

**REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE**

**MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA  
RECHERCHE SCIENTIFIQUE**



**المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات  
Ecole Nationale Polytechnique**

**ECOLE NATIONALE POLYTECHNIQUE**

**DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE  
SPECIALITE AUTOMATIQUE**

**PROJET DE FIN D'ETUDES**

**EN VUE DE L'OBTENTION DU DIPLOME D'INGENIEUR D'ETAT EN  
AUTOMATIQUE**

**Commande par Logique Floue  
et Neuro-Floue  
d'une Colonne d'absorption**

**Dirigé par :**

**R.ILLOUL**

**A.SLATNIA**

**Réalisé par :**

**ILTEN Adel**

**BELAIDI Ahmed Amine**

**Promotion Juin 2006**

Nous remercions le bon dieu de nous avoir donné le courage, la force, la volonté et surtout la patience qui nous ont permis d'accomplir ce travail.

## *Dédicaces*

*Je dédie ce travail à mes très chers parents, pour leurs sacrifices et encouragements durant toutes ces années d'études, pour leurs conseils et orientations dans ma vie*

*Je le dédie également à la mémoire de mes grands parents paternels, qu'ils reposent en paix.*

*Je le dédie bien sur à mes sœurs Doria et Ferial, à mes grands parents maternels et à toute ma famille.*

*Je le dédie à tous mes amis et tous ceux qui me sont chers.*

*Adel*

*Je dédie ce travail aux deux plus chères personnes au monde qui sont mes parents, pour tous leurs amours, encouragements, conseils, sacrifices, patience et confiance.*

*Je le dédie aussi à la mémoire de mon très cher oncle.*

*Je le dédie également à ma très chère sœur Lilia, à ma cousine Neila, à ma très chère grand-mère mémé ainsi qu'à toute ma famille.*

*Je le dédie enfin à tous mes amis et ceux qui me sont chers.*

*Amine*

## ***REMERCIEMENTS***

*Ce travail a été réalisé au sein du laboratoire de commande des processus de l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger sous la direction de Monsieur R.ILLOUL, chargé de cours à l'ENP.*

*Nous le remercions en sa qualité d'encadreur, pour sa gentillesse, sa bonne humeur, sa disponibilité, ses précieux conseils et pour la confiance qu'il nous a témoigné en dirigeant ce travail.*

*Nous exprimons notre profonde gratitude à Mr. BERKOUK, professeur à l'ENP pour l'honneur qu'il nous fait en présidant le jury, ainsi qu'à Mr. CHEKIREB, maître de conférence à l'ENP et Mr. SLATNIA, docteur à l'ENP, pour avoir accepté de faire partie du jury et de nous avoir donné tous les moyens nécessaires pour l'aboutissement de ce travail.*

*Nous remercions tous ceux qui ont de près ou de loin contribué à l'aboutissement et l'amélioration de ce travail.*

*Enfin, nous remercions vivement tous ceux qui ont contribué à notre formation, qui nous ont transmis le savoir et la bonne conduite.*

## Table des matières

Introduction Générale.....	1
----------------------------	---

### *Chapitre I : Modélisation de la colonne d'absorption*

I.1 Introduction.....	4
I.2 La colonne d'absorption, son environnement, son fonctionnement .....	6
I.3 Principe .....	6
I.4 Bilan de matière en phase liquide .....	7
I.5 Expression de la densité de flux de matière vers la phase liquide .....	8
I.5.1 Cas de réaction de pseudo-premier ordre.....	8
I.6 Equation du modèle .....	11
I.7 Conclusion .....	16
NOMENCLATURE.....	17

### *Chapitre II : Simulation dynamique de la colonne d'absorption*

II.1 Introduction .....	18
II.2 Equations aux dérivées partielles (EDP) .....	18
II.3 Simulation de la colonne d'absorption .....	19
II.3.1 Description de la fonction pdepe .....	19
II.3.2 Résultats de la simulation .....	20
II.3.3 Interprétations.....	25
II.4 Conclusion.....	27

### *Chapitre III : Logique floue*

III.1 Introduction.....	28
III.2 Bref historique.....	29
III.3 Les différents domaines d'applications.....	29
III.4 Définitions.....	30
III.4.1 Processeur.....	30
III.4.2 Logique floue .....	30
III.4.3 Processeur flou .....	31
III.5 Principes de la logique floue .....	31
III.5.1 Introduction .....	31

III.5.2 Variables floues.....	31
III.5.3 Règles d'inférence.....	33
III.6 Variables floues.....	34
III.6.1 Introduction.....	34
III.6.2 Fonctions d'appartenance.....	34
III.6.3 Intervalles flous.....	35
III.7 Inférences et opérateurs.....	36
III.7.1 Règles d'inférences.....	36
III.7.2 Opérateurs.....	36
III.8 Combinaison des règles et défuzzification.....	39
III.8.1 Introduction.....	39
III.8.2 Combinaison des règles.....	39
III.8.3 Défuzzification.....	39
III.8.4 Défuzzification par calcul du centre de gravité.....	40
III.8.5 Défuzzification par calcul du maximum.....	40
III.9 Commande par logique floue.....	41
III.9.1 Schéma d'une commande floue.....	41
III.9.2 Contrôleur flou.....	42
III.9.3 Types de régulateur flou.....	43
III.9.3.1 Régulateur flou de type Mandani.....	43
III.9.3.2 Régulateur flou de Sugeno.....	45
III.9.4 Synthèse des régulateurs flous.....	45
III.9.5 Les avantages.....	46
III.10 Conclusions.....	46

***Chapitre IV : Commande neuro-floue***

IV.1 Introduction.....	47
IV.2 Réseaux de neurones.....	47
IV.2.1 Le neurone biologique.....	47
IV.2.1.1 Structure du neurone.....	48
IV.2.1.2 Organisation en réseaux.....	49
IV.2.1.3 Plasticité synaptique.....	49
IV.2.2 Neurone formel.....	50
IV.2.3 Eléments constitutifs d'un réseau de neurones.....	52

IV.2.4 Classification des réseaux de neurones.....	53
IV.2.5 Architecture des réseaux de neurones.....	54
IV.2.6 Apprentissage des réseaux de neurones.....	54
IV.2.6.1 Apprentissage supervisé.....	54
IV.2.6.2 Apprentissage non supervisé.....	55
IV.2.6.3 Algorithme d'apprentissage.....	55
IV.3 Contrôleur neuro-flou.....	56
IV.4 Apprentissage du contrôleur neuro flou.....	59
IV.5 Conclusion.....	61

*Chapitre V : Application à une colonne d'absorption*

V.1 Introduction.....	62
V.2 Présentation des stratégies de commande.....	62
V.2.1 Régulateur flou.....	62
V.2.2 Régulateur Neuro-flou.....	64
V.3 Résultats de la simulation.....	66
V.3.1 Perturbations sur la concentration du CO <sub>2</sub> en entrée de la colonne.....	67
V.3.2 Perturbations sur le débit du gaz en entrée.....	75
V.3.3 Diminution de la taille de la base de règles pour le régulateur flou.....	76
V.3.4 Mauvais choix des conclusions des règles pour le régulateur flou et mauvaise initialisation des poids pour le régulateur Neuro-flou.....	78
V.4 Interprétations des résultats.....	79
V.4.1 Perturbations sur la concentration du CO <sub>2</sub> à l'entrée de la colonne.....	79
V.4.2 Perturbations sur le débit du gaz en entrée.....	79
V.4.3 Diminution de la taille de la base de règles.....	80
V.4.4 Mauvais choix des conclusions des règles pour le régulateur flou et mauvaise initialisation des poids pour le régulateur Neuro-flou.....	81
V.5 Conclusion.....	81
Conclusion Générale.....	82
Perspectives.....	83
Références bibliographiques.....	84

## **Introduction Générale :**

L'industrie, de nos jours, fait face aux problèmes de contrôle de systèmes non linéaires de plus en plus complexes qui présentent des modèles mathématiques inconnus ou difficiles à introduire. Cependant des développements importants sur le plan pratique et théorique ont été effectués dans le domaine de la commande des systèmes industriels. Plusieurs travaux furent concrétisés, pour sa part la recherche dans la dynamique et le contrôle des procédés de séparation a connu également un développement remarquable.

L'absorption est l'un de ces procédés de séparation les plus utilisés dans l'industrie chimique et pétrochimique. Sa modélisation et sa commande ne sont pas des tâches faciles à réaliser, car il s'agit d'un procédé très complexe en raison de ses non-linéarités et de son caractère réparti ; en outre, il est soumis à de nombreuses perturbations et à des contraintes.

Les systèmes traditionnellement utilisés pour la commande de ces procédés sont parfois difficiles à concevoir en raison de la nécessité de posséder un modèle mathématique précis du procédé. Ils peuvent aussi être lourds à mettre en œuvre ou encore insuffisants pour réaliser la tâche qui leur a été confiée.

