r$ = Rendement réduction de biomasse en éthanol.

$Y_{X/E}^{oe}$ = Rendement oxydation de biomasse en éthanol.

$Y_{X/O}^o$ = Rendement oxydation de biomasse en oxygène.

$Y_{X/O}^r$ = Rendement réduction de biomasse en oxygène.

$Y_{X/C}^o$ = Rendement oxydation de biomasse en carbone.

$Y_{X/c}^r$ = Rendement réduction de biomasse en carbone.

L'accumulation du volume de travail au cours du processus Fed-batch est représenté par

$$\frac{dV}{dt} = DV \quad (1.6)$$

Où le D est le taux de dilution et le V est le volume.

Les taux de transfert de gaz sont donnés par :

$$OTR = K_L^O a(O^* - O) \quad (1.7)$$

$$CTR = K_L^C a(C - C^*) \quad (1.8)$$

Où $K_L^O a$, $K_L^C a$ sont des coefficients de transfert de masse global pour l'oxygène et du dioxyde de carbone ; O^* et C^* sont les concentrations à l'équilibre d'oxygène et de gaz carbonique respectivement.

1.9. Conclusion

Ce chapitre parle sur les résultats de la mise au point et l'essai d'une approche de modélisation pour l'estimation de paramètres cinétiques en fermentation Fed-batch. les expressions cinétiques sont connues dans le modèle mécanistique, le problème d'estimation est complexe et prend du temps. L'utilisation d'un modèle dans une situation où le paramètre fréquentes ré-

estimation est donnée à penser que nécessaire pourrait être une limitation, comme le système étudié. Dans ce travail, une base de modèle approche a été développée en utilisant un des algorithmes modèles mécanistes et d'optimisation qui ont été largement utilisés à des fins de modélisation et d'optimisation dans l'application de l'ingénierie.. Les prédictions du modèle en utilisant le expérimentale

Observations des mesures de performance acceptable (RSD et R2). En fin, on peut dire que l'utilisation de cette approche permet une détermination rapide d'une description mathématique de la fermentation Fed- batch procédés qui peuvent être utilisés pour l'optimisation et le contrôle.

Les réacteurs fed-batch sont largement utilisés en bio-ingénierie car ils associent les avantages des processus batch et continus.

Les processus fed-batch sont :

- facile à manipuler.
- production et croissance prolongées des cellules.

Les systèmes de fermentation sont très sensibles aux changements des conditions opératoire .un processus opérant sans grande perturbation est plus productif.

2.1 Introduction

La logique floue a été appliquée dans des domaines non techniques, tels que le commerce, la médecine, dans le but de compléter les systèmes experts et leur donner une aptitude de prise de décision. Les premières applications au niveau des systèmes de réglages datent de la fin des années 70, puis à partir de 1985, la logique floue a commencé à être utilisée dans des produits industriels, en particulier au Japon, pour résoudre des problèmes de réglage et de commande.

L'objectif de ce chapitre est de présenter les notions générales de SIF (système d'inférence floue) et les réseaux de neurones artificiels (RNA).

2.2. Structure d'un SIF

Un système d'inférence floue est formé de trois blocs comme indiqué sur la **figure 2.1**. Le premier bloc représente la fuzzification qui transforme les valeurs numériques en degrés d'appartenance aux différents ensembles flous de la partition. Le second bloc est le moteur d'inférence, constitué de l'ensemble des règles. Enfin, un étage de défuzzification permet, si nécessaire, d'inférer une valeur nette à partir du résultat de l'agrégation des règles.

Un SIF peut avoir une ou plusieurs sorties. Chaque sortie est un ensemble de valeurs possibles dont l'interprétation varie avec le type de règles [5]. Les règles les plus courantes, dites conjonctives, représentent des valeurs conjointement possibles dans les espaces d'entrée et de sortie. Chaque règle garantit donc le niveau de possibilité d'un ensemble de valeurs. Les règles sont agrégées de façon disjonctive sur l'ensemble de la base de règles pour rendre compte de l'ensemble des possibilités. Les règles implicatives [5] l'implication logique. Chacune des règles restreint l'univers des valeurs possibles.

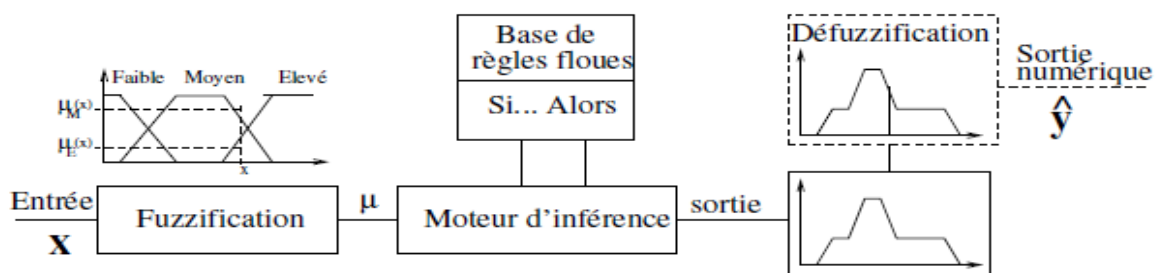


Figure 2.1. Un système d'inférence floue

Les règles sont donc agrégées de façon conjonctive afin de prendre en compte l'ensemble des contraintes.

Quelle que soit la sémantique de la distribution des valeurs possibles, celle-ci peut être réduite à une valeur précise si nécessaire. Le mode de calcul de la sortie dépend des opérateurs d'implication, d'agrégation et de défuzzification utilisés. Il existe deux grandes familles d'opérateurs de défuzzification. La première famille comprend ceux qui font une interpolation entre ensembles en tenant compte de toutes les valeurs possibles, en calculant par exemple le centre de gravité de la distribution ; La seconde travaille au niveau d'un seul ensemble, celui avec le plus fort degré de possibilité, et renvoie une des valeurs correspondant au degré maximum.

2.3. Expertise, apprentissage et démarche intégrée

Comme précisé dans l'introduction, l'objectif de cet article est de discuter la modélisation, en utilisant le raisonnement basé sur des variables linguistiques.

Cette section présente tout d'abord les fonctionnalités principales du logiciel. Elle aborde ensuite brièvement les méthodes de construction automatique de partitions et de règles floues, avant de donner quelques éléments clés pour l'intégration de l'expertise.

2.4. Construction automatique de SIF par apprentissage

Les partitions floues et les bases de règles peuvent être construites automatiquement à partir de données, par apprentissage. L'objectif de l'apprentissage est ici particulièrement ambitieux. Il ne s'agit pas seulement d'un apprentissage de paramètres, comme par exemple les poids dans un réseau (RNA), mais d'une extraction de connaissances à partir de données.

Si l'utilisation du SIF fait appel à un raisonnement déductif, le type de raisonnement mis en œuvre au cours du processus d'apprentissage est l'induction qui consiste à générer des lois générales, ici sous forme de règles, à partir des phénomènes observés. Il s'agit donc d'une démarche qui devra être testée pour la validation du modèle en question. L'apprentissage doit garantir que les ensembles flous sont interprétables, les règles sont nécessairement complètes, l'optimisation est sous contraintes.

Nous ne donnons pas ici le détail des méthodes disponibles, mais simplement un diagramme récapitulatif avec des conseils d'utilisation. Ce diagramme, représenté sur la figure 4, se lit de haut en bas. Il résume les choix possibles durant la génération automatique du SIF.

La génération comporte 2 grandes étapes ; La première est la définition des entrées et des sorties du SIF ; Si l'expertise est disponible, les partitions floues des variables d'entrée peuvent être spécifiées conformément à cette expertise ; Sinon, les partitions peuvent être générées en fonction de ces données (cas de Sugeno) ; Les sorties peuvent être floues, (cas de Mamdani) , auquel cas les mêmes méthodes s'appliquent ;

2.5. Intégration, expertise et données

La **figure 2.2** décrit l'approche de modélisation avec des SIF, et la coopération expertise-données.

Cette approche permet d'introduire de l'expertise à différentes étapes : (i) construction des partitions floues (définition du nombre de concepts), (ii) écriture des règles dans le cas d'un petit nombre de variables. Les données facilitent le travail de modélisation, en complétant l'expertise à toutes les étapes, pour la construction des ensembles flous correspondant aux concepts et pour la génération automatique de règles par apprentissage dans le cas d'un grand nombre de variables. Enfin elles sont utilisées pour l'optimisation des SIF et leur validation sur des jeux de test.

L'expertise permet également de construire manuellement des ensembles flous et des règles dans les zones pour lesquelles les données ne sont pas disponibles.

Dans la dernière étape, celle de validation, nous proposons d'analyser le SIF non seulement à l'aide de ses performances numériques, mais aussi en étudiant la connaissance produite. La capacité de généralisation du SIF peut être évaluée par des procédures de validation croisée, mais aussi en analysant, de façon experte, les zones de mauvaise performance et les liens entre exemples et activation des règles.

Le formalisme flou augmente la complexité du modèle (plus de paramètres, choix des opérateurs . . .). Son utilisation doit donc être justifiée.

Il nous semble que c'est le cas lorsqu'une expertise a priori est disponible, et que le modèle va faire l'objet d'une interaction avec les experts. En effet, l'expertise est souvent apte à exprimer des tendances, qui doivent être affinées avec les données pour améliorer les modèles. Les contraintes liées à l'interopérabilité restreignent cette approche à des systèmes de faible dimension. Cette restriction peut être contournée par l'utilisation de sous-systèmes organisés de façon hiérarchique, la sortie de l'un devenant une entrée du suivant. Cela permet d'introduire des variables dites agrégées, dont le comportement peut être analysé plus

facilement. Un exemple d'application à la modélisation de la vigueur et de la précocité de la vigne est décrit dans (Coulon et al., 2012).

D'après notre expérience, étant donné qu'il existe plusieurs modèles possibles pour représenter un système complexe, le processus de modélisation gagne à être itératif. Les premiers modèles, en particulier ceux construits par apprentissage, rendent possible une interaction avec les experts. Leur analyse permet à son tour d'affiner la connaissance à prendre en compte : granularité des concepts par exemple, ou identification de sous-systèmes. De nouveaux modèles peuvent alors être générés, et le processus réitéré.

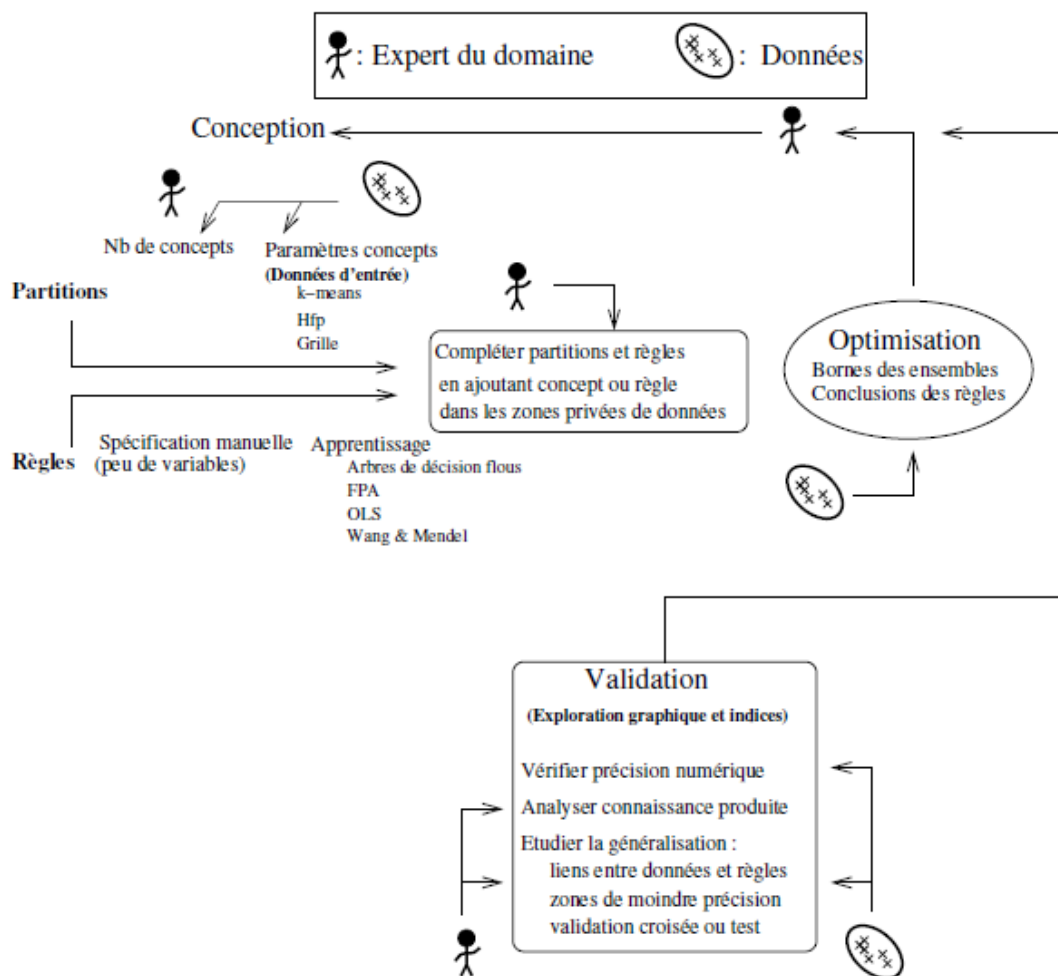


Figure 2.2. Approche intégrée de la modélisation

2.6. Fonctions d'appartenance

Les fonctions d'appartenance permettent un traitement numérique des variables linguistiques dans la prise de décisions floues. Dans ce contexte, nous associons à

chaque valeur de la variable linguistique une fonction d'appartenance $\mu_A(x)$, qui indique le degré d'appartenance de x à l'ensemble A ;

Il existe plusieurs types de fonctions d'appartenance dont les trois les plus communes sont les suivantes :

a- triangulaire : Elle est définie par trois paramètres $\{a, b, c\}$ qui déterminent les coordonnées des trois sommets.

$$U(x) = \text{Max}(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0) \quad (2.1)$$