Vu l'importance des procédés d'absorption dans l'industrie et les coûts d'opération causés en grande partie par l'énorme quantité d'énergie qu'ils consomment, il est très important, d'un point de vue économique, de développer des techniques d'optimisation et de commande qui permettent d'améliorer l'efficacité des unités d'absorption existantes.

Ces dernières années, des techniques non conventionnelles, comme les réseaux de neurones et la logique floue, ont connu un grand essor dans le domaine de l'automatique. Dans le cas des réseaux de neurones, leur propriété d'approximation universelle ainsi que leur nature multivariable en ont fait des outils très puissants pour la modélisation et la commande de procédés non linéaires complexes. De même, dans le cas des systèmes d'inférence floue (SIF), leur propriété d'approximation universelle et surtout la possibilité de s'appuyer sur des connaissances expertes sur le processus à piloter pour concevoir un système de commande, ont permis de les utiliser avec succès dans de nombreuses applications. Ces connaissances se traduisent sous forme de règles telles que : « si telle structure alors telle conclusion », règles qui constituent une part importante de la connaissance. Mais toute la connaissance d'un expert ne peut pas être entièrement verbalisée, il est donc naturel de diviser la connaissance humaine en une partie structurée, traduite en langage naturel, et une autre partie non structurée



correspondant à une boîte noire. Cette limitation inhérente aux systèmes d'inférence floue a conduit à la conception de nouvelles stratégies de commande hybrides « *NEURO-FLOUE* » intégrant les avantages que présente chacune de ces stratégies pour aboutir à une représentation plus complète des connaissances et ainsi à une amélioration des performances de régulation.

Dans ce travail nous étudions donc l'application des stratégies de commande Classique PI, Floue et Neuro-flou à la conduite d'un procédé d'absorption. Le processus d'absorption se déroule dans une colonne à garnissage faisant partie d'une unité pilote située au département de Génie chimique de l'école nationale polytechnique. Ce processus comprend le transfert du gaz carbonique d'une phase gazeuse (un mélange air + CO<sub>2</sub>) vers une phase liquide. Les deux phases circulent à contre courant à travers la colonne. Pour faire augmenter les capacités d'absorption du liquide, nous avons ajouté de la méthanolamine à l'eau (MEA) qui réagit chimiquement avec le CO<sub>2</sub>. C'est surtout cette réaction chimique, couplée au transfert de matière physique, qui rend difficile la modélisation du phénomène d'absorption. Pour des raisons économiques, la solution d'amine est régénérée par chauffage dans une colonne de régénération où le CO<sub>2</sub> et la MEA sont séparés.

Le problème qui a formé le point de départ de cette étude est formulé d'une façon générale comme étant la détermination d'une stratégie de commande Floue et Neuro-floue pour le problème d'absorption visant à améliorer les résultats obtenus par une commande floue conventionnelle. Plus précisément, dans le cas de perturbations affectants la composition du CO<sub>2</sub> à l'entrée de la colonne ou bien le flux gazeux, et cela en faisant varier le débit de liquide de lavage introduit en haut de la colonne pour ramener la concentration du CO<sub>2</sub> en sortie de colonne à une valeur fixe encore appelée consigne correspondant au point de fonctionnement.

Les aspects théoriques et pratiques de notre travail sont répartis sur cinq chapitres :

- Le premier chapitre traite de la description et de la modélisation de la colonne d'absorption.
- Le second chapitre présente les résultats de la simulation du processus d'absorption en boucle ouverte et en boucle fermée avec une commande classique PI pour différentes valeurs de la perturbation.

- Le troisième chapitre est consacré à la présentation de la théorie de la logique floue ainsi que la stratégie de commande floue.

- Le quatrième chapitre est dédié à la commande Neuro-floue.

- Le cinquième chapitre illustre les résultats de simulation des différentes commandes floue et neuro-floue appliqué à notre système avec leurs interprétations en concluant avec une comparaison entre les trois techniques de commande que sont : La commande PI, floue et neuro-floue.

Une conclusion générale termine ce mémoire, elle récapitule les principaux résultats obtenus et présente les conclusions et perspectives de ce travail.

# **Chapitre I**

## **Modélisation de la colonne d'absorption**

## I.1 Introduction :

Les processus physico-chimiques sont très réponsus en pratique et l'on sait que leur modélisation devrait en toute rigueur faire appel à des équations aux dérivées partielles. Ce caractère réparti est rarement retenu sur le plan industriel car il conduit à des modèles de connaissances en général trop compliqués pour être utilisable [3],[4].

Très souvent, on envisage alors dès le départ un modèle de conduite (de type boîte noire) dans la majeure partie des cas. Mais l'amélioration souhaitée des performances peut amener à garder le modèle de connaissance (ce qui a été le cas pour notre application) [3],[4].

La modélisation de type génie chimique permet d'établir un modèle de procédés à partir des lois fondamentales de la physique et de la chimie telles que la conservation de la masse, le premier principe de la thermodynamique, les équilibres entre phases, les lois de transfert....

Dans leur formulation la plus générale, ceux-ci s'écrivent (ce qui rentre)+(ce qui se crée)=(ce qui sort)+(ce qui s'accumule). Le terme de création correspond par exemple à la production d'espèce chimique dans un réacteur ou à l'augmentation d'entropie dans un bilan entropique. Il peut être négatif pour traduire une consommation d'espèce chimique dans un réacteur. Le terme d'accumulation n'intervient que dans les systèmes non stationnaires, il traduit les fluctuations de la quantité de produit en réponse à un changement de concentration ou de retentions. Les deux autres termes représentent la contribution des flux convectifs et des phénomènes de transport.

L'un des problèmes rencontrés dans le domaine de la commande des processus a été celui de la colonne d'absorption, le principal obstacle était sa modélisation. Cette dernière a connu des développements considérables grâce à la recherche afin d'arriver à un modèle mathématique qui représente réellement le fonctionnement de la colonne avec lequel on peut passer à la simulation.

Dans ce chapitre, nous développerons un modèle mathématique décrivant un processus d'absorption (absorption du CO<sub>2</sub> contenu dans un mélange AIR + CO<sub>2</sub> par une solution de MEA + eau) dans une colonne à garnissage opérant à contre courant. Ce modèle est caractérisé par son aspect réparti et fortement non linéaire.

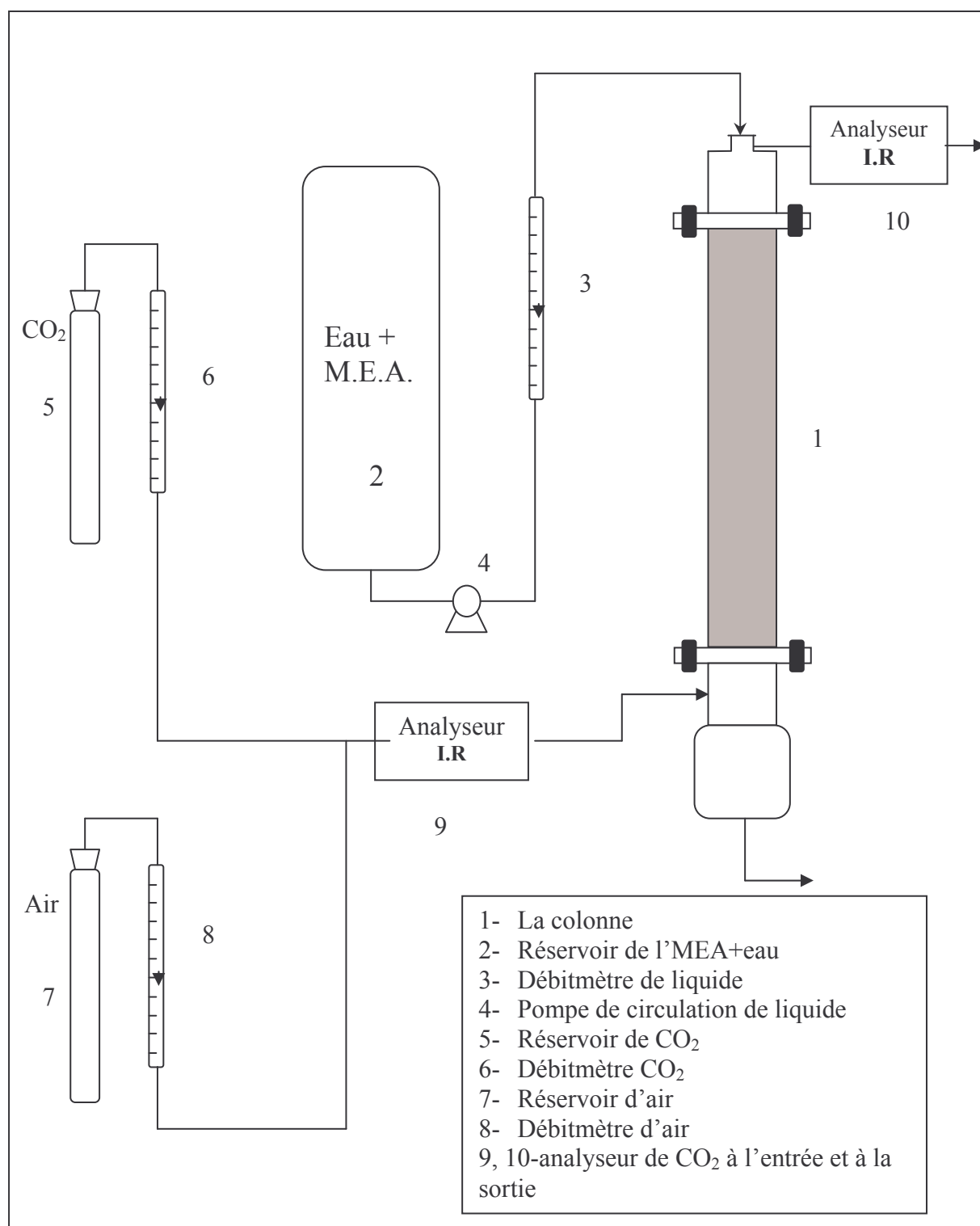


Figure I.1 Schéma de la colonne d'absorption

## I.2 La colonne d'absorption, son environnement, son fonctionnement :

Le processus d'absorption étudié dans ce travail consiste à retirer d'un mélange gazeux (air + CO<sub>2</sub>) le gaz acide (CO<sub>2</sub>) qu'il contient, et cela en utilisant un liquide de lavage (MonoEthanolAmine + eau). Les deux phases (gaz, liquide) opérant à contre courant.

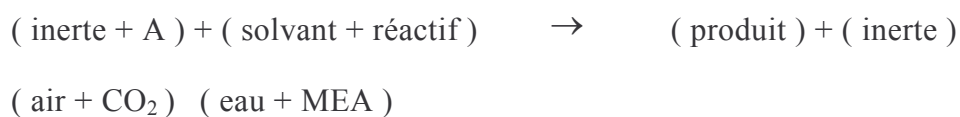
Cette absorption est réalisée dans une colonne de verre (figure 1.1), mesurant 1.26 mètres de hauteur et 75 mm de diamètre intérieur. Deux plateaux en PVC sont disposés tous les 630 mm dans le but de recentrer le liquide et de permettre la prise d'échantillons liquides et gazeux. La colonne est remplie d'un garnissage de type anneaux raschig de 10mm de diamètre pour améliorer la surface de contact entre phases. Elle permet de traiter un débit de l'ordre de 1441.56 l/h de gaz contenant approximativement 30% en volume de CO<sub>2</sub>, l'amplitude des perturbations en composition du CO<sub>2</sub>, dans le mélange à traiter est de l'ordre de 10% à 15%.

Le mélange gazeux à épurer est introduit en fond de colonne et le liquide de lavage (MEA + eau) en tête de celle ci. Ce liquide va se charger en gaz carbonique et nous aurons donc en tête de la colonne le gaz épuré. Par mesure d'économie la (MEA) est régénérée (épurée du CO<sub>2</sub> qu'elle contient) par élévation de température (110°C) puis recyclée dans le pilote. l'absorption est réalisée à pression atmosphérique et à une température t=25°C, il n'est donc pas question d'extrapoler à une colonne de type industrielle ( fonctionnant à des pressions élevées de l'ordre de 70 bars et de dimensions beaucoup plus importantes) les résultats obtenus sur ce pilote de laboratoire. [12]

## I.3 Principe :

L'absorption d'un gaz accompagnée d'une réaction chimique en phase liquide permettra d'améliorer l'efficacité de la séparation (par exemple l'absorption du CO<sub>2</sub> dans une solution aqueuse de soude. amine ...etc.), et la sélectivité de séparation (par exemple l'absorption du CO<sub>2</sub> et H<sub>2</sub>S dans des solutions d'éthanolamine). [11]

La réaction chimique à étudier est la suivante :



Au cour de laquelle le soluté A réagit avec le réactif E en solution pour donner le produit p.

Comme toute opération de transfert de matière, l'absorption avec réaction chimique peut

être décomposée en plusieurs étapes :

- Transfert de A de la phase gazeuse vers l'interface gaz/liquide ;
- Transfert de A de l'interface vers la phase liquide ;
- Transfert du réactif dans la phase liquide vers le site réactionnel ;
- Réaction entre A et B ;
- Transfert de P du site réactionnel vers la phase liquide.

#### I.4 Bilan de matière en phase liquide :

Le bilan de matière pour le composé A pour une tranche fine d'épaisseur  $dx$  (voir figure I.3) et pour une section unitaire d'aire interfaciale, en appliquant la loi de FICK relative à la diffusion moléculaire dans les milieux quasi-immobile, [12] s'écrit :

Flux de A entrant + quantité de A apparaissant = flux de A sortant à l'abscisse  $x+dx$   
 A l'abscisse  $x$  (ou disparaissaient) par unité De temps

$$-D_{AL} \left[ \frac{dC_{AL}(x)}{dx} \right]_x + v_A r_A dx = -D_{AL} \left[ \frac{dC_{AL}(x)}{dx} \right]_{x+dx} \quad (I.1)$$

$v_A$  : Coefficient stœchiométrique du composé A.

$r_A$  : Vitesse de réaction.

Pour  $dx$  très petit, nous avons :

$$\frac{\left[ \frac{dC_{AL}(x)}{dx} \right]_{x+dx} - \left[ \frac{dC_{AL}(x)}{dx} \right]_x}{dx} = \frac{d \left[ \frac{dC_{AL}(x)}{dx} \right]_x}{dx} = \frac{d^2 C_{AL}(x)}{dx^2} \quad (I.2)$$

On peut alors réécrire l'équation (I.1) de la manière suivante :

$$D_{AL}(x) \left\{ \left[ \frac{dC_{AL}(x)}{dx} \right]_{x+dx} - \left[ \frac{dC_{AL}(x)}{dx} \right]_x \right\} + v_A r_A dx = 0 \quad (I.3)$$

Si on divise l'équation (I.3) par  $dx$ , et en utilisant l'égalité (I.2), on aboutira à l'équation différentielle suivante :

$$D_{AL} \left[ \frac{d^2 C_{AL}(x)}{dx^2} \right] + v_A r_A = 0 \quad (I.4)$$

Avec les conditions aux limites :

$$x = 0; C_A(0) = C_{ALi}$$

$$x = \delta_L; C_A(\delta_L) = C_{AL}$$

L'intégration de l'équation (I.4) est plus ou moins complexe suivant la forme de l'équation de vitesse.

## I.5 Expression de la densité de flux de matière vers la phase liquide :

### I.5.1 Cas de réaction de pseudo-premier ordre :

Soit la réaction d'ordre 1 par rapport à chacun des deux réactifs :A et B. La vitesse de réaction peut s'écrire de la manière suivante [11]:

$$r_A = kC_{AL}(x)C_{BL}(x) = k'C_{AL}(x)$$

Avec :

$$k' = kC_{BL}(x)$$

où :

$k'$  : Constante de la réaction de pseudo-premier ordre ;

$k$  : Constante de vitesse de réaction ;

$C_{AL}(x)$  : Concentration du composé A dans la phase liquide ;

$C_{BL}(x)$  : Concentration du composé B dans la phase liquide ;

D'où, en considérant que  $v_A = -I$ , l'équation (I.4) s'écrira comme suit :

$$D_{AL} \left[ \frac{\partial^2 C_{AL}(x)}{\partial x^2} \right] - kC_{AL}(x)C_{BL}(x) = 0 \quad (I.5)$$

en supposant que  $D_{AL}$  ;  $k$  et  $C_{BL}$  sont constantes en phase liquide, c'est-à-dire [27] :

$$C_{BL}(x) = C_{Be} = \text{constante.}$$

L'équation (I.5) devient :

$$D_{AL} \left[ \frac{d^2 C_{AL}(x)}{dx^2} \right] - kC_{AL}(x)C_{BL} = 0 \quad (I.6)$$

Avec les conditions aux limites :



$$x = 0; C_{AL}(0) = C_{ALi}$$

$$x = \delta_L; C_{AL}(\delta_L) = C_{AL}$$

La solution générale de l'équation (I.6) s'écrit :

$$C_{AL}(x) = \beta_1 \exp(\alpha x) + \beta_2 \exp(-\alpha x) \quad (I.7)$$

Avec :

$$\alpha = \left[ \frac{kC_{BL}}{D_{AL}} \right]^{\frac{1}{2}}$$

Les conditions aux limites permettant de calculer les coefficients  $\beta_1$  et  $\beta_2$  :

$$\begin{cases} \beta_1 + \beta_2 = C_{ALi} \\ \beta_1 \exp(\alpha \delta_L) + \beta_2 \exp(-\alpha \delta_L) = C_{AL} \end{cases}$$

En résolvant ces deux équations et en remplaçant dans l'équation (I.7), la concentration  $C_A(x)$  en phase liquide aura pour expression :

$$C_{AL}(x) = \frac{C_{AL} \operatorname{sh}(\alpha x) + C_{AL} \operatorname{sh}[\alpha(\delta_L - x)]}{\operatorname{sh}(\alpha \delta_L)} \quad (I.8)$$