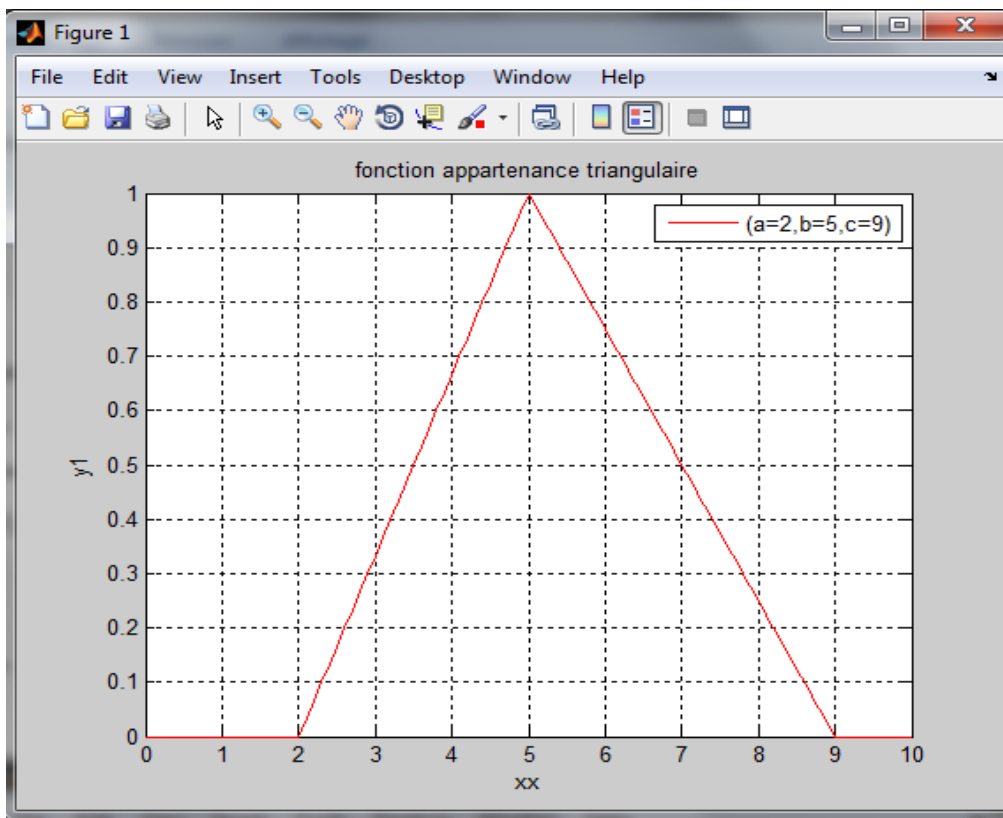


Figure 2.3.fonction triangulaire

b- trapézoïdale : Elle est définie par quatre paramètres $\{a, b, c, d\}$:

$$U(x) = \text{Max}(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-x}{c-b}\right), 0) \quad (2.2)$$

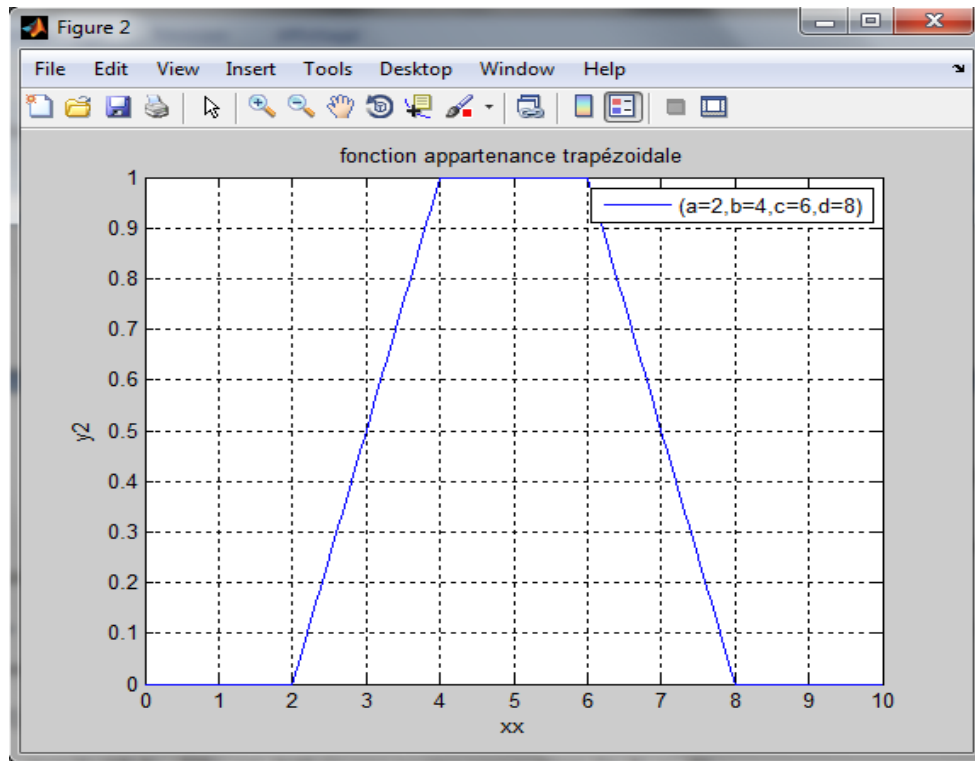


Figure 2.4.fonction trapézoïdale

c- gaussienne : Elle est définie par deux paramètres {,m} :

$$u(x) = \exp\left(-\frac{(x - m)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2.3)$$

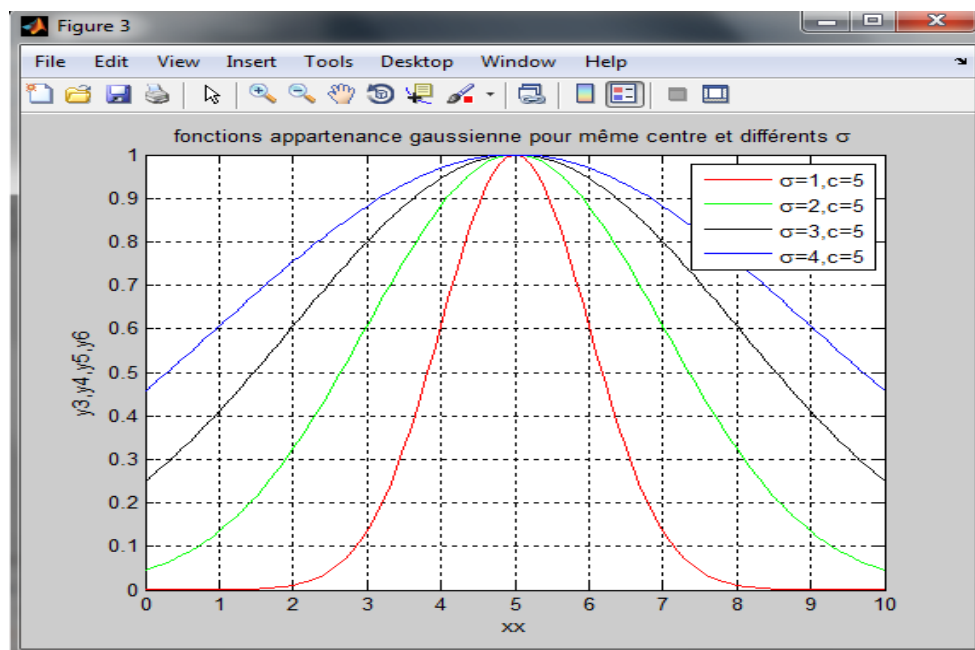


Figure 2.5. fonction gaussienne

2.7. Base de règles floues

On définit une règle floue comme une proposition floue correspondant à la mise en relation de deux propositions floues par une implication [7].

Une proposition floue est dite élémentaire, si elle n'est constituée que d'un antécédent de la forme "X est A". La composition de deux ou plusieurs variables linguistiques constitue une proposition floue. L'expression linguistique générale d'une règle peut être formalisée de la manière suivante:

$$\text{Si } V \text{ est } A \text{ alors } W \text{ est } B. \quad (2.4)$$

Où A et B sont des sous-ensembles flous et V et W sont des variables linguistiques ;

On appelle antécédent de la règle, la partie (V est A) et conclusion de la règle, la partie(W est B).

D'une manière générale, on peut combiner des propositions floues de type "V est A " par des opérateurs logiques de conjonction ou de disjonction ("ET" ou "OU") ; On peut alors construire des règles floues plus complexes, dont la partie antécédente et la partie conclusion correspondent à une combinaison de propositions, par exemple:

$$\text{Si } V1 \text{ est } A1 \text{ et } V2 \text{ est } A2 \text{ alors } W \text{ est } B. \quad (2.5)$$

2.8. Le système d'inférence floue de Mamdani

La **figure.2.3** illustre la structure générale d'un système d'inférence floue (SIF) avec une entrée crisp et une sortie crisp ;

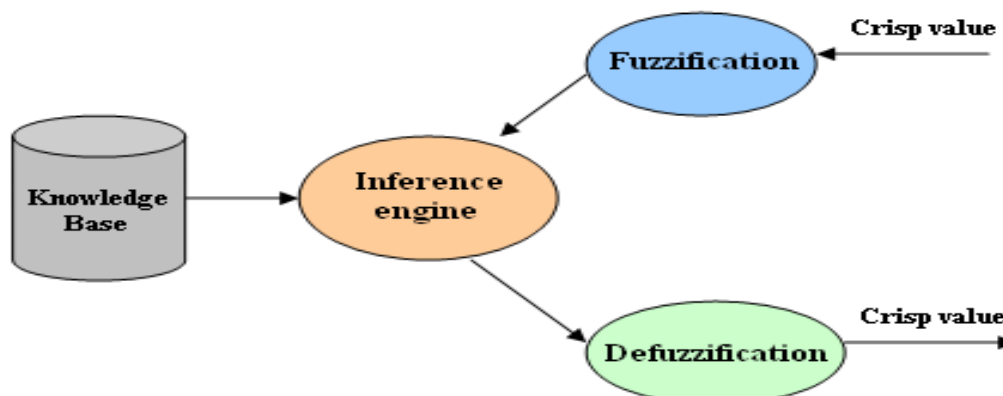


Figure 2.6. Structure d'un FIS

2.8.1 La fuzzification

La fuzzification est la traduction des valeurs numériques relatives aux entrées du système en termes d'appartenances des sous-ensembles flous ; pour pouvoir appliquer les règles. A une variable, on associe les degrés d'appartenances correspondant à chaque sous-ensemble flou (ce qui dépend bien de la description floue adoptée) [13].

2.8.2 L'inférence floue

L'inférence floue est l'application de la caractérisation symbolique du système aux règles floues et la déduction d'un certain nombre de résultats locaux ; également exprimés sous forme symbolique concernant les variables de sortie du système. Le but de cette étape est d'arriver à déterminer des sorties ; en partant des entrées floues et en utilisant une base de règles [14].

Pour pouvoir utiliser cette base de règles, on a besoin des opérateurs mathématiques, (ET) ou (OU) et de l'implication (Si ...Alors) ; La règle R_i dans l'inférence Mamdani est donnée par :

$$R_i : \text{Si } x_1 \text{ est } A_{i1} \text{ et } x_2 \text{ est } A_{i2} \text{ et...et } x_n \text{ est } A_{in} \text{ Alors } \hat{y}_i \text{ est } B_i \quad (2.6)$$

- $A_{i1}, A_{i2} \dots A_{in}$ et B_{i1} sont des valeurs linguistiques définies par des ensembles flous ;
- x est la variable d'entrée et y est la variable de sortie ;
- Le conséquent attribue un ensemble flou B_i à la variable \hat{y}_i ;
- Les entrées de la règle sont des valeurs crisp des variables x_i ;
- La sortie de la règle est un ensemble flou attribué à la sortie \hat{y}_i de la règle ;
- L'implication résulte en un ensemble flou qui sera la sortie de la règle;

2.8.3. La défuzzification

Elle a pour but l'obtention d'une valeur numérique pour chaque variable de sortie à partir des valeurs de sortie des différentes règles. Dans le cas de règles de type Mamdani, une valeur numérique doit être obtenue à partir de l'union des sous-ensembles flous correspondant aux différentes conclusions. La méthode du centre de gravité est la méthode de défuzzification la plus courante ;

L'abscisse du centre de gravité de la fonction d'appartenance résultant de l'inférence

correspond à la valeur de sortie \hat{y} du FIS

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^r \mu_i(\hat{y}_i) \times \hat{y}_i}{\sum_{i=1}^r \mu_i(\hat{y}_i)} \quad (2.7)$$

Où μ_i est le degré de vérité de la règle R_i ; \hat{y}_i est la sortie locale de la règle R_i ; on compte ici r règles ;

Plus la fonction d'appartenance résultante est compliquée, plus le processus de défuzzification devient long et coûteux en temps de calcul [Wang, 1994].

La méthode de la moyenne des maxima : la moyenne des points où la fonction d'appartenance résultante atteint son maximum ;

2.8.4 Exemple de défuzzification dans le cas d'inférence Mamdani

Evaluation des règles d'inférence Mamdani :

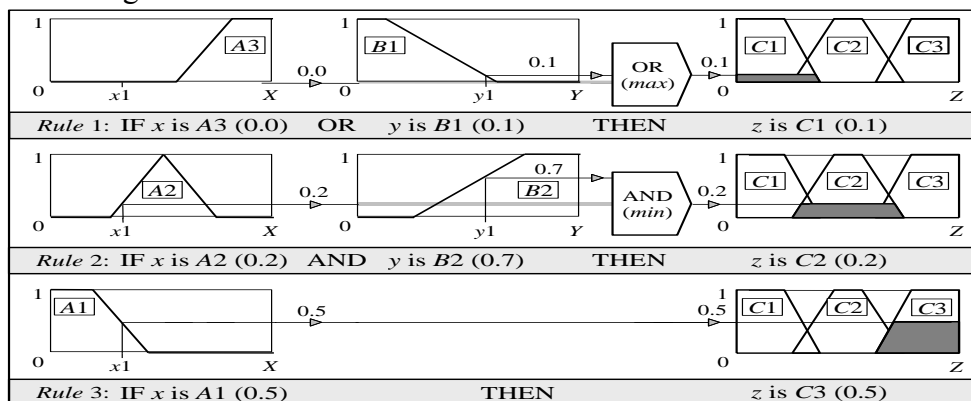


Figure 2.7. défuzzification dans le cas d'inférence Mamdani

Les 3 règles utilisées sont :

$$R_1 : \text{Si } x \text{ est } A_3 \text{ ou } y \text{ est } B_1 \text{ Alors } z \text{ est } C_1 ; \quad (2.8)$$

$$R_2 : \text{Si } x \text{ est } A_2 \text{ et } y \text{ est } B_2 \text{ Alors } z \text{ est } C_2 ; \quad (2.9)$$

$$R_3 : \text{Si } x \text{ est } A_1 \text{ Alors } z \text{ est } C_1 ; \quad (2.10)$$

L'agrégation des 3 règles est donnée par :

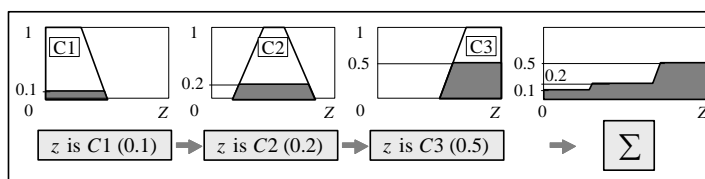


Figure2.8. résultats de l'agregation des 3 règles

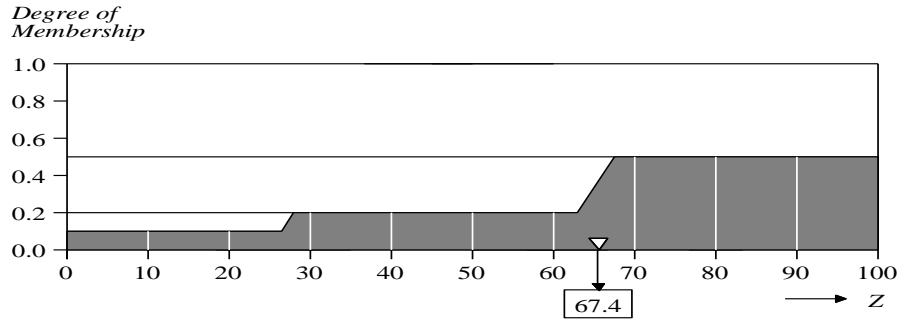


Figure 2.9. Résultats de l'agregation

Le centre de gravité est donné par :

$$COG = \frac{(0+10+20) \times 0.1 + (30+40+50+60) \times 0.2 + (70+80+90+100) \times 0.5}{0.1+0.1+0.1+0.2+0.2+0.2+0.2+0.5+0.5+0.5+0.5} = 67.4$$

2.9. Le système d'inférence floue de Sugeno

Cette méthode a été proposée par Takagi-Sugeno, elle se caractérise par une sortie des règles non floues [Takagi et Sugeno, 1985]. A chaque règle, on associe une sortie qui est une combinaison linéaire des entrées.