Et le gradient de  $C_A(x)$  s'exprime alors par :

$$\frac{dC_{AL}(x)}{dx} = \frac{\alpha C_{AL} \operatorname{ch}(\alpha x) - \alpha C_{AL} \operatorname{ch}[\alpha(\delta_L - x)]}{\operatorname{sh}(\alpha \delta_L)} \quad (I.9)$$

On en déduit le flux traversant l'interface :

$$[F_A]_{x=0} = -D_{AL} \left[ \frac{dC_{AL}(x)}{dx} \right]_{x=0} = \frac{-D_{AL} \alpha \delta_L \operatorname{ch}(\alpha \delta_L)}{\delta_L \operatorname{sh}(\alpha \delta_L)} \left[ C_{AL} - \frac{C_{AL}}{\operatorname{ch}(\alpha \delta_L)} \right]$$

On peut également exprimer le flux à l'autre extrémité du film, pour  $x = \delta_L$  :

$$[F_A]_{x=\delta_L} = -D_{AL} \left[ \frac{dC_{AL}(x)}{dx} \right]_{x=\delta_L} = k_A \frac{\alpha \delta_L}{\operatorname{th}(\alpha \delta_L)} \left[ \frac{C_{AL}}{\operatorname{ch}(\alpha \delta_L)} - C_{AL} \right]$$

Le terme  $(\alpha \delta_L)$  représente un nombre adimensionnel, appelé nombre de HATTA (Ha)[23], qui est défini par la formule :

$$\alpha\delta_L = Ha = \frac{1\sqrt{kC_{BL}D_{AL}}}{k_A} \quad \text{Avec } k_A = \frac{D_{AL}}{\delta_L}$$

Avec :

$D_{AL}$  : Coefficient de diffusion du composé A dans la phase liquide ;

$\delta_L$  : Epaisseur du film coté liquide ;

$k_A$  : Coefficient de transfert de matière du composé A dans la phase liquide, dans le cas où il n'y a pas de réaction chimique.

On peut alors exprimer la vitesse d'absorption de A, par unité de temps et par unité d'aire inter- faciale, en présence de réaction chimique en fonction du nombre de HATTA :

$$[F_A]_{x=0} = k_A \frac{Ha}{th(Ha)} \left[ C_{AL} - \frac{C_{AL}}{ch(Ha)} \right] \quad (I.10)$$

On sait que le flux sans réaction chimique a pour formule :

$$[F_A]_{x=0}^* = k_A (C_{ALi} - C_{AL})$$

Considérons la grandeur  $W$  comme étant le rapport des flux avec et sans réaction chimique, c'est à dire :

$$W = \frac{[F_A]_{x=0}}{[F_A]_{x=0}^*} = \frac{Ha}{th(ha)} \frac{1 - \frac{\zeta}{ch(Ha)}}{1 - \zeta} \quad \text{avec : } \zeta = \frac{C_{AL}}{C_{ALi}}$$

A partir de cette relation, on peut dire que si  $Ha \geq 0.3$  alors  $W \neq 1$ .

Pour examiner la valeur du flux de A à  $x = \delta_L$ , puis rapporter sa valeur à celle du flux à  $x = 0$ , on fait le rapport suivant :

$$j = \frac{[F_A]_{x=\delta_L}}{[F_A]_{x=0}} = \frac{1 - \zeta ch(Ha)}{ch(Ha) - \zeta}$$

Suivant les valeurs du nombre de HATTA, en utilisant les rapports  $W$  et  $j$ , trois cas existent :

a).  $Ha < 0.3$  → Réaction lente :  $ch(Ha)$  et  $j$  tendent vers 1, la réaction se déroule essentiellement au cœur de la phase liquide. Dans ce cas :

$$[F_A]_{x=0} \approx [F_A]_{x=0}^* = k_A (C_{ALi} - C_{AL})$$

C'est-à-dire :  $W \approx 1$ .

b).  $0.3 < Ha < 5 \rightarrow$  cas intermédiaire : on utilise l'expression (I.10).

c).  $Ha > 5 \rightarrow$  réaction rapide : la valeur de  $\zeta$  sera faible, la réaction se déroule essentiellement dans le film. Dans ce cas :

$$j = \frac{1}{ch(Ha)} \quad \text{et} \quad W \approx Ha$$

Le flux d'absorption par unité d'aire interfaciale pourra être calculé avec la formule suivante :

$$[F_A]_{x=0} \approx C_{ALi} k_A Ha = C_{ALi} \sqrt{k C_{BL} D_{AL}} = C_{ALi} \sqrt{k' D_{AL}} = \frac{\phi}{a}$$

Donc :

$$\phi = C_{ALi} a \sqrt{k' D_{AL}}$$

Avec :

$\phi$  : flux d'absorption.

$a$  : aire interfaciale.

### I.6. Equation du modèle :

Dans le but d'alléger la structure du modèle et simplifier le traitement numérique, nous avons adopté les hypothèses suivantes [1] :

- Il n y a pas de résistance en phase gazeuse,
- L'écoulement est en régime permanent,
- Toutes les propriétés physiques du gaz et du liquide sont constantes le long de la colonne et au cours du temps,
- Le processus est isotherme.

Dans ces conditions, les équations du modèle se réduisent à l'écriture des bilans de matières partiels dans chaque phase, auxquelles s'ajoutent les relations traduisant les conditions aux limites [1].

Puisque, on s'intéresse à l'évolution de la concentration du  $\text{CO}_2$  le long de la colonne d'absorption, on effectue le bilan de matière en soluté  $\text{CO}_2$  sur la phase gazeuse et sur un élément  $dz$  (Figure 1.2) [1].

Soluté à l'entrée (z) = soluté à la sortie (z+dz) + soluté transféré + accumulation dans l'élément (dz).

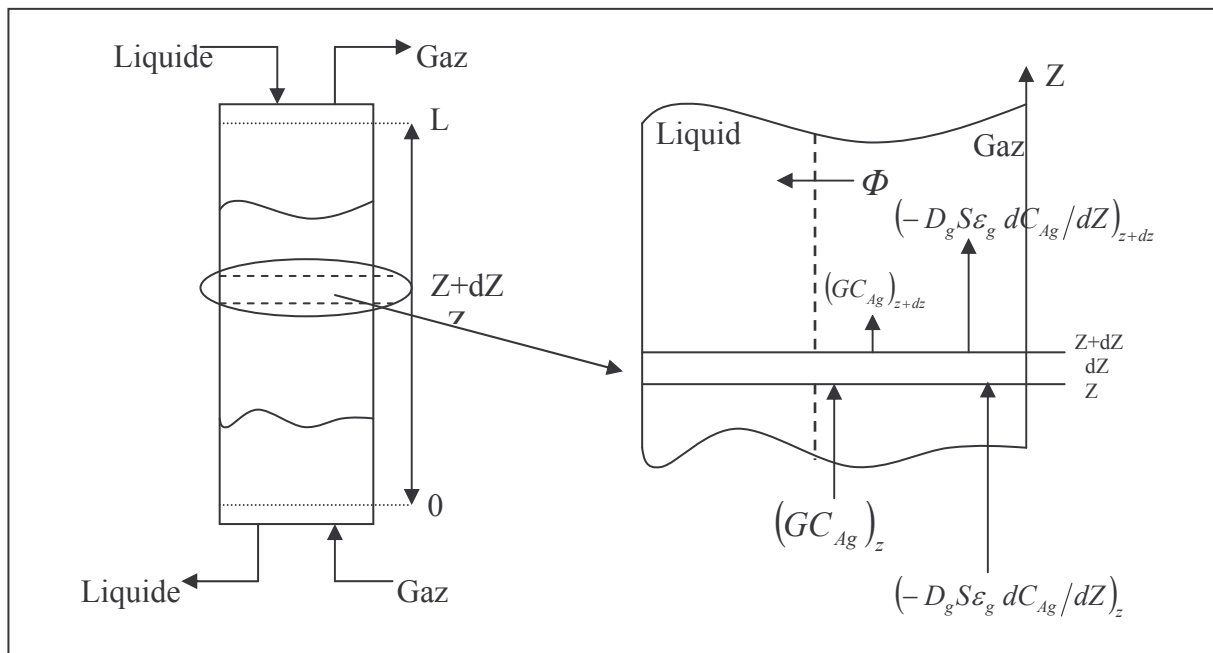


Figure I.2 Bilan de matière sur une tranche élémentaire  $dZ$

Entrée à la cote (z) :  $(GC_{Ag})_z + \left(-D_g S \epsilon_g \frac{dC_{Ag}}{dz}\right)_z$

Flux convectif en (z)      flux dû à la dispersion axiale en (z)

Sortie à la cote (z+dz) :  $(GC_{Ag})_{z+dz} + \left(-D_g S \epsilon_g \frac{dC_{Ag}}{dz}\right)_{z+dz}$

Flux convectif en (z+dz)      flux dû à la dispersion axiale en (z+dz)

La quantité de soluté transférée de la phase gazeuse vers la phase liquide :  $\phi.S.dz$