2.9.1 Sortie locale

Les règles utilisées sont de la forme suivante :

R_i : Si x_1 est $A_{i1}(x_1)$ et x_2 est $A_{i2}(x_2)$ et...et x_n est $A_{in}(x_n)$,

$$\text{Alors } \hat{y}_i = a_{i1}x_1 + a_{i2}x_2 + \dots + a_{in}x_n + b_i ; \tag{2.11}$$

Où $A_{ij}(x_j)$ représente la fonction d'appartenance de l'entrée x_j pour la règle R_i ;

\hat{y}_i est la sortie locale de la règle R_i ;

Les paramètres a_{ij} , b_i sont les paramètres conséquents ; $j = 1,2, \dots n$; $i = 1,2, \dots r$;

2.9.2 Sortie globale

La sortie globale \hat{y} est obtenue par défuzzification en utilisant la méthode de la moyenne pondérée :

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^r \mu_i(\hat{y}_i) \times \hat{y}_i}{\sum_{i=1}^r \mu_i(\hat{y}_i)} \tag{2.12}$$

Où μ_i est le degré de vérité de la règle R_i ; \hat{y}_i est la sortie locale de la règle R_i ; le modèle compte r règles ;

2.9.3 Exemple de défuzzification dans le cas d'inférence Sugeno

Evaluation des règles d'inférence Sugeno :

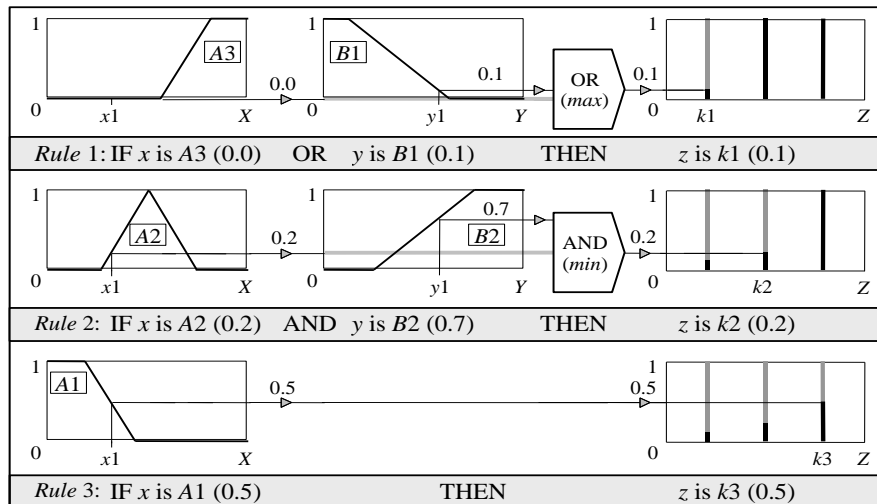


Figure2.9. exemple de défuzzification dans le cas d'inférence Sugeno

Les 3 règles utilisées sont :

$$R_1 : \text{Si } x \text{ est } A_3 \text{ ou } y \text{ est } B_1 \text{ Alors } z \text{ est } k_1 ; \quad (2.12)$$

$$R_2 : \text{Si } x \text{ est } A_2 \text{ et } y \text{ est } B_2 \text{ Alors } z \text{ est } k_2 ; \quad (2.13)$$

$$R_3 : \text{Si } x \text{ est } A_1 \quad \text{Alors } z \text{ est } k_3 ; \quad (2.14)$$

L'agrégation des 3 règles est donnée par :

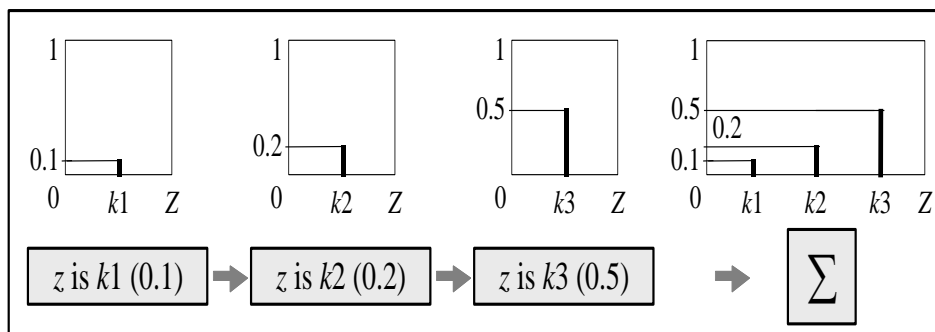


Figure.2.10. l'agrégation des 3 règles

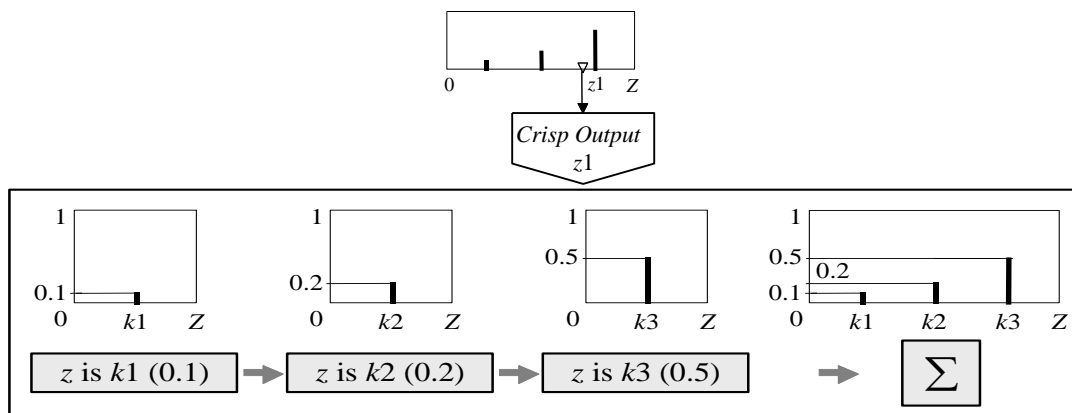


Figure 2.11.l'agrégation du règles

La moyenne pondérée (WA) est donnée par :

$$WA = \frac{\mu(k1) \times k1 + \mu(k2) \times k2 + \mu(k3) \times k3}{\mu(k1) + \mu(k2) + \mu(k3)} = \frac{0.1 \times 20 + 0.2 \times 50 + 0.5 \times 80}{0.1 + 0.2 + 0.5} = 65$$

2.10. Comparison entre FIS Mamdani et FIS Sugeno

La principale différence entre le FIS de Mamdani et celui de Sugeno est la façon dont la sortie réelle est générée à partir des entrées floues ; Le premier utilise la technique de défuzzification de la sortie floue, tandis que le deuxième utilise une moyenne pondérée pour calculer la sortie réelle ; L'interprétabilité de la sortie du FIS de Mamdani est perdue quant au FIS de Sugeno car les conséquents des règles de ce dernier ne sont pas flous ; Mais le FIS de Sugeno possède un temps de traitement plus court car la moyenne pondérée remplace le temps pris par la défuzzification ; D'autres différences est que le FIS de Mamdani possède des fonctions d'appartenance de la sortie ; tandis que le FIS de Sugeno n'en a pas ; Ce dernier est plus flexible quant à la conception des systèmes de commande.

2.11. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons discuté les deux types des systèmes d'inférence floue, qui sont le FIS de Mamdani et le FIS de Sugeno ; nous avons cité un exemple de chacun et enfin nous les avons comparés. Dans notre travail, nous avons utilisé le FIS de Sugeno pour mettre au point un système expert flou dont les entrées sont effet, les différents architectures et types d'apprentissage, ainsi que la rétro propagation de gradient ont été présentés. Ensuite, nous avons élaboré des notions de base sur les variables linguistiques, les sous-ensembles flous, le système d'inférence flou et les types de contrôleurs et à la fin, nous citons des applications de la logique floue.

3.1. Introduction

Les réseaux de neurones sont des composantes importantes dans le domaine de l'intelligence artificielle. Les réseaux de neurones artificiels sont composés de neurones artificiels simples, qui permettent, quand ils sont montés en réseaux d'approximer des fonctions complexes très utiles.

Les réseaux de neurones, fabriqués de structures cellulaires artificielles, constituent une approche permettant d'aborder sous des angles nouveaux les problèmes de perception, de mémoire, d'apprentissage et de raisonnement. Ils s'avèrent être aussi des alternatives très prometteuses pour contourner certaines des limitations des ordinateurs classiques. Grâce à leur traitement parallèle de l'information et à leurs mécanismes inspirés des cellules nerveuses (neurones), ils infèrent des propriétés émergentes permettant de solutionner des problèmes jadis qualifiés de complexes [15].

Aujourd'hui, on retrouve les réseaux de neurones solidement implantés dans divers domaines tels que l'Automatique, Traitement du signal, Diagnostic, dans les milieux financiers, dans le domaine bancaire et la Défense.

3.2. Généralité sur les réseaux de neurones

L'origine des réseaux de neurones vient de l'essai de modélisation mathématique du cerveau humain. Les premiers travaux datent de 1943, et sont l'œuvre de MM. Mac Culloch et Pitts. Ils supposent que l'impulsion nerveuse est le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone et que la pensée née grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurones interconnectés. Ils ont connu des débuts prometteurs vers la fin des années 50, mais le manque d'approfondissement de la théorie a gelé ces travaux jusqu'aux années 80 [8].

Les réseaux de neurones forment une famille de fonctions non linéaires, permettant de construire, par apprentissage, une très large classe de modèles et de contrôleurs. Un réseau de neurones est un système d'opérateurs non linéaires interconnectés, recevant des signaux de l'extérieur par ses entrées, et délivrant des signaux de sortie, qui sont en fait les activités de certains neurones.

3.3 Les réseaux de neurones artificiels

3.3.1. Définition

Aujourd'hui de nombreux termes sont utilisés dans la littérature pour désigner le domaine des réseaux de neurones artificiels, comme connexionnisme ou neuromimétique. Pour notre part, il nous semble qu'il faut associer à chacun de ces noms une sémantique précise. Ainsi, les réseaux de neurones artificiels ne désignent que les modèles manipulés ; ce n'est ni un domaine de recherche, ni une discipline scientifique. Connexionnisme et neuromimétique sont tous deux des domaines de recherche à part entière, qui manipulent chacun des modèles de réseaux de neurones artificiels, mais avec des objectifs différents. L'objectif poursuivi par les ingénieurs et chercheurs connexionnistes est d'améliorer les capacités de l'informatique en utilisant des modèles aux composants fortement connectés. Pour leur part, les neuromiméticiens manipulent des modèles de réseaux de neurones artificiels dans l'unique but de vérifier leurs théories biologiques du fonctionnement du système nerveux central. Notons qu'en France, dès 1982, des réunions de ces deux communautés ont été organisées, ce sont les Journées Neurosciences et Sciences de l'Ingénieur.

Le titre même de cet ouvrage ne laisse aucun doute, nous nous plaçons du point de vue de l'ingénieur à la recherche d'une connaissance connexionniste. Ceci nous oblige cependant à aborder au chapitre suivant des notions de neurosciences utiles à notre projet.

Définition :

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau

3.3.2 Historique [8]

1943 : J. Mc Culloch et W. Pitts laissent leurs noms à une modélisation du neurone biologique (un neurone au comportement binaire). Ce sont les premiers à montrer que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes (tout au moins au niveau théorique).

1949 : D. Hebb, physiologiste américain explique le conditionnement chez l'animal par les propriétés des neurones eux-mêmes. Ainsi, un conditionnement de type pavlovien tel que,

nourrir tous les jours à la même heure un chien, entraîne chez cet animal la sécrétion de salive à cette heure précise même en absence de nourriture. La loi de modification des propriétés des connexions entre neurones qu'il propose, explique en partie ce type de résultats expérimentaux.

L'algorithme de retro propagation, d'origine découverte par Werbos en 1974 était abandonnée par la communauté scientifique, puis reprise en 1986 par son étudiant Rumelhart dans sa thèse de PhD Back propagation est une forme de l'algorithme du gradient, utilisée avec les réseaux de neurones artificiels pour minimisation des courbes ;

3.3.3 Le neurone biologique

Le neurone biologique est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Les neurones sont reliés entre eux par des liaisons appelées axones. Ces axones vont eux-mêmes jouer un rôle important dans le comportement logique de l'ensemble, elles conduisent les signaux électriques de la sortie d'un neurone vers l'entrée (synapse) d'un autre neurone. Les neurones font une sommation des signaux reçus en entrée et en fonction du résultat obtenu vont fournir un courant en sortie. La structure d'un neurone se compose de quatre parties (**figure. 3.1**) :

La somma: ou (noyau), au centre du neurone ;

L'axone: attaché au somma qui est électriquement actif, ce dernier conduit l'impulsion conduite par le neurone ;

Dendrites: électriquement passives, elles reçoivent les impulsions d'autres neurones ;

Synapses : C'est une jonction entre deux neurones et généralement entre l'axone d'un neurone et une dendrite d'un autre neurone [9].

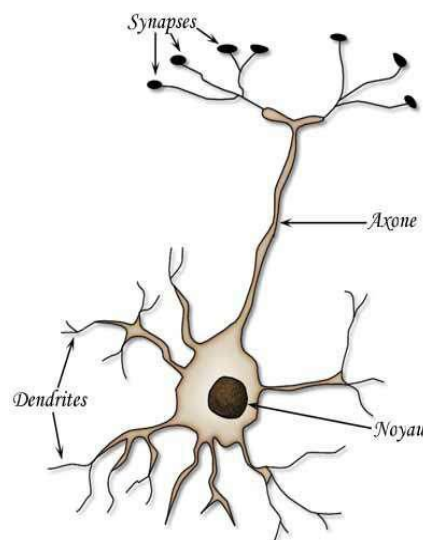


Figure. 3. 1. Le neurone biologique

3.3.4 Structure des réseaux de neurones artificiels (RNA)

McCulloch et Pitts en 1943 ont implémenté un système de réseaux neuronaux artificiels (RNA), qui est analogue aux neurones biologiques, fondés sur une structure complexe (**tableau 3.1**) [10].