Accumulation dans l'élément  $dz$  :  $S.dz.\frac{dC_{Ag}}{dt}$

Soit le bilan de matière sur une tranche  $dz$  dans la phase gazeuse :

$$\left(GC_{Ag} - D_g S \epsilon_g \frac{dC_{Ag}}{dz}\right)_z = \left(GC_{Ag} - D_g S \epsilon_g \frac{dC_{Ag}}{dz}\right)_{z+dz} + \phi.S.dz + S.dz.\frac{dC_{Ag}}{dt} \quad (I.11)$$

Or :

$$\left(GC_{Ag} - D_g S \epsilon_g \frac{dC_{Ag}}{dz}\right)_{z+dz} = \left(GC_{Ag} - D_g S \epsilon_g \frac{dC_{Ag}}{dz}\right)_z + \frac{d}{dz} \left(GC_{Ag} - D_g S \epsilon_g \frac{dC_{Ag}}{dz}\right).dz$$

Donc l'équation devient finalement :

$$\frac{d}{dz} \left( GC_{Ag} - D_g S \varepsilon_g \frac{dC_{Ag}}{dz} \right) dz + \phi \cdot S \cdot dz + S \cdot dz \cdot \frac{dC_{Ag}}{dt} = 0$$

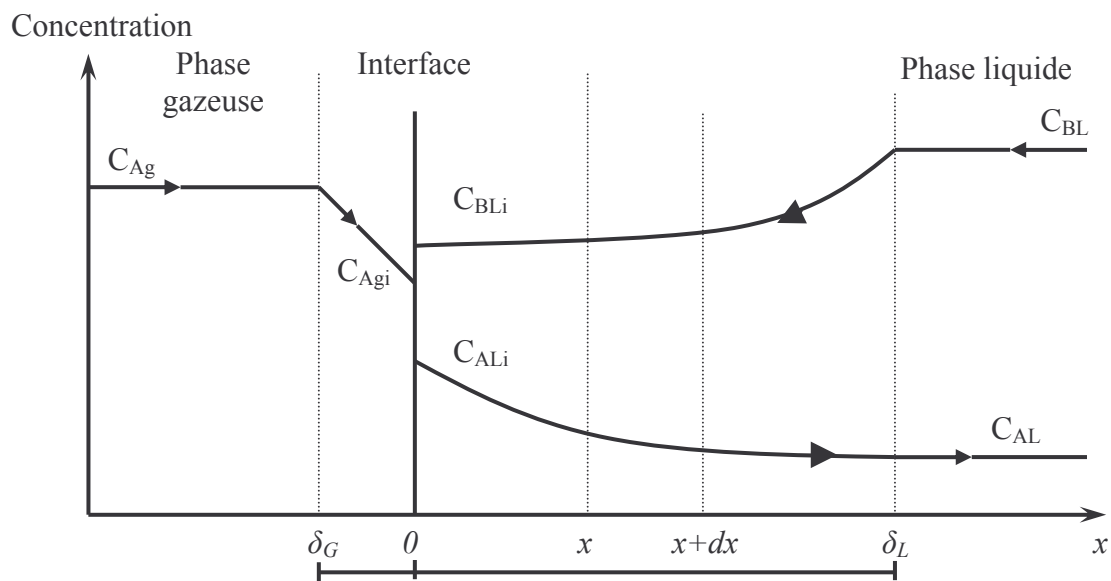
$$D'ou : D_g \varepsilon_g \frac{\partial^2 C_{Ag}}{\partial z^2} - \frac{G}{S} \frac{\partial C_{Ag}}{\partial z} - \phi = \frac{\partial C_{Ag}}{\partial t} \quad (I.12)$$

Soit :  $U_g = \frac{G}{S}$  la vitesse moyenne d'écoulement, alors l'équation (I.12) s'écrit :

$$D_g \varepsilon_g \frac{\partial^2 C_{Ag}}{\partial z^2} - U_g \frac{\partial C_{Ag}}{\partial z} - \phi = \frac{\partial C_{Ag}}{\partial t} \quad (I.13)$$

D'après la figure (I.3), et en tenant compte des hypothèses suivantes[1] :

- $C_{BL}(x) = C_{Be} = \text{constante}$ , la MEA est en excès par rapport au  $\text{CO}_2$ .
- La réaction entre le composé  $\text{CO}_2$  (A) et la MEA (B) est rapide et du pseudo-premier ordre.



**Figure I.3** Schéma du modèle du film appliqué à la colonne d'absorption

La vitesse de la réaction s'écrit :

$$r = K C_{AL}(x) C_{BL}(x)$$

Puisque  $C_{BL}(x) = C_{Be} = \text{constante}$ , alors :

$$r = K' C_{AL}(x)$$

Avec :  $K' = K C_{Be}$

En admettant que l'équilibre est établi à l'interface gaz-liquide et pour de faibles concentrations de  $CO_2$  (A), on peut exprimer cet équilibre par une droite de la forme [1]:

$$C_{Agi} = m C_{ALi}$$

Puisque, par hypothèse, il n'y a pas de résistance en phase gaz, on peut écrire donc :

$$C_{Agi} = C_{Ag}$$

$$\text{d'où : } C_{ALi} = \frac{C_{Ag}}{m}$$

L'expression du flux de transfert de matière  $\phi$  devient donc :

$$\phi = \frac{a}{m} \sqrt{K C_{Be} D_{AL}} C_{Ag}$$

L'équation (I.13) s'écrit donc :

$$D_g \varepsilon_g \frac{\partial^2 C_{Ag}}{\partial z^2} - U_g \frac{\partial C_{Ag}}{\partial z} - \frac{a}{m} \sqrt{K C_{Be} D_{AL}} C_{Ag} = \frac{\partial C_{Ag}}{\partial t}$$

Et nous avons :

$$\varepsilon = \varepsilon_L + \varepsilon_g$$

Avec  $\varepsilon_L$  : est exprimé d'après la formule de Farid et Gunn.

$a$  : aire inter faciale, elle est calculée d'après la formule de Onda et Col.

Les paramètres utilisés dans la modélisation de la colonne d'absorption sont donnés par le tableau 1.1 [1]:

$D_g = 1.10^{-3} \text{ m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$ $\varepsilon = 0.67$ $\varepsilon_L = 8,85 \cdot 10^{-2} (U_L)^{0,43} \cdot (a)^{0,85}$ $S = 0.0044 \text{ m}^2$ $m = 1.2$ $k = 5.868 \text{ m}^3 \cdot \text{mol}^{-1} \text{ s}^{-1}$ $D_{AL} = 1,51 \cdot 10^{-9} \text{ m}^2 \text{ s}^{-1}$ $a = 469,11 \{ 1 - \exp(-3,3 \cdot U_L^{0,4}) \}$
---

**Tableau 1.1** : Les paramètres du modèle

**Conditions aux limites :**

La colonne fonctionne à contre courant, le gaz circule de bas en haut alors que le liquide s'écoule du haut vers le bas (figure I.2).

⇒ Bas de colonne  $z=0$

$$\left( C_{Ag} - \frac{D_g \varepsilon_g}{U_g} \frac{\partial C_{Ag}}{\partial z} \right)_{z=0} = c_{Ae}$$

⇒ Haut de la colonne :  $z=L$  ( $L$  : hauteur totale de la colonne).

$$\left( \frac{\partial C_{Ag}}{\partial z} \right)_{z=L} = 0$$

Le système d'équations aux dérivées partielles S1, représente ainsi le modèle mathématique de la colonne d'absorption.

**Système S1 : modèle de la colonne d'absorption :**

$$\left\{ \begin{array}{l} D_g \varepsilon_g \frac{\partial^2 C_{Ag}}{\partial z^2} - U_g \frac{\partial C_{Ag}}{\partial z} - \frac{a}{m} \sqrt{K C_{Be} D_{AL}} C_{Ag} = \frac{\partial C_{Ag}}{\partial t} \\ \left( C_{Ag} - \frac{D_g \varepsilon_g}{U_g} \frac{\partial C_{Ag}}{\partial z} \right)_{z=0} = c_{Ae} \\ \left( \frac{\partial C_{Ag}}{\partial z} \right)_{z=L} = 0 \end{array} \right.$$

**I.7 Conclusion :**

Au cours de ce chapitre, nous avons analysé le mode de fonctionnement de la colonne, puis à partir des principes fondamentaux concernant le transfert de matière et à partir des équations de bilan de matière, nous avons développé un modèle mathématique décrivant le processus d'absorption de  $\text{CO}_2$  dans une colonne à garnissage opérant à contre courant. Le modèle obtenu est une équation aux dérivées partielles du deuxième ordre non linéaire.

Il se distingue des modèles décrivant les processus d'absorption par la prise en compte du phénomène de dispersion axiale, ce qui a conduit à l'obtention d'un modèle décrit par des équations aux dérivées partielles du second ordre par rapport à la variable d'espace.

En ce qui nous concerne : la variable de commande sera le débit du liquide de lavage et les perturbations interviendront sur la concentration de  $\text{CO}_2$  dans le gaz à l'entrée de la colonne et sur le débit de gaz.



## NOMENCLATURE

$A, B$	CO <sub>2</sub> , MEA
$R$	-CH <sub>2</sub> -CH <sub>2</sub> -OH
$G, L$	Débit volumique de la phase gazeuse et liquide ( $m^{-3}.s^{-1}$ )
$C_{Ag}, C_{AL}$	Concentration du CO <sub>2</sub> dans la phase gazeuse et dans la phase liquide ( $mol.m^{-3}$ )
$C_{BL}(x), C_{AL}(x)$	Concentration de la MEA et du CO <sub>2</sub> dans le film liquide à une distance ( $x$ ) de l'interface.
$C_{Ali}, C_{Agi}$	Concentration du CO <sub>2</sub> dans la phase liquide et dans la phase gazeuse à l'interface gaz-liquide ( $mol.m^{-3}$ ).
$C_{ge}, C_{Be}$	Concentration du CO <sub>2</sub> dans la phase gazeuse et de la MEA dans la phase liquide à l'entrée de la colonne ( $mol.m^{-3}$ ).
$C_{gs}, C_{Bs}$	Concentration du CO <sub>2</sub> dans la phase gazeuse et de la MEA dans la phase liquide à la sortie de la colonne ( $mol.m^{-3}$ ).
$C_{Bli}$	Concentration de la MEA dans la phase liquide à l'interface gaz-liquide ( $mol.m^{-3}$ )
$D_g$	Coefficient de dispersion axiale coté gaz ( $m^2.s^{-1}$ )
$S$	Section de la colonne ( $m^2$ )
$\phi$	Flux du CO <sub>2</sub> transféré de la phase gazeuse vers la phase liquide ramené au volume de la phase liquide ( $mol.m^{-3}.s^{-1}$ )
$U_g, U_l$	Vitesse d'écoulement du gaz et du liquide ( $m.s^{-1}$ )
$K$	Constante de vitesse de réaction ( $m^3.mol^{-1}.s^{-1}$ )
$D_{Al}$	Coefficient de diffusion du CO <sub>2</sub> dans la phase liquide ( $m^2.s^{-1}$ )
$a$	Aire interfaciale par unité de volume du garnissage ( $m^2.m^{-3}$ )
$m$	Pente de la droite d'équilibre physique entre phases.
$\varepsilon, \varepsilon_L, \varepsilon_g$	Porosité de la colonne d'absorption, rétention liquide et rétention gazeuse.

## **Chapitre II**

### **Simulation dynamique de la colonne d'absorption**

## II.1 Introduction :

Avec le développement de la technologie informatique, la simulation numérique est de plus en plus utilisée dans plusieurs domaines. Les techniques de simulation non seulement jouent un rôle important dans les études scientifiques, mais aussi occupent des places importantes dans le secteur militaire, de l'éducation et dans beaucoup d'autres. Certains définissent la simulation comme étant : La technique de limitation du comportement d'un processus par le moyen d'une situation analogue ou dispositif dans le but d'étude ou d'apprentissage personnel. D'autres la définissent comme : La représentation d'un système physique par un périphérique tel qu'un ordinateur ou un modèle qui limite le comportement du système.

Le modèle mathématique du processus d'absorption est constitué par un système d'équations aux dérivées partielles. Généralement, l'analyse du comportement des systèmes décrits par des équations aux dérivées partielles se fait à partir de la solution de ces équations.

Ce chapitre commence par un bref explicatif des EDP et de l'outil Matlab Pdepe suivi de la simulation du comportement de la colonne en boucle ouverte et en boucle fermée avec un régulateur PI pour différentes valeurs de la perturbation.

## II.2 Equations aux dérivées partielles (EDP) :

Les équations aux dérivées partielles sont utilisées dans les modèles mathématiques des phénomènes physiques qui sont distribués dans le temps et/ou dans l'espace. Comme par exemple, le transfert de la chaleur, la dynamique des fluides, la propagation des ondes. [6]

Ce type de modèles mathématiques relie certaines variables dépendantes et leurs dérivées à d'autres variables indépendantes. Dans certains cas, une variable qui distribuée dans l'espace et /ou le temps, i.e. un champs de température peut être approché par une variable scalaire. Par exemple, quand la température d'un fluide dans un récipient est étudiée, la température est supposée la même partout dans le récipient à n'importe quel instant, et on peut étudier le changement de la température comme une fonction du temps basé sur le débit du fluide. Ainsi le modèle simplifié dépend seulement d'une variable, le temps, les dérivées du temps et les équations du modèle sont des équations différentielles ordinaires (ODEs). [6]

Dans des modèles plus compliqués quand la distribution de la température est étudiée avec une température différente à des différentes positions dans le récipient, la température est une fonction des variables indépendantes représentant les coordonnées de

l'espace dans le récipient, et aussi de la variable temps, si le comportement dépendant du temps est étudié. Les dérivées qui occurrent dans ces types de modèles sont des dérivées partielles par rapport à une des variables (coordonnées de l'espace ou de temps).

Les équations différentielles qui font appel à des dérivées partielles sont donc appelées les équations aux dérivées partielles (Partial Differential Equations PDEs). Si une dépendance en temps est présente, les modèles sont appelés dépendant du temps, sinon stationnaire. [6]

L'ordre d'une équation différentielle est défini comme étant le plus grand ordre de différentiation présent dans cette équation. En général, l'ordre des modèles le plus utilisés est celui du deuxième ordre. [13]

En général, une PDE du deuxième ordre avec la variable inconnue et dépendante  $u$  et les variables indépendantes  $x$  et  $y$  peut être énoncée par :

$$f(u, u_x, u_{xx}, u_y, u_{yy}, u_{xy}, u_{yx}, x, y) = 0 \quad (2.1)$$

Avec  $x \in$  domaine de définition.

Le domaine de définition i.e. la région géométrique dans laquelle la PDE est définie, est dans la plus part des cas une région fermée dans l'espace définie par les variables indépendantes.

Les conditions aux limites dans un problème d'EDP spécifient le comportement du modèle dans les limites du domaine qui contient souvent des dérivées du premier ordre. [13]

Une condition aux limites peut être exprimée, en général, par :

$$g(u, u_x, x) = 0 \quad (2.2)$$

Avec  $x \in$  limite du domaine

## II.3 Simulation de la colonne d'absorption :

### II.3.1 Description de la fonction pdepe :

La fonction pdepe résoud les EDP de type elliptique et parabolique dans un espace unidimensionnel et de temps. Les EDO résultantes de la discrétisation de l'espace sont intégrées pour obtenir des solutions approximatives dans le tspan. La fonction pdepe retourne des valeurs de solution sur une maille fournie par xmesh. Pdepe résoud les EDP de la forme [13] :

$$C(x, t, u, \frac{\partial u}{\partial x}) \frac{\partial u}{\partial t} = x^{-m} \frac{\partial}{\partial x} (x^m f(x, t, u, \frac{\partial u}{\partial x})) + s(x, t, u, \frac{\partial u}{\partial x})$$

Pour  $t=t_0$  et tous les  $x$ , les composants de la solution satisfont la condition initiale de la forme :

$$U(x, t_0) = u_0(x)$$

Pour tout  $t$  et ou bien  $x=a$  ou  $x=b$ , les composants de la solution satisfont la condition aux limites de la forme :

$$p(x, t, u) + q(x, t) f(x, t, u, \frac{\partial u}{\partial x}) = 0$$

Dans l'appel de :

`sol=pdepe(m,pdefun,icfun,bcfun,xmesh,tspan) :`

- m correspond à m.
- xmesh(1) et xmesh(end) correspondent à a et b.
- tspan(1) et tspan(end) correspondent à  $t_0$  et  $t_f$ .
- pdefun calcule les termes c,f et s.Elle est sous la forme :

$$[c,f,s] = pdefun(x,t,u,dudx)$$

Les arguments d'entrées sont les scalaires  $x$  et  $t$  et les vecteurs  $u$  et  $dudx$  qui approchent la solution  $u$  et ses dérivées partielles respectivement à  $x$ . [13]

-icfun évalue les conditions initiales.Elle est sous la forme :

$$U = icfun(x)$$

Quand elle est appelée avec un argument  $x$ , icfun évalue et retourne les valeurs initiales de la solution.

-bcfun évalue les termes  $p$  et  $q$  des conditions aux limites.Elle est sous la forme :

$$[pl,ql,pr,qr] = bcfun(xl,ul,xr,ur,t)$$

$ul$  est la solution approchée dans la limite gauche  $xl=a$  et  $ur$  est la solution approchée dans la limite droite  $xr=b$ .  $pl$  et  $ql$  sont des vecteurs colonnes correspondant à  $p$  et  $q$  évalués à  $xl$ , d'une façon similaire  $pr$  et  $qr$  correspondent à  $xr$ . [13]

Pdepe retourne la solution comme un tableau multidimensionnel `sol`.