Le système des RNA est considéré comme un arrangement d'éléments de structure identique appelé neurones interconnectés par analogie avec les cellules du système nerveux humain. Il est composé également d'une succession de couches connectées de manière à ce que chaque neurone tienne son entrée de la sortie du neurone précédant. Chaque neurone dans ce cas fonctionne indépendamment par rapport aux autres afin que l'ensemble forme un système compact. L'information est emmagasinée de façon répartie dans le réseau sous forme de coefficients synaptiques (ou poids). Le neurone formel calcule régulièrement un résultat qu'il transmet ensuite aux neurones suivants, chaque calcul est associé à un poids qui définit la force de la connexion [11].

Neurone artificiel	Neurone biologique
Poids de connexion	Synapses
Signal de sortie	Axones
Signal d'entrée	Dendrite
Fonction d'activation	Soma

Tableau. 3. 1. Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.

Mathématiquement, tel qu'il est illustré à la **figure 3.2**, chaque neurone reçoit les entrées sous forme vectorielle puis il calcule une somme pondérée de ces dernières pour que le résultat passe ensuite par la fonction d'activation afin de créer une sortie.

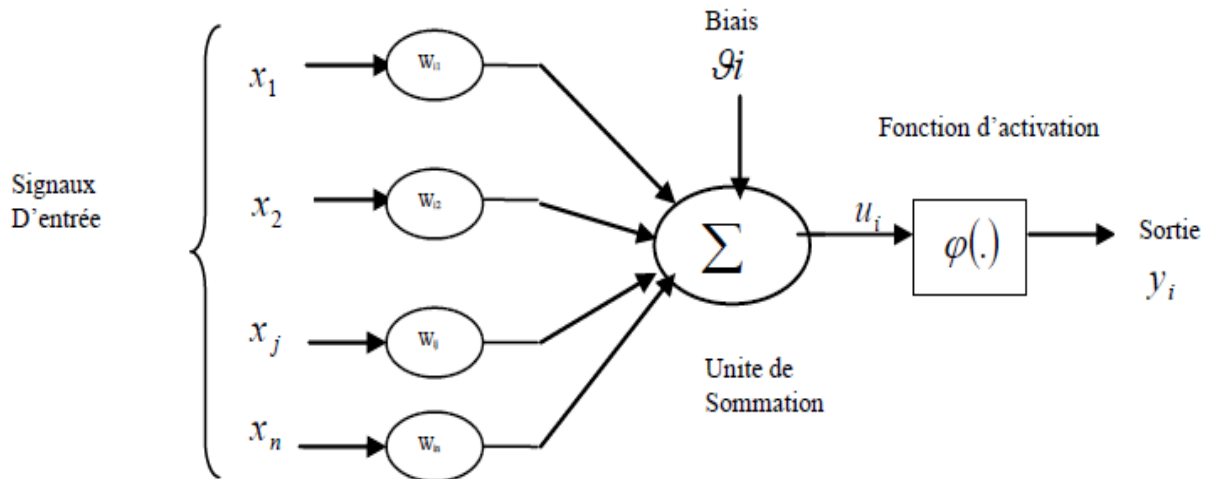


Figure 3. 2 Modèle de base d'un neurone formel.

Le modèle de la **figure 3.2** est composé [11]:

- Des entrées du neurone formel $x_i ; i = 1, 2, \dots, n$;
- Des poids w_{ij} ;
- De la fonction d'activation ou de seuillage (non linéaire, sigmoïde, etc....) ;
- D'une sortie du neurone formel ;

La sortie U_i est donnée par la relation suivante :

$$U_i = \sum_{j=1}^n W_{ji} x_j + \text{biais} \quad (3.1)$$

A partir de cette valeur, une fonction d'activation calcule la valeur de la sortie y_i du neurone.

C'est cette valeur qui sera transmise aux autres neurones:

$$y_i = \varphi(u_i) \quad (3.2)$$

Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction d'activation. Les plus courantes sont présentées sur la **figure 3.3** ; On remarquera qu'à la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions d'activations sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle $[0, +1]$ (ou $[-1, +1]$) ;

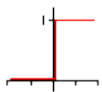
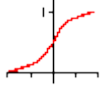
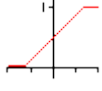

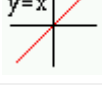
Echelon unité		$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x < 0 \\ 1 & \text{if } x \geq 0 \end{cases}$
Sigmoïde		$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$
Linéaire par morceaux		$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } x \leq x_{min} \\ mx+b & \text{if } x_{min} < x < x_{max} \\ 1 & \text{if } x \geq x_{max} \end{cases}$
Gaussienne		$f(x) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$
Identité		$f(x) = x$

Figure 3. 3. Différents types de fonctions d'activation pour le neurone formel

Nous constatons que les équations qui décrivent le comportement des neurones formels n'introduisent pas la notion de temps. En effet, et c'est le cas pour la plupart des modèles actuels de réseaux de neurones, nous avons à faire à des modèles à temps invariant, dont le comportement des composants ne varie pas dans le temps.

3.3.5 Architecture des réseaux (RNA)

3.3.5.1 Réseau monocouche

La structure d'un réseau monocouche est telle que des neurones organisés en entrée soient entièrement connectés à d'autres neurones organisés en sortie par une couche modifiable de poids (**figure.3.4**)

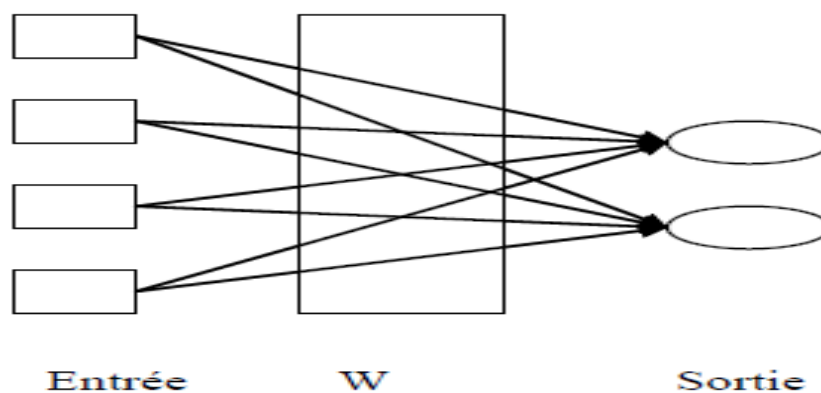


Figure. 3. 4.Réseau Monocouche.

3.3.5.2. Réseau multicouche

Il comprend une couche d'entrée formée par l'ensemble des neurones d'entrée ; une couche de sortie formée par l'ensemble des neurones de sortie ; Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées (**figure 3.5**).

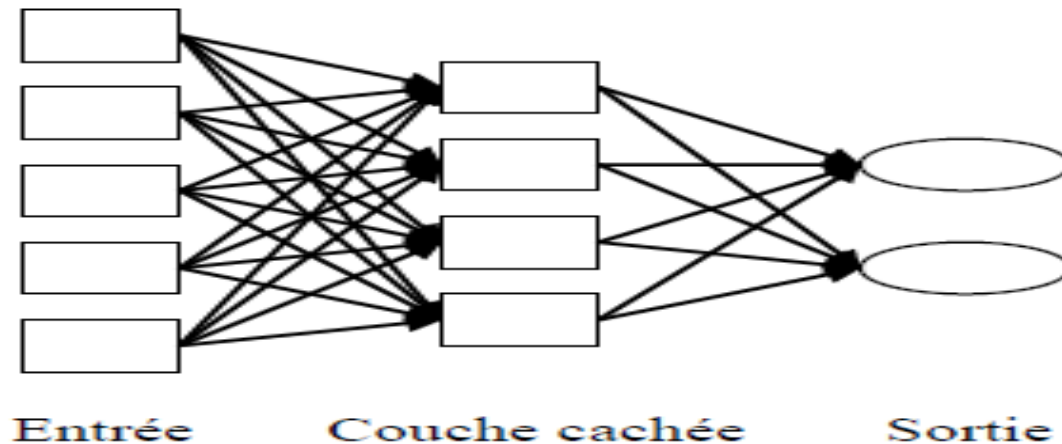


Figure 3. 5. Réseau multicouche.

3.3.6 Apprentissage

L'apprentissage et l'adaptation constituent deux caractéristiques essentielles des réseaux de neurones. Le rôle de l'apprentissage est de définir les poids de chaque connexion. De nombreuses règles existent pour modifier les poids des connexions et donc pour arriver à un apprentissage correct. Lorsque la phase d'apprentissage est achevée, le réseau doit être capable de faire les bonnes prédictions pour les vecteurs d'entrées qu'il n'aura pas appris [12]. C'est l'une des propriétés importante dans les réseaux de neurones, car elle permet de donner la capacité de reconnaître des formes ressemblantes et même dégradées des prototypes, c'est la phase de reconnaissance.

Il existe deux types d'apprentissages principaux. Ce sont l'apprentissage Supervisé et l'apprentissage non- supervisé.

- *Apprentissage supervisé*

On parle d'apprentissage supervisé quand le réseau est alimenté avec la bonne réponse pour les exemples d'entrées donnés. Le réseau a alors comme but d'approximer ces exemples aussi bien que possible et de développer à la fois la bonne représentation mathématique qui lui

permet de généraliser ces exemples pour ensuite traiter des nouvelles situations (qui n'étaient pas présentes dans les exemples).

- ***Apprentissage non-supervisé***

Dans le cas de l'apprentissage non-supervisé le réseau décide lui-même quelles sont les bonnes sorties. Cette décision est guidée par un but interne au réseau qui exprime une configuration idéale à atteindre par rapport aux exemples introduits. Les cartes auto organisatrices de Kohonen sont un exemple de ce type de réseau [11]. Autre la classification présentée ci-dessus, les méthodes d'apprentissage sont souvent différenciées de par leur caractère hors ligne (off-line) ou en ligne (on-line) :

- ***Apprentissage hors ligne***

Ce mode d'apprentissage consiste à accumuler les erreurs instantanées consécutives, et n'effectuer l'adaptation des poids synaptiques que lorsque l'ensemble des données d'apprentissage ont été présentées au réseau. Cette dernière méthode permet de mieux estimer le gradient réel de la fonction coût, puisqu'il est à présent calculé à partir d'un ensemble d'exemples, plutôt qu'à partir d'un seul.

- ***Apprentissage en ligne***

Il consiste à modifier les valeurs des poids synaptiques immédiatement après la présentation d'un exemple. Dans ce cas, seul le gradient instantané de la fonction coût est utilisé pour l'adaptation des paramètres du système. Sous la condition que les exemples soient présentés au réseau de neurones de manière aléatoire, l'apprentissage en ligne rend la recherche du minimum de la fonction coût stochastique en nature, ce qui rend moins probable, pour l'algorithme d'apprentissage, de tomber dans un minimum local. L'efficacité relative des modes d'apprentissage en ligne et hors-ligne dépend essentiellement du problème considéré. L'apprentissage en ligne présente cependant l'avantage que, pour une seule présentation de l'ensemble de la base de données, il implique de multiples phases d'adaptations des poids synaptiques lorsque des données similaires se représentent, ce qui se produit fréquemment pour des bases de données très étendues [11].

3.3.7 La rétro propagation du gradient de l'erreur

L'algorithme de rétro propagation du gradient de l'erreur a été créé en généralisant les règles d'apprentissage de Widrow Hoff aux réseaux multicouches à fonction de transfert non linéaire. C'est un algorithme utilisé avec des réseaux de types feed forward pour l'apprentissage de fonctions, la reconnaissance de formes et la classification [8]

La rétro propagation du gradient de l'erreur est utilisée pour ajuster les poids et les biais du réseau afin de minimiser l'erreur quadratique entre la sortie du réseau et la sortie réelle. A chaque couple entrée/sortie, une erreur est calculée, le gradient, ou pente de l'erreur est déterminé. Ensuite les poids et les biais sont modifiés en ligne sur le réseau. On réitère ces calculs jusqu'à l'obtention du critère d'arrêt.

Un exemple d'application de la retro propagation à un réseau RNA (de type feed forward) à 2 entrées, une couche cachée à 2 neurones et une sortie dont la structure de base est donnée à la (figure 3.6) :

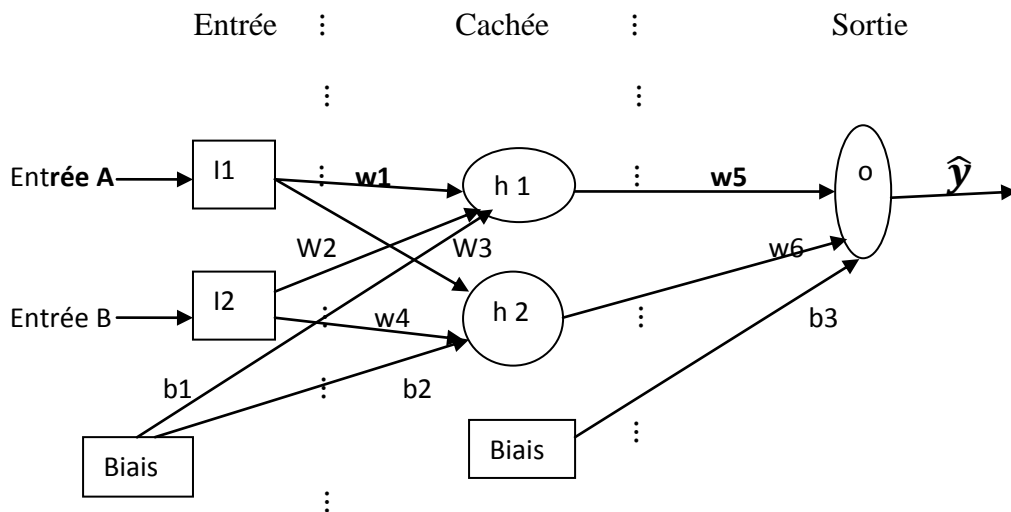


Figure 3.6 Structure de base de l'exemple

Les entrées sont :

$$I1 = 0.05 ; I2 = 0.10 ;$$

Les poids sont donnés par :

$$W1 = 0.15 ; W2 = 0.20 ; W3 = 0.25 ; W4 = 0.30 ; W5 = 0.40 ; W6 = 0.45 ;$$

Les biais sont donnés par :

$$b1 = 0.35 ; b2 = 0.60 ; b3 = 0.55 ;$$

La sortie désirée est :

$$d = 0.01 ;$$

La fonction d'activation utilisée est la sigmoïde ;

1^{ère} étape :