$U_i = \text{sol}(:, :, i)$  est une approximation de la  $i^{\text{ème}}$  composante du vecteur solution  $u$ . L'élément  $u_{i(j,k)} = \text{sol}(j,k,i)$  approche  $u_i$  à  $(t,x) = (tspan(j), xmesh(k))$ .  $U_i = \text{sol}(j, :, i)$  approche le composant  $i$  de la solution à l'instant  $tspan(j)$  et aux points de la maille  $xmesh(:)$ .

### II.3.2 Résultats de la simulation :

Après avoir adapter l'équation de la colonne d'absorption à la fonction pdepe et après simulation de plusieurs situations, on trouve :

#### Résultat de simulation en boucle ouverte :

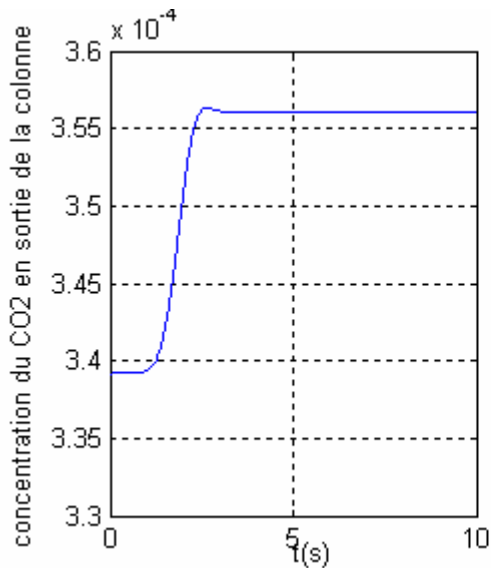


Fig II-1a : Echelon de 5%

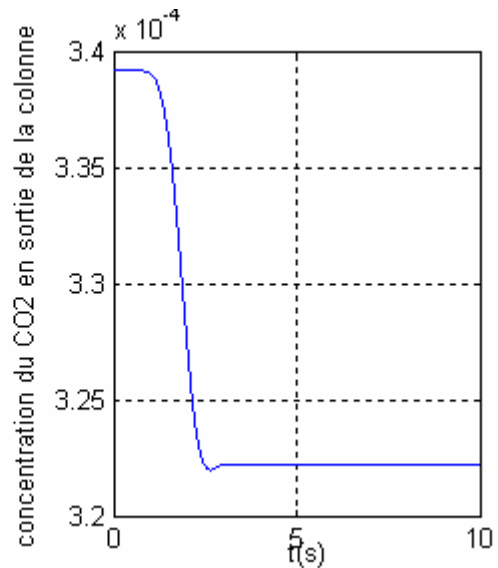


Fig II-1b : Echelon de -5%

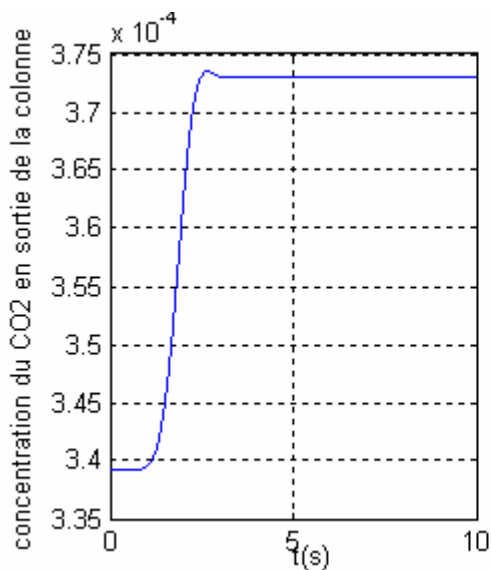


Fig II-1c : Echelon de 10%

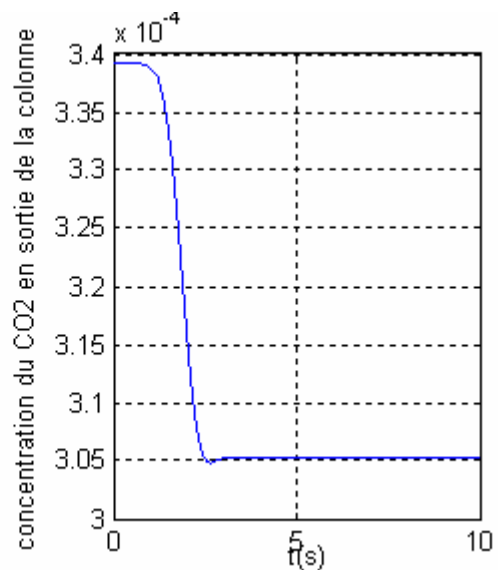


Fig II-1d : Echelon de -10%

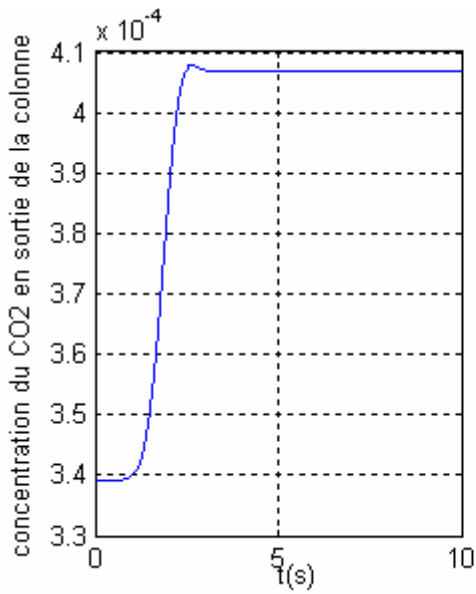


Fig II-1e : Echelon de 20%

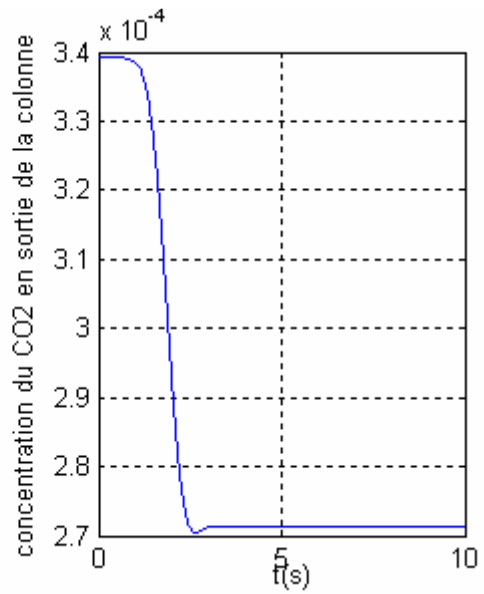


Fig II-1f : Echelon de -20%

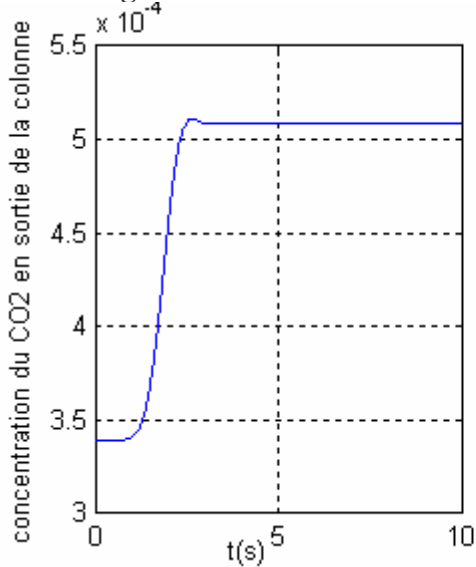


Fig II-1g : Echelon de 50%

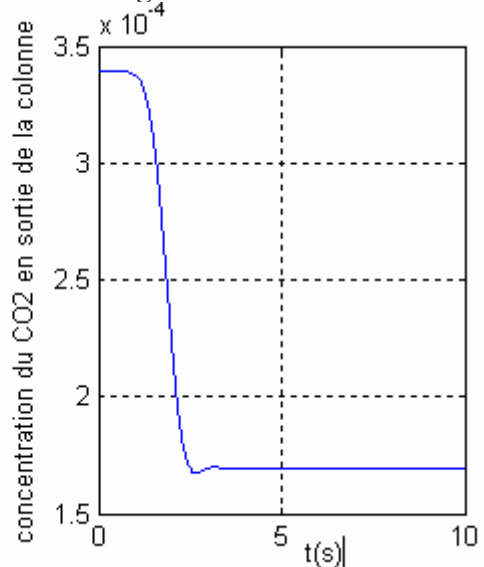


Fig II-1h : Echelon de -50%

Variation du temps de retard :