L'entrée au neurone h1 :

$$\mathbf{Sp(1)} = (\mathbf{w1.i1})+(\mathbf{w2.i2})+\mathbf{b1} = (\mathbf{0.15*0.05}) + (\mathbf{0.20*0.10})+\mathbf{0.35} = \mathbf{0.3775} ;$$

La sortie du neurone h1 :

$$\mathbf{Op(1)} = \frac{\mathbf{1}}{\mathbf{1+e^{-sp(1)}}} = \mathbf{0.59327} ;$$

L'entrée au neurone h2 :

$$\mathbf{Sp(2)} = (\mathbf{w3.i1})+(\mathbf{w4.i2})+\mathbf{b2} = (\mathbf{0.25*0.05}) + (\mathbf{0.30*0.10})+\mathbf{0.60} = \mathbf{0.6425} ;$$

La sortie du neurone h2 :

$$\mathbf{Op(2)} = \frac{\mathbf{1}}{\mathbf{1+e^{-sp(2)}}} = \mathbf{0.655318} ;$$

L'entrée au neurone o :

$$\mathbf{Sp} = (\mathbf{w5.op(1)}) + (\mathbf{w6.op(2)}) + \mathbf{b3} = (\mathbf{0.40*0.59327}) + (\mathbf{0.45*0.655318})+\mathbf{0.55} = \mathbf{1.0822} ;$$

La sortie du neurone o (ou notre sortie \hat{y}) :

$$\mathbf{Op} = \frac{\mathbf{1}}{\mathbf{1+e^{-sp}}} = \mathbf{0.74691} ;$$

L'erreur δ de sortie est :

$$\mathbf{\delta} = (\mathbf{d-op})(\mathbf{1-op})\mathbf{op} = (\mathbf{0.01-0.74691})(\mathbf{1-0.74691})\mathbf{0.74691} = \mathbf{-0.1393} ;$$

Les nouveaux poids pour la couche de sortie :

$$\mathbf{W5^+} = \mathbf{w5} + (\mathbf{\delta.op(1)}) = \mathbf{0.4} - (\mathbf{0.59327*0.1393}) = \mathbf{0.31736} ;$$

$$\mathbf{W6^+} = \mathbf{w6} + (\mathbf{\delta.op(2)}) = \mathbf{0.45} - (\mathbf{0.655318*0.1393}) = \mathbf{0.35871} ;$$

Les erreurs pour la couche cachée :

$$\mathbf{\delta1} = \mathbf{\delta.w5^+} = \mathbf{-0.1393*0.31736} = \mathbf{-0.0442} ;$$

$$\mathbf{\delta2} = \mathbf{\delta.w6^+} = \mathbf{-0.1393*0.35871} = \mathbf{-0.05} ;$$

Les nouveaux poids pour la couche cachée :

$$\mathbf{w1^+} = \mathbf{w1} + (\mathbf{\delta1.I1}) = \mathbf{0.15} - (\mathbf{0.0442*0.05}) = \mathbf{0.14779} ;$$

$$\mathbf{w2^+} = \mathbf{w2} + (\mathbf{\delta1.I2}) = \mathbf{0.20} - (\mathbf{0.0442*0.10}) = \mathbf{0.19558} ;$$

$$\mathbf{w3^+} = \mathbf{w3} + (\mathbf{\delta2.I1}) = \mathbf{0.25} - (\mathbf{0.05*0.05}) = \mathbf{0.2475} ;$$

$$w4^+ = w4 + (\delta2.I2) = 0.30 - (0.05*0.10) = 0.295 ;$$

2ème étape:

L'entrée au neurone h1 :

$$Sp'(1) = (w1^+.i1) + (w2^+.i2)+b1 = (0.14779*0.05) + (0.19558*0.10)+0.35 = 0.37695 ;$$

La sortie du neurone h1 :

$$Op'(1) = \frac{1}{1+e^{-sp'(1)}} = 0.593137 ;$$

L'entrée au neurone h2 :

$$Sp'(2) = (w3^+.i1) + (w4^+.i2)+b2 = (0.2475*0.05) + (0.295*0.10)+0.60 = 0.641875 ;$$

La sortie du neurone h2 :

$$Op'(2) = \frac{1}{1+e^{-sp'(2)}} = 0.655177 ;$$

L'entrée au neurone o :

$$Sp' = (w5^+.op'(1)) + (w6^+.op'(2)) + b3 = (0.31736*0.593137) + (0.35871*0.655177)+0.55 = 0.973257 ;$$

La sortie du neurone o (ou notre sortie \hat{y}) :

$$Op' = \frac{1}{1+e^{-sp'}} = 0.72577 ;$$

L'erreur a passé de (op - d) à (op' - d), c-à-dire de 0.73691 à 0.71577, alors l'erreur a diminué ;

3.3.8 Les applications des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones servent aujourd'hui à toutes sortes d'applications dans divers domaines (informatique, électronique, science cognitive, neurobiologie et même philosophie).

L'étude des réseaux de neurones est une voie prometteuse de l'Intelligence Artificielle, qui a des applications dans de nombreux domaines [15] :

- Industrie: contrôle qualité, diagnostic de pannes, corrélations entre les données fournies par différents capteurs, analyse de signature ou d'écriture manuscrite...
- Finance: prévision et modélisation du marché (cours de monnaies...), sélection d'investissements, attribution de crédits...

- Télécommunications et informatique: analyse du signal, élimination du bruit, reconnaissance de formes (bruits, images, paroles), compression de données...
- Environnement: évaluation des risques.

3.4. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons rappelé les éléments de base relatifs aux réseaux de neurones. En effet, des définitions de base sur les réseaux de neurones, les différentes architectures et types d'apprentissage, ainsi que la rétro propagation de gradient ont été présentées. Nous avons cité un exemple où nous avons expliqué le principe de la rétro propagation ; qui est le principe le plus utilisé dans le calcul d'un réseau (RNA) ; Dans notre travail, qui est l'estimation des paramètres d'un processus de fermentation fed batch de la levure *saccharomyces cerevisiae*, nous avons utilisé un RNA qui possède 6 neurones à l'entrée ; 10 neurones dans la couche cachée et une sortie ; les 6 entrées sont otr et ctr qui sont les taux de transfert d'oxygène et de gaz carbonique respectivement ; la concentration d'éthanol ; le volume ; la sortie du système expert flou (SEF) et finalement le biais ; Ce RNA permet d'estimer le taux spécifique d'accroissement cellulaire ; le taux spécifique de consommation du glucose et finalement le taux spécifique de réaction d'éthanol ; Le (SEF) est un système d'inférence floue (SIF) de type Sugeno dont les 3 entrées sont taux de production d'éthanol, otr et ctr que nous avons mentionnés auparavant ; La sortie du (SEF) est la 5^{ème} entrée du (RNA) ;

4.1 Introduction

Aujourd'hui, la simulation numérique est utilisée dans de nombreux domaines de recherche et développement de la technologie, une simulation numérique peut représenter des phénomènes physiques complexes dont la description repose sur un modèle qui peut être blanc, noir ou gris ; Un modèle blanc peut être décrit par des équations mathématiques, un modèle noir est inconnu, sauf qu'on peut par l'intermédiaire des données entrée/sortie le modéliser et enfin un modèle gris qui est composé de deux parties, une partie décrite mathématiquement et une partie utilisant l'intelligence artificielle pour sa description ;

Dans ce chapitre, on discute l'estimation d'état d'un processus Fed batch de fermentation de la levure *saccharomyces cerevisiae* ;

4.2 Structure de l'estimateur d'état

Cet estimateur se compose de quatre parties, une première partie est une fonction générant la matrice Z contenant les cinq concentrations du processus ; une deuxième partie qui est une autre fonction permettant de générer les six taux à partir de Z ; une troisième partie qui est un système expert flou qui utilise trois des six taux pour produire la phase ; et enfin une quatrième partie qui est un (RNA) qui possède six entrées, dix neurones dans la couche cachée et un neurone dans la couche de sortie ; Cette sortie pourrait être un des trois taux ; Une autre simulation peut utiliser ce taux pour générer une concentration qui peut être comparée à celle de la première partie ; Cet estimateur permet donc d'estimer les trois composantes qui sont les concentrations de la biomasse, du glucose et d'éthanol ;

4.2.1 Fonction générant la matrice Z

Le schéma de la fonction `simconsfun7` qui génère la matrice Z est donné par la **figure 4.1**

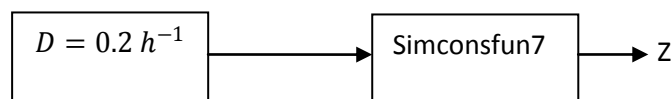


Figure 4.1 Schéma de la fonction `simconsfun7`

D étant le taux de dilution, qui est ici égal à $0.2h^{-1}$; la fonction `simconsfun7` permet l'intégration des cinq équations différentielles (de **I.1** à **I.5**), tout en utilisant le taux de dilution D et les paramètres de Sonnleitner et Käppeli, la durée de la fermentation est de 25 h ; la période d'échantillonnage est de $0.25h$, donnant lieu à un nombre de 100 échantillons ; Le résultat est la génération des cinq concentrations qui sont X, S, E, O_F et C_F ; Les 16 paramètres de Sonnleitner et Käppeli, qui sont utilisés dans l'intégration des cinq équations différentielles sont donnés dans le tableau IV.1 ; Ces paramètres se composent de 9 coefficients de rendement et de 7 paramètres cinétiques ; Les coefficients de rendement jouent un rôle important dans le processus de fermentation, car ils représentent des coefficients qui définissent la proportionnalité de conversion entre deux variables d'état, qui sont la concentration de la biomasse et une autre concentration telle que S, E, O_F et C_F ;

Paramètres cinétiques	Coefficients de rendement
$q_s^{max} = 3.5 \quad [h^{-1}]$	$Y_{X/S}^O = 0.49$
$q_o^{max} = 0.256 \quad [h^{-1}]$	$Y_{X/S}^r = 0.05$
$\mu_E^{max} = 0.17 \quad [h^{-1}]$	$Y_{X/E}^r = 0.10$
$K_E = 0.10 \quad [g/l]$	$Y_{X/E}^{OE} = 0.72$
$K_E = 0.10 \quad [g/l]$	$Y_{X/O}^O = 1.20$
$K_E = 0.20 \quad [g/l]$	$Y_{X/O}^{OE} = 0.64$
$K_E = 0.0001 \quad [g/l]$	$Y_{X/C}^O = 0.81$
	$Y_{X/C}^r = 0.11$
	$Y_{X/C}^{OE} = 1.11$

Tableaux 4.1 Les 16 paramètres de Sonnleitner et Käppeli

4.2.2 Fonction générant les six taux à partir de Z

Pour générer les six taux dont on a besoin, une fonction `Fc3` de type Matlab fonction est construite et est donnée à la figure IV.2, et les six taux générés sont :

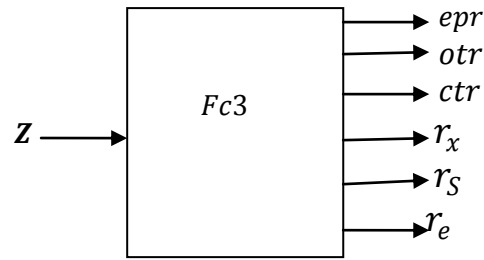


Figure 4.2 Fonction *Fc3*

- *epr* : taux de production d'éthanol, exprimé en $[g/lh]$;
- *otr* : taux de transfert d'oxygène, exprimé en $[g/lh]$;
- *ctr* : taux de transfert de gaz carbonique, exprimé en $[g/lh]$;
- r_x : taux spécifique d'accroissement cellulaire, exprimé en $[h^{-1}]$;
- r_S : taux spécifique de consommation du glucose, exprimé en $[h^{-1}]$;
- r_e : taux spécifique de réaction d'éthanol, exprimé en $[h^{-1}]$;

Les équations utilisées sont celles du chapitre 1 ;

4.2.3 Système expert flou (SEF)

La phase est issue d'un système expert flou (SEF) ; Les procédés de ce type sont souvent divisés en phases, dans lesquels certains mécanismes sont dominants. Une phase particulière est d'habitude, définie par un seul mécanisme dominant la dynamique durant cette phase. Pour déterminer dans quelle phase le processus y est, on a utilisé un (SEF) sous forme d'un contrôleur flou, représenté par la figure 4.3 ;

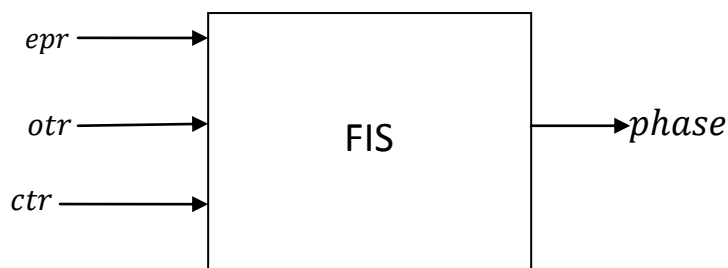


Figure 4.3 Contrôleur flou de type FIS

L'éditeur du FIS est donné à la figure IV.4 ;

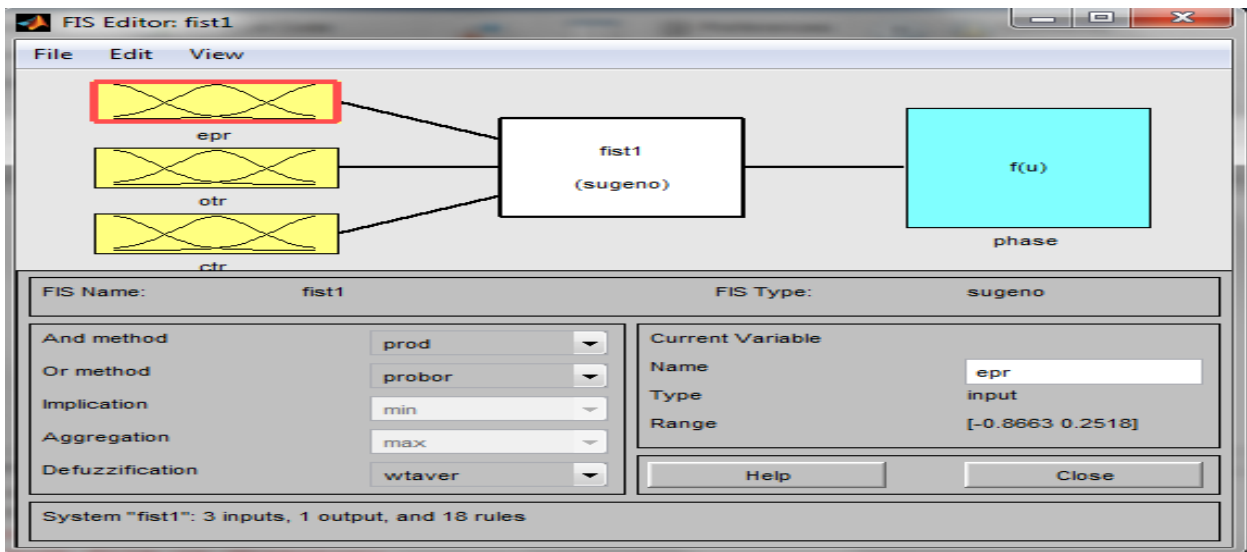


Figure 4.4 Editeur du FIS fist1

Les fonctions d'appartenance gaussiennes des trois entrées sont telles que la première entrée possède deux gaussiennes, la deuxième possède trois gaussiennes et la troisième possède aussi trois gaussiennes données par l'éditeur de fonctions d'appartenance dans les figures 4.5, 4.6 et 4.7 respectivement ; Tandis que la sortie, qui est la phase, elle est donnée par l'éditeur de fonction d'appartenance de la sortie à la figure 4.8 ;

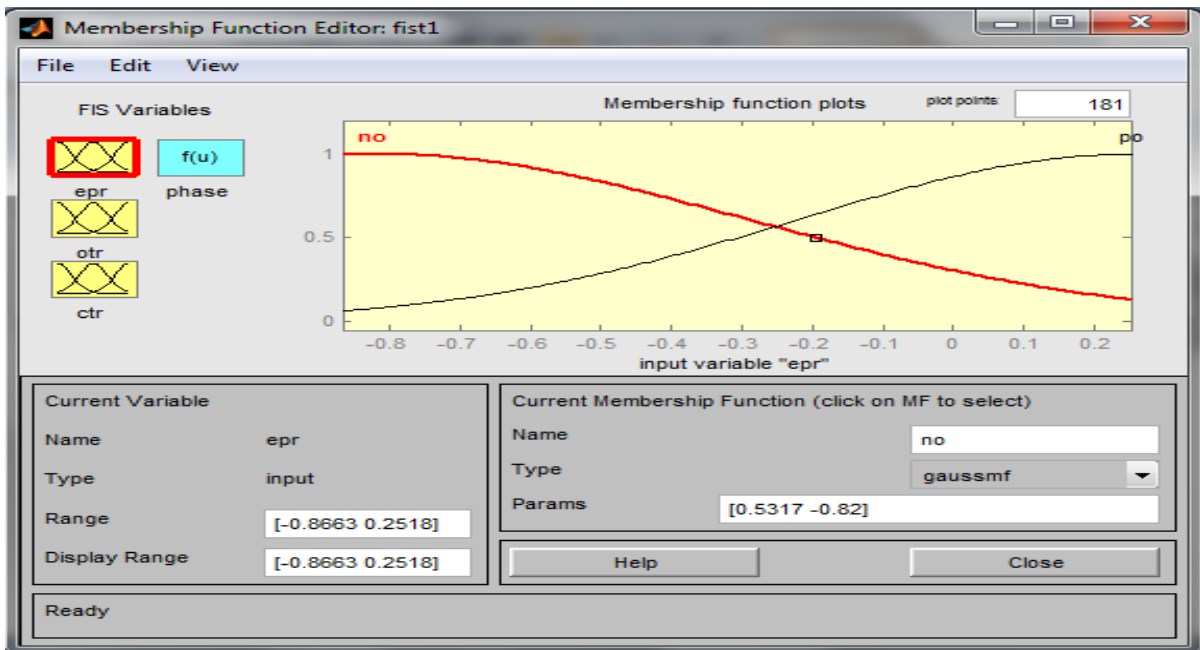


Figure 4.5 Les deux gaussiennes (no et po) d'epr

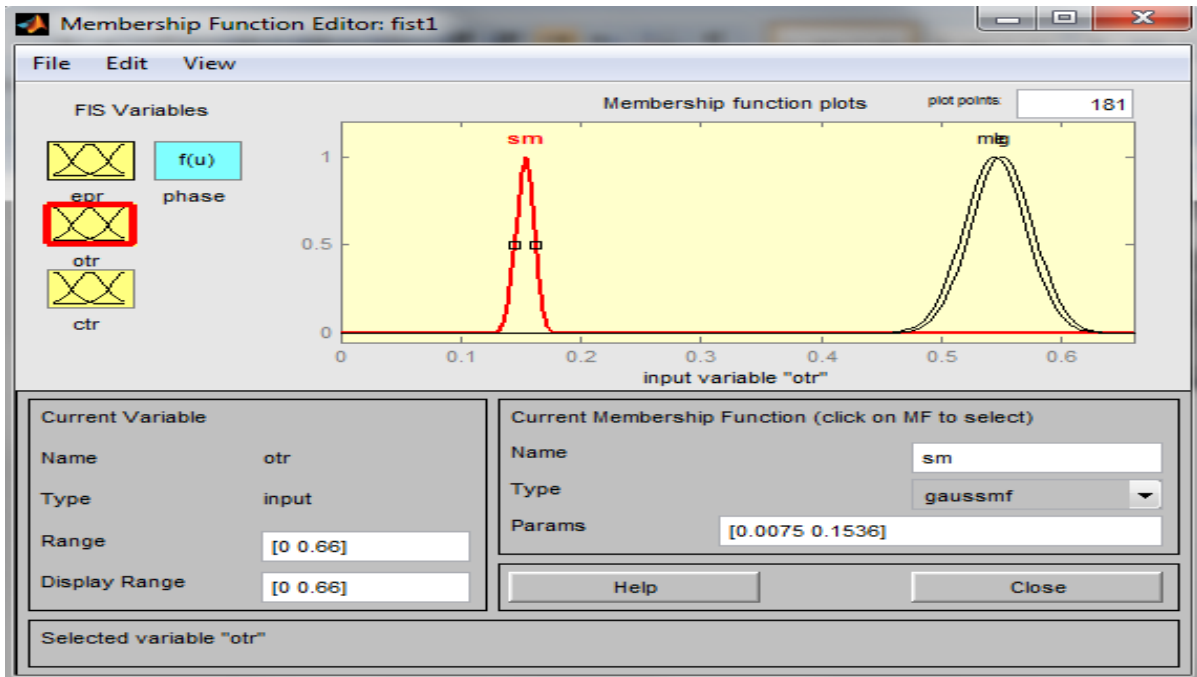


Figure 4.6 Les trois gaussiennes (sm, me et lg) d'otr

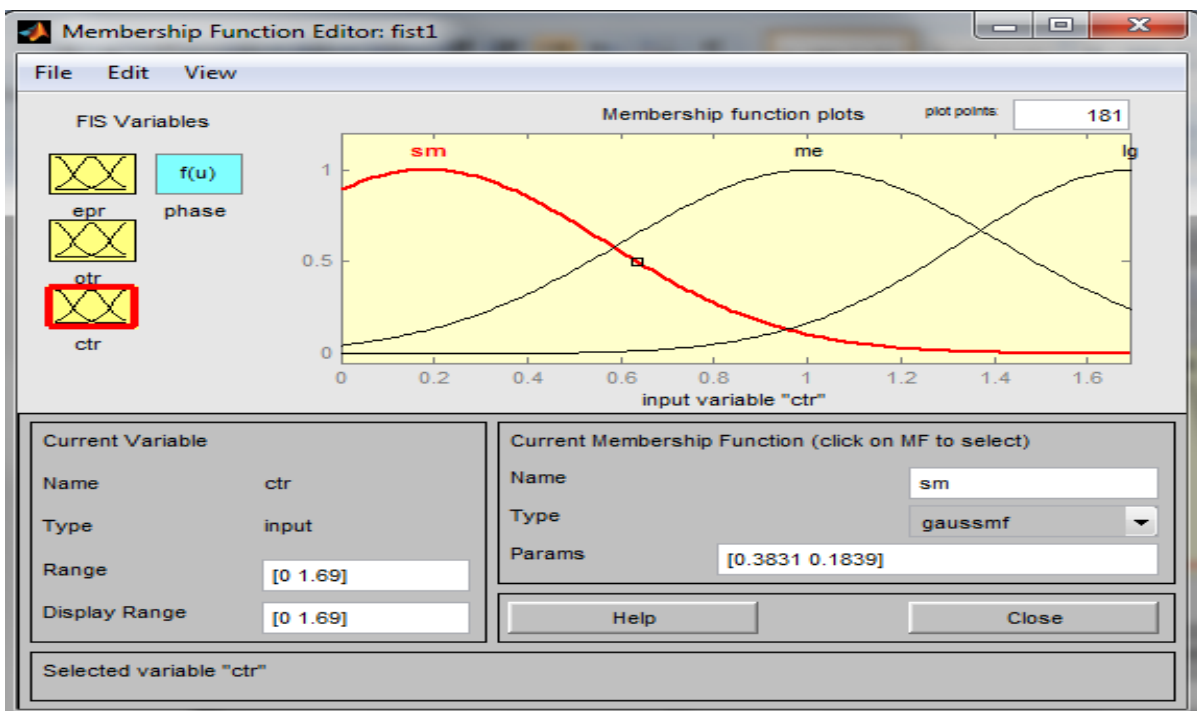


Figure 4.7 Les trois gaussiennes (sm, me et lg) de ctr

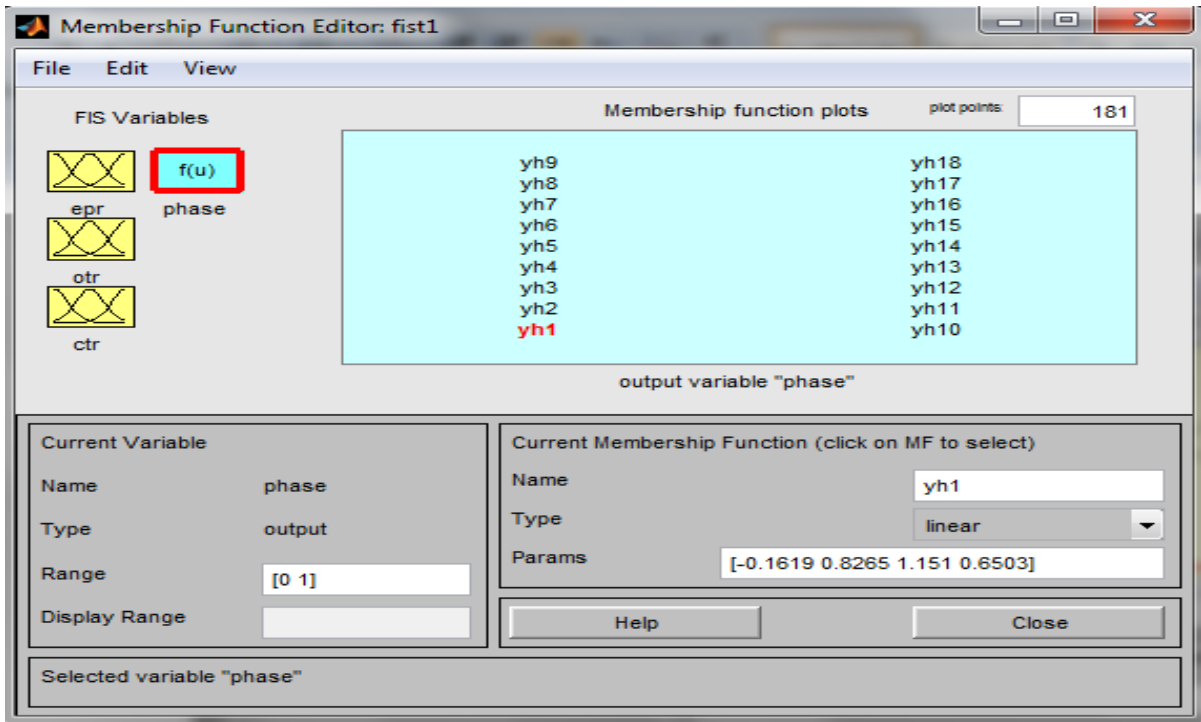


Figure 4.8 Les dix huit sorties locales du (SEF)

L'éditeur de règles montre les parties antécédentes et les parties conséquentes des dix huit règles, tel qu'il apparaît sur la figure 4.9 ;

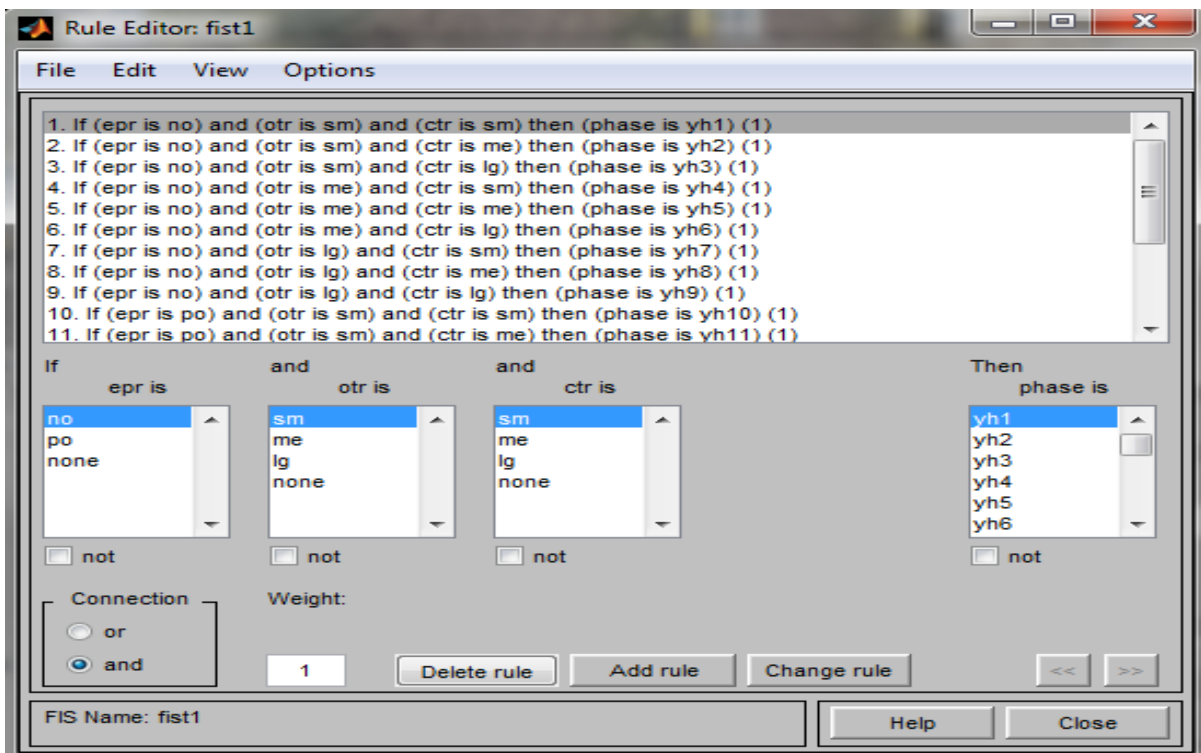


Figure 4.9 Les parties antécédentes et conséquentes des dix huit règles

Le rule viewer s'ouvre quand on commence la simulation ; Il fournit une animation de comment les règles sont activées durant la simulation du (SEF); le rule viewer du (SEF) est montré à la figure4.10 ;



Figure 4.10 Le rule viewer du (SEF)

4.2.4 Le réseau de neurones artificiel (RNA)

Pour estimer le taux spécifique \mathcal{r}_x d'accroissement cellulaire, on a conçu un réseau (RNA), ayant six entrées et qui sont *otr*, *ctr*, *eth*, *vol*, *phase* et le biais 1 ; Ce réseau possède dix neurones dans sa couche cachée et un neurone dans la couche de sortie et il est tel qu'il est montré à la figure 4.11; Par la commande *newff*, on a créé un réseau possédant les six entrées et donnant \mathcal{r}_x à sa sortie ; Les fonctions d'activation étant la tangente sigmoïde pour les entrées et purelin pour la sortie ; La tangente sigmoïde *tansig* de la variable α est donnée par :

$$tansig(\alpha) = 2/(1 + \exp(-2 * \alpha)) - 1 \quad (4.1)$$

Sa représentation graphique est donnée par la figure 4.12 ;

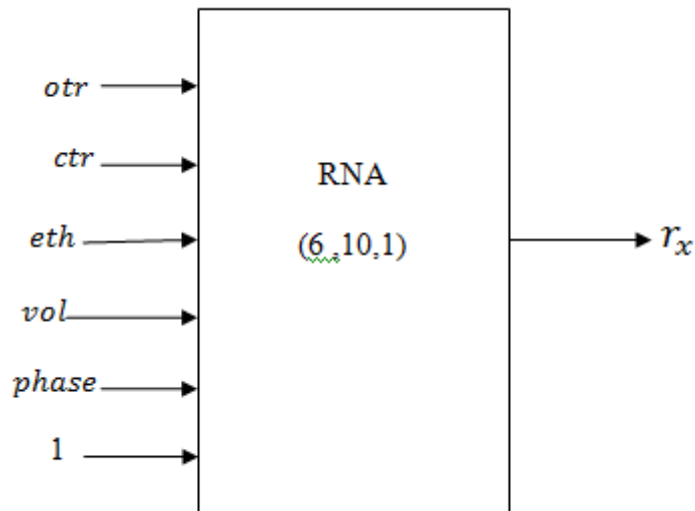


Figure 4.11 RNA pour estimer r_x

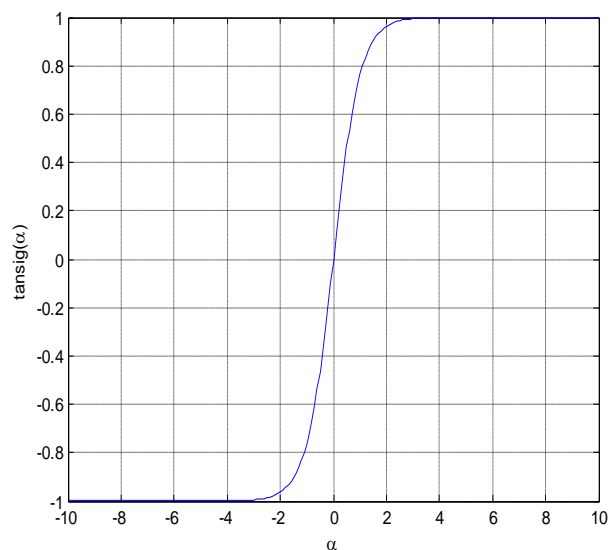


Figure 4.12 représentation de la fonction $tansig(\alpha)$

4.2.4 La structure de l'estimateur d'état du processus

4.2.4.1 Estimation du taux r_x et de la concentration X de la biomasse

Dans cette structure d'estimation, telle qu'elle est donnée à la figure 4.13, on compare d'abord le taux r_x généré avec le taux r_x estimé et le résultat est donné par X(2Y) graph et est montré à la figure IV.14 ; Dans cette comparaison, on note que r_x estimé subit un changement

qui coïncide exactement avec le changement de phase donné par le (SEF) ; Mis à part ceci, l'estimation de ce taux est satisfaisante (comme la représentation le montre);

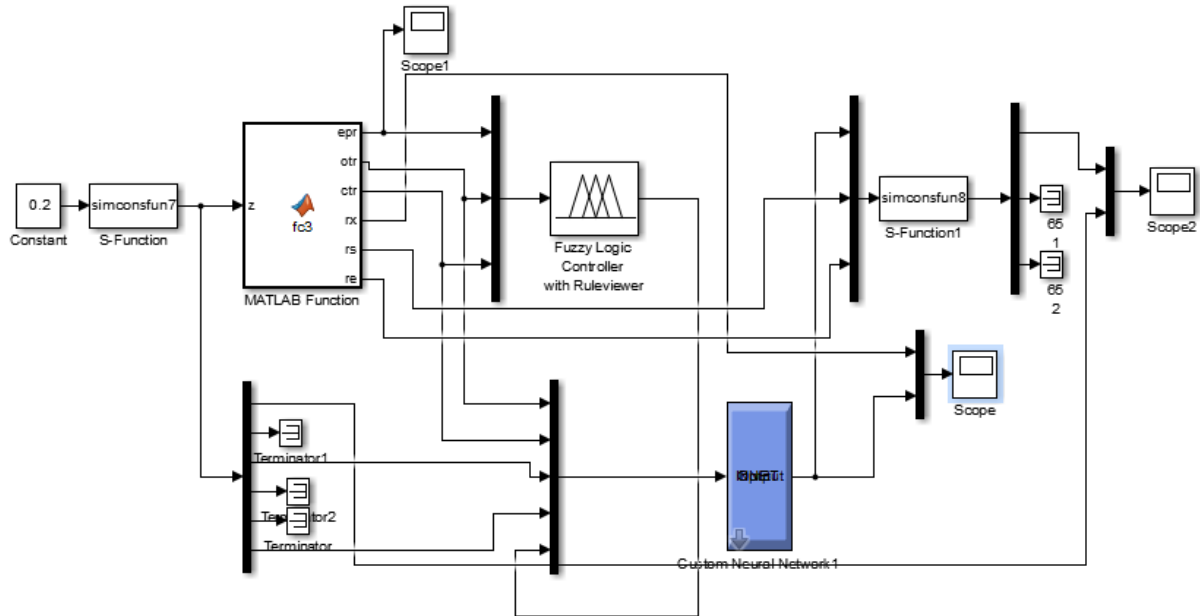


Figure 4.13 Structure de l'estimateur d'état pour estimer r_x et X

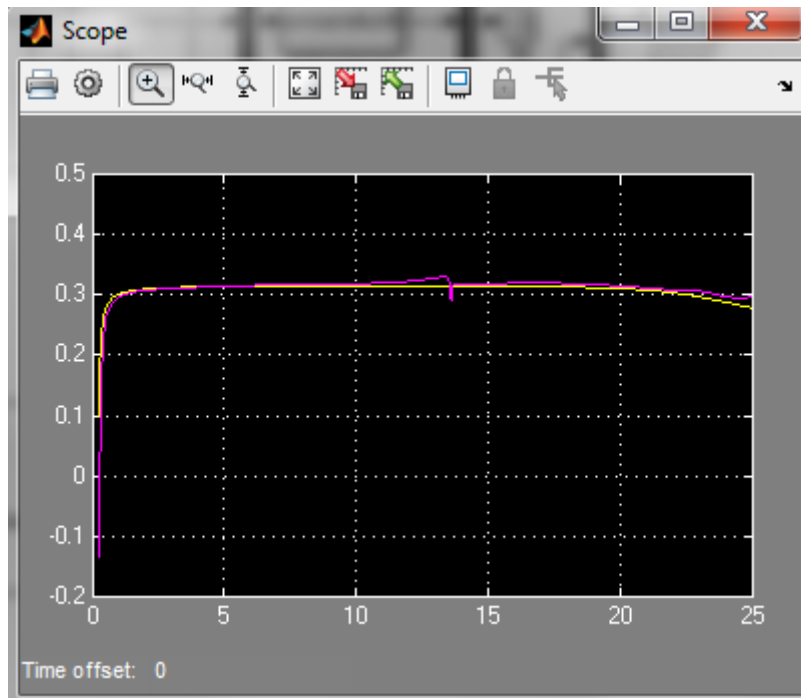


Figure 4.14 Représentation de r_x généré et r_x estimé

Maintenant, on utilise r_x qu'on vient d'estimer et par l'emploi de la fonction `simconfun8`, on estime la concentration X de la biomasse, les deux concentrations coïncident ; telles qu'elles apparaissent sur la figure 4.15 ;

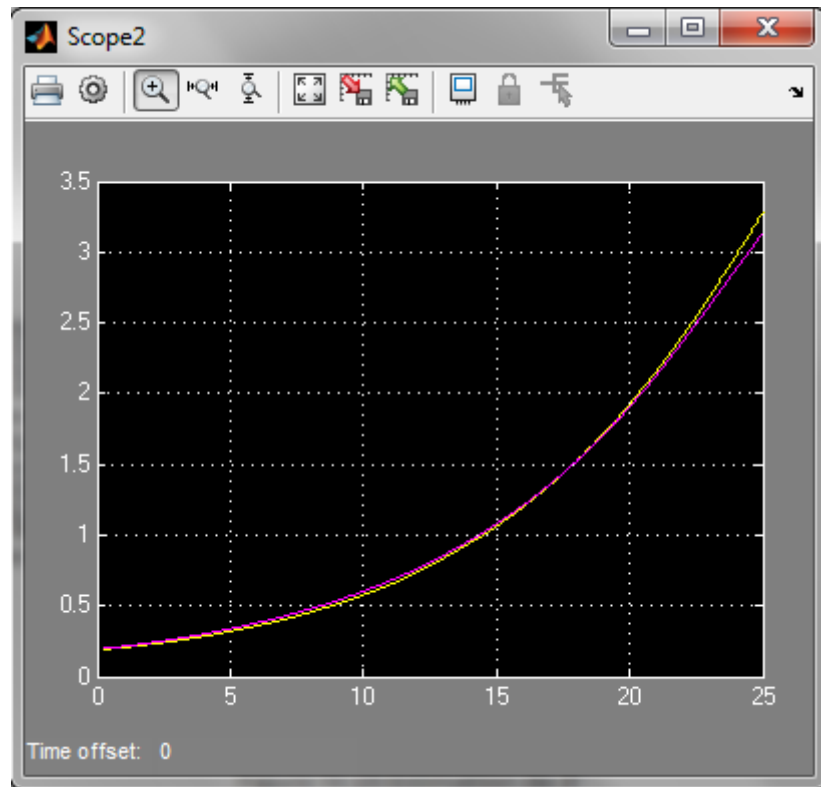


Figure 4.15 Estimation de X

4.2.4.2 Estimation du taux r_s et de la concentration S du glucose

Dans cette structure d'estimation, telle qu'elle est donnée à la figure 4.16, on compare d'abord le taux r_s généré avec le taux r_s estimé et le résultat est donné par X(2Y) graph et est montré à la figure 4.17 ; Dans cette comparaison, on note que r_s estimé subit un changement qui coïncide exactement avec le changement de phase donné par le (SEF) ; Mis à part ceci,

l'estimation de ce taux est satisfaisante (comme la représentation le montre);

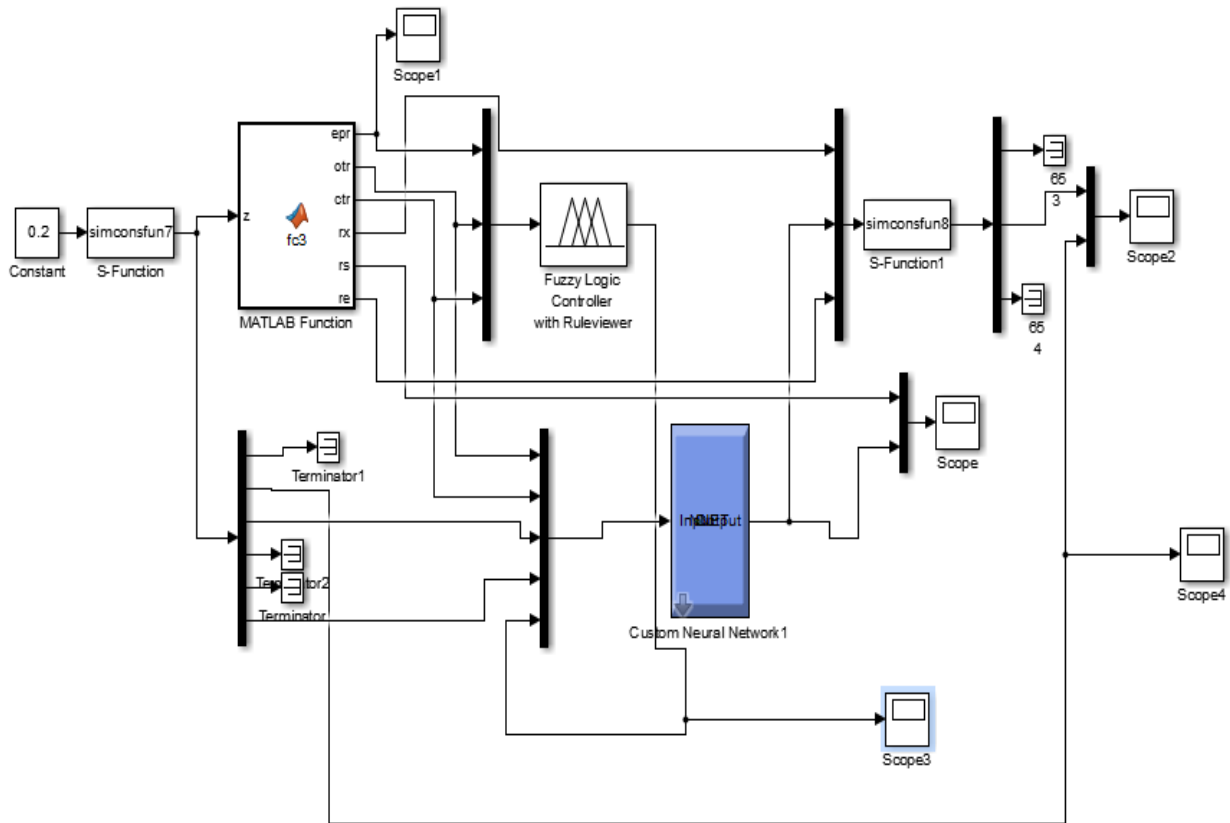


Figure 4.16 Structure de l'estimateur d'état pour estimer r_S et S

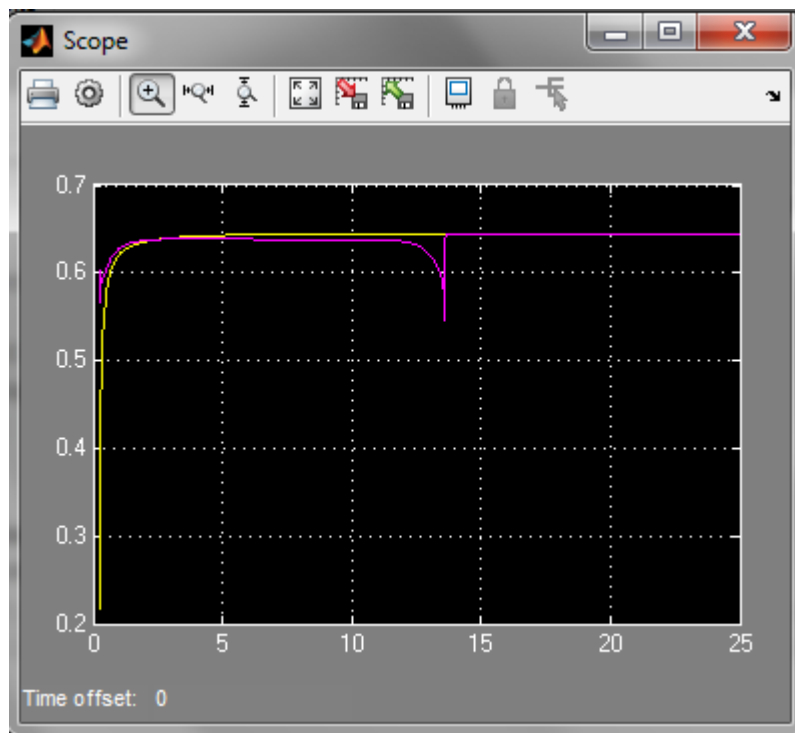


Figure 4.17 Représentation de r_S généré et r_S estimé

Maintenant, on utilise r_S qu'on vient d'estimer et par l'emploi de la fonction `simconsfun8`, on estime la concentration S du glucose, les deux concentrations coïncident ; telles qu'elles apparaissent sur la figure 4.18 ;

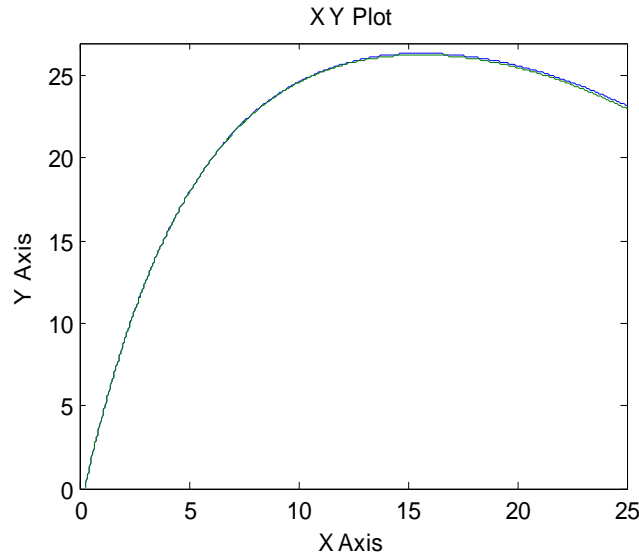


Figure 4.18 Estimation de S

4.2.4.3 Estimation du taux r_e

Dans cette structure d'estimation, telle qu'elle est donnée à la figure IV.19, on compare d'abord le taux r_e généré avec le taux r_e estimé et le résultat est donné par X(2Y) graph et est montré à la figure 4.20 ; Dans cette comparaison, on note que r_e estimé subit un changement qui coïncide exactement avec le changement de phase donné par le (SEF) ; Mis à part ceci, l'estimation de ce taux est satisfaisante (comme la représentation le montre);

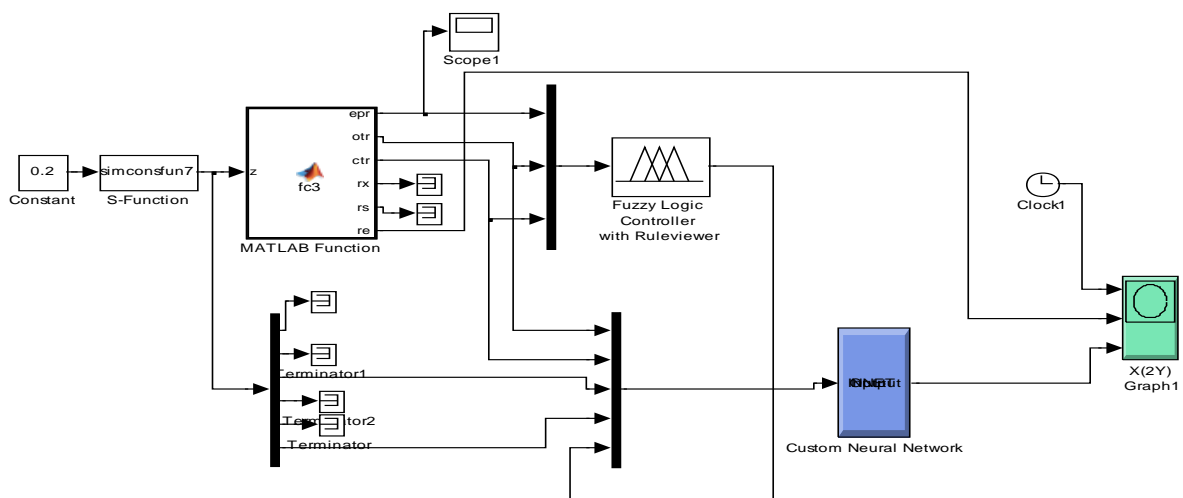


Figure 4.19 Structure de l'estimateur d'état pour estimer r_e

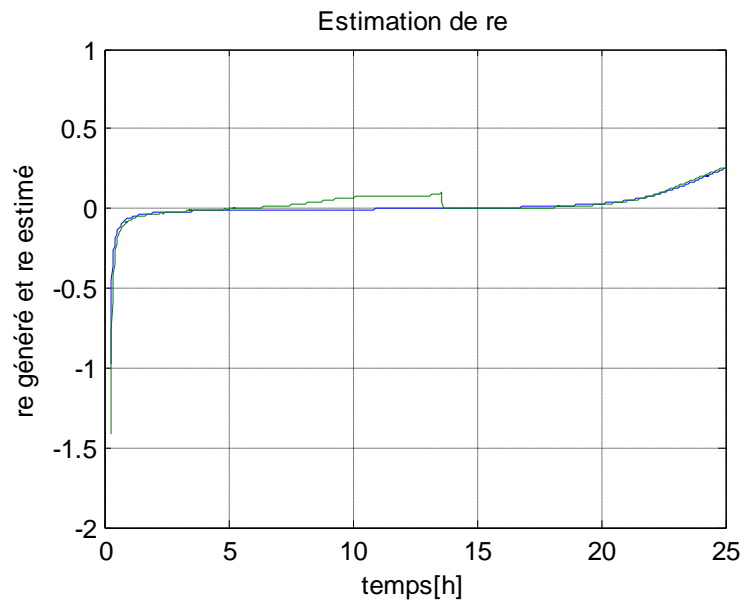


Figure 4.20. Estimation du taux r_e

Conclusion générale

Conclusion générale

Pour améliorer l'estimation de l'état et des paramètres de notre processus de fermentation fed batch, on a premièrement introduit la concentration d'éthanol, comme une entrée dans notre (RNA), parmi cinq autres entrées, puis on a mis au point un (FIS) Sugeno ayant trois entrées qui sont les trois taux, à savoir, le taux de production d'éthanol, le taux de transfert d'oxygène et le taux de transfert de gaz carbonique pour nous donner par activation de dix huit règles la phase dans laquelle le processus s'y retrouve .

Après plusieurs essais, on a accepté le réseau (RNA) avec une couche cachée de dix neurones ;

Les résultats d'estimation obtenus étaient très satisfaisants, surtout l'estimation des trois taux qui, pour les mesurer, il faut utiliser des capteurs spécifiques ;

Dans le futur, on continue pour incorporer d'autres entrées et même établir un modèle hybride et plus complexe pour une estimation plus précise.

Liste des figures

Figure 1.1. bioreacteur en fed-batch mode($n=1$) et cycle mode ($n>1$)	2
Figure I.2- principe d'un bioréacteur.....	8
Figure 2.1. Un système d'inférence floue.....	12
Figure 2.2. Approche intégrée de la modélisation	15
Figure 2.3.fonction triangulaire.....	16
Figure 2.4.fonction trapézoïdale.....	17
Figure 2.5. fonction gaussienne	18
Figure 2.6. Structure d'un FIS.....	19
Figure 2.7. défuzzification dans le cas d'inférence Mamdani	21
Figure 2.8. résultats de l'agregation des 3 règles	21
Figure 2.9. Résultats de l'agregation	21
Figure 2.9. exemple de défuzzification dans le cas d'inférence Sugeno	22
Figure 2.10. l'agregation des 3 règles	23
Figure 3. 1. Le neurone biologique	28
Figure 3. 2 Modèle de base d'un neurone formel.	29
Figure 3. 3. Différents types de fonctions d'activation pour le neurone formel.....	30
Figure 3. 4.Réseau Monocouche.....	31
Figure 3. 5. Réseau multicouche.....	31
Figure 4.1 Schéma de la fonction simconsfun7	37
Figure 4.2 Fonction Fc3	39
Figure 4.3 Contrôleur flou de type FIS	39
Figure 4.4 Editeur du FIS fist1.....	40
Figure 4.5 Les deux gaussiennes (no et po) d' epr	40
Figure 4.6 Les trois gaussiennes (sm, me et lg) d' otr	40
Figure 4.7 Les trois gaussiennes (sm, me et lg) de ctr	41
Figure 4.8 Les dix huit sorties locales du (SEF)	42
Figure 4.9 Les parties antécédentes et conséquentes des dix huit règles	42
Figure 4.10 Le rule viewer du (SEF)	43

Liste des figures

Figure 4.11 RNA pour estimer r_x	44
Figure 4.12 représentation de la fonction $tansig(\alpha)$	44
Figure 4.13 Structure de l'estimateur d'état pour estimer rx et X	45
Figure 4.14 Représentation de rx généré et rx estimé	45
Figure 4.15 Estimation de X	46
Figure 4.16 Structure de l'estimateur d'état pour estimer rS et S	47
Figure 4.17 Représentation de rS généré et rS estimé	47
Figure 4.18 Estimation de S	48
Figure 4.19 Structure de l'estimateur d'état pour estimer re	48
Figure 4.20. Estimation du taux r_e	49

Liste des tableaux

Liste des tableaux

Tableau 3. 1. Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.....28

Tableau 4.1 Les 16 paramètres de Sonnleitner et Käppeli.....38

Référence et bibliographie

- [1] Fed-batch culture - Wikipedia, the free encyclopedia: en.wikipedia.org/wiki/Fed-batch_culture.
- [2] **Bioréacteur — Wikipédia**. fr.wikipedia.org/wiki/Bioréacteur.
- [3] **Fermentation — Wikipédia** : fr.wikipedia.org/wiki/Fermentation
- [4] **Les fermentation** : webpeda.ac-montpellier.fr/wspc/ABCDORGA/.../FERMENTATIONS.ht..
- [5] Document
- [6] **Fermentation en continu-discontinu, dite de type fed-batch** : www.techniques-ingenieur.fr/.../fermentations.../fermentation-en-continu..
- [7][**Abraham, 2001A**]. Abraham "Neuro Fuzzy Systems: State-of-the-art Modeling Techniques", School of Computing & Information Technology, **Université Monash, Australie, 2001**.
- [8] [**Chekroun, 2009**] S. Chekroun "Commande Neuro-Floue sans Capteur de Vitesse D'une machine Asynchrone Triphasee", Mémoire pour L'Obtention du Diplôme de Magister, Ecole Normale Supérieure **d'Enseignement Technologique d'Oran, Octobre 2009**.
- [9] [**Eliasmith, 2002**] C. Eliasmith, C.H. Anderson, "Neural Engineering: Computation, Representation, and Dynamics in Neurobiological Systems", Ed **The MIT Press, 2002**.
- [10] [**McCulloch et Pitts, 1943**] W. S. McCulloch, W. Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity", **Bulletin of Mathematical Biophysics, 5 :115_133, 1943**.
- [11] [**Hagan et al., 1996**] M.T. Hagan, H.B. Demuth, et M. Beale, "Neural network design", **PWS Publishing Company, Boston, Massachusetts, 1996**.
- [13] [**Moody et Darken, 1995**] J. Moody, C. Darken, "Fast learning in network of locally-tuned processing units", **Neural Computation, 1:606_623, 1995**.
- [14] [**Zemalache, 2006**] K. Zemalache "Commande d'un système sous- actionne : Application a un drone a Quatre Helices " Thèse de doctorat en Génie Informatique, Automatique, Université d'Evry Val **d'Essonne, Décembre 2006**.
- [15] [**Benreguieg, 1997**] M. Benreguieg, "Aides à la Navigation d'un Robot Mobile dans un Environnement Partiellement Connue", Thèse de Doctorat, **Université d'Evry Val d'Essonne, Janvier 1997**.

Référence et bibliographie

- [16] [Parizeau, 2004] M. Parizeau,
"Réseaux Neurones ", GIF-21140 et GIF-64326,2004.
- [17] **Adaptive Neural Fuzzy Inference Systems (ANFIS):**
www.rpi.edu/~bonisp/fuzzy-course/.../anfis.rpi04.pdf
- [18] **figure -principe de fonctionnement d'un réseaux Neuro-flou .**
Download (2MB) - Université Mohamed Khider- Biskra : thesis.univ-biskra.dz/.../commande_prdictive_non_lineaire_en_utilisant_...
- [19] **Les Réseaux de Neurones et le Système ANFIS :**
montada.echoroukonline.com › ... › منتدى الهندسة
- [20] **diagnostic industriel par neuro-flou -application a un systeme de production**
<http://rd.univ-batna.dz/notice.php?id=130009>
- [21] **]Spécification d'un système neuro-flou :**
<https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-00192060/document>
- [22] **Application des systèmes hybrides neuro-flous au :**
perso.enp.edu.dz/~boubakeur/wp-content/.../PFE-Aouchar-Bekhaled.pdf
- [23] **Teaching genetic algorithm using matlab /**
<http://noticias.espe.edu.ec/controlinteligente/files/2012/11/genetic-algorithm-in-MATLAB.pdf>
- [24] **Cours algorithme génétique :**
Mémoire Magister En Electronique Option - Université ...
<http://www.umc.edu.dz/buc/theses/electronique/TER4682.pdf>
- [25] **Contribution des approches de l'intelligence artificielle pour la stabilisation robuste des systèmes non linéaires**
T2223heses.univ-oran1.dz/document/15201648t.pdf
- [26] **Cours algorithme génétique :**
Download (2MB) - Université Mohamed Khider- Biskra : thesis.univ-biskra.dz/.../commande_prdictive_non_lineaire_en_utilisant_...
- [27] **systeme anfis:** <file:///C:/Users/2015/Downloads/inj%20MAHMOUDI%20RAFIK.pdf>
- [28] **La modélisation des systèmes biologiques :**
www-sop.inria.fr/members/Olivier.Bernard/hdr_obernard.pdf