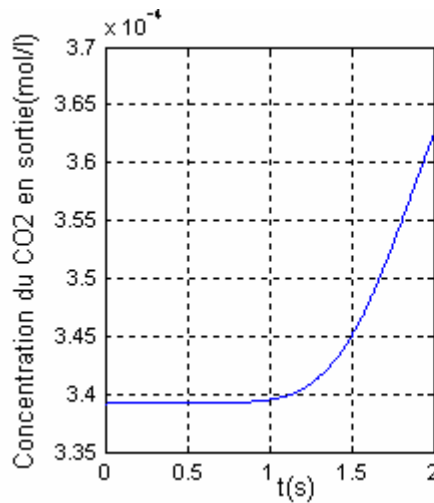


fig II-2a : Pour z=1.26m

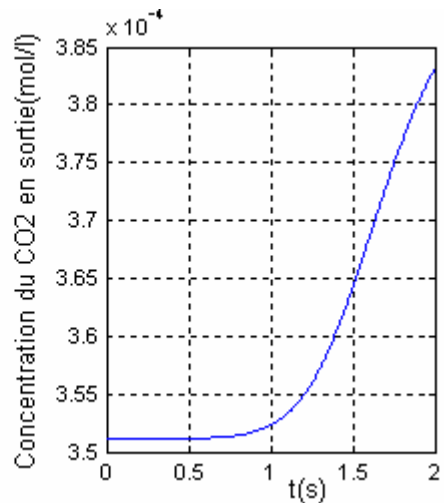


fig II-2b : Pour z=1.10m

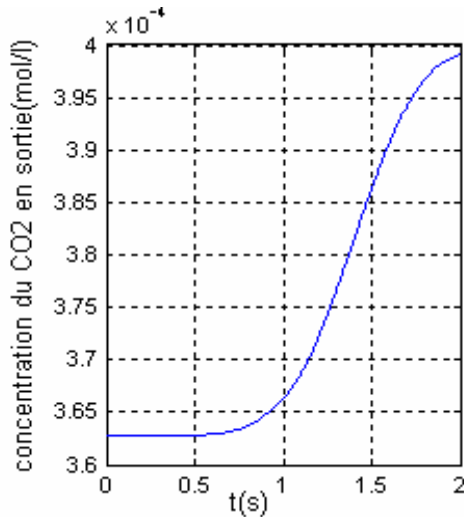


fig II-2c : Pour  $z = 0.95\text{m}$

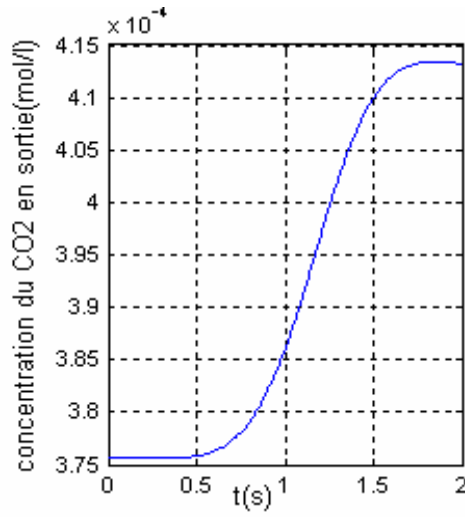


fig II-2d : Pour  $z = 0.79\text{m}$

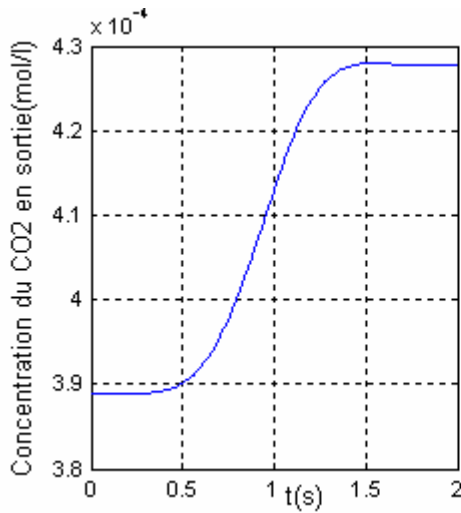


fig II-2e: Pour  $z = 0.63\text{ m}$

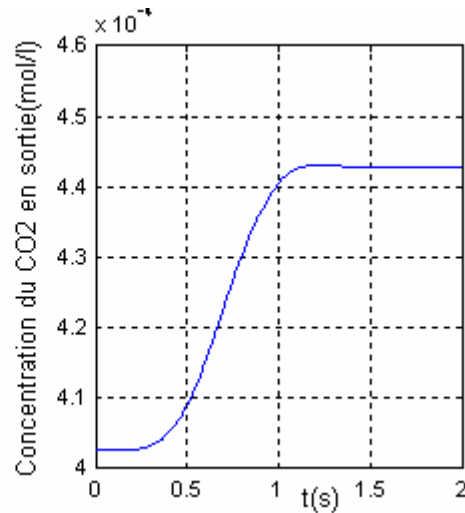


fig II-2f : Pour  $z = 0.47\text{ m}$

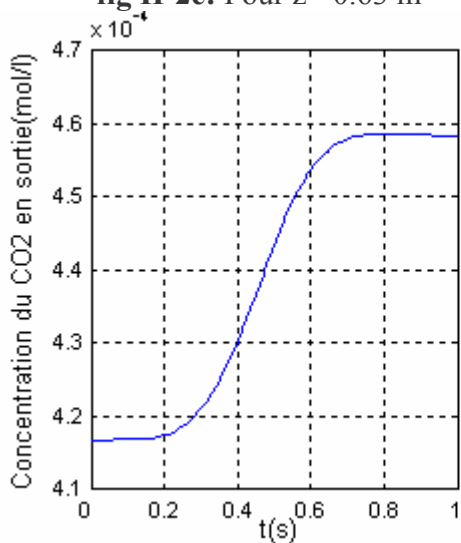


fig II-2g : Pour  $z = 0.31\text{m}$

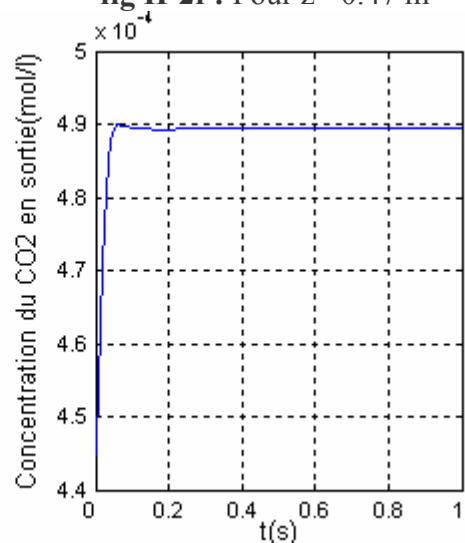
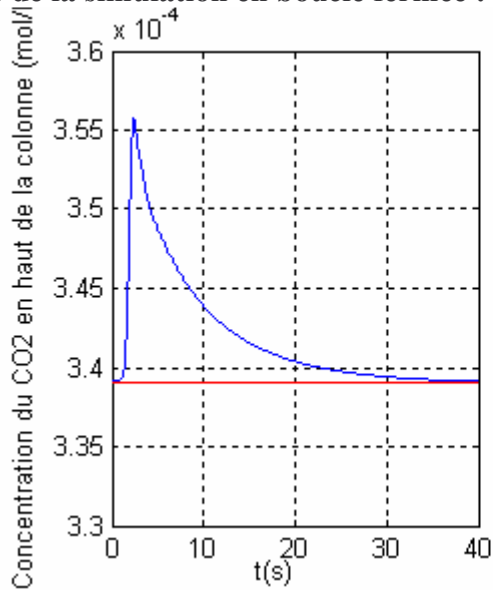


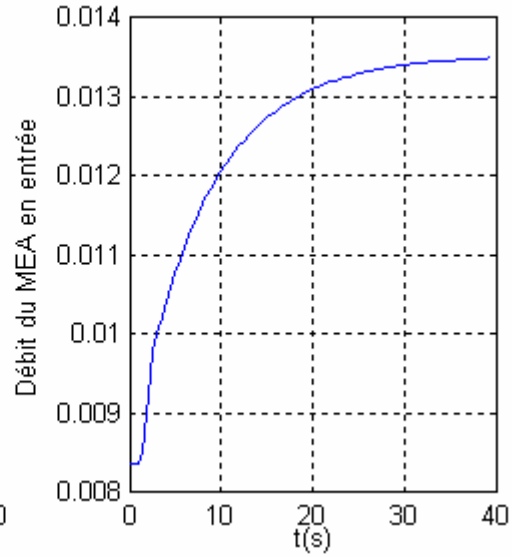
fig II-2h : Pour  $z = 0\text{ m}$



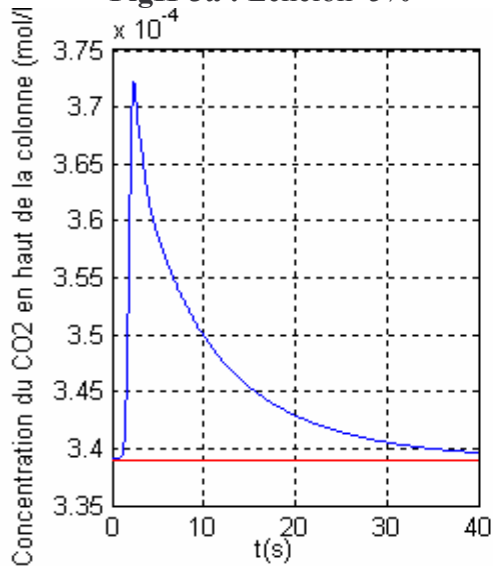
Résultats de la simulation en boucle fermée :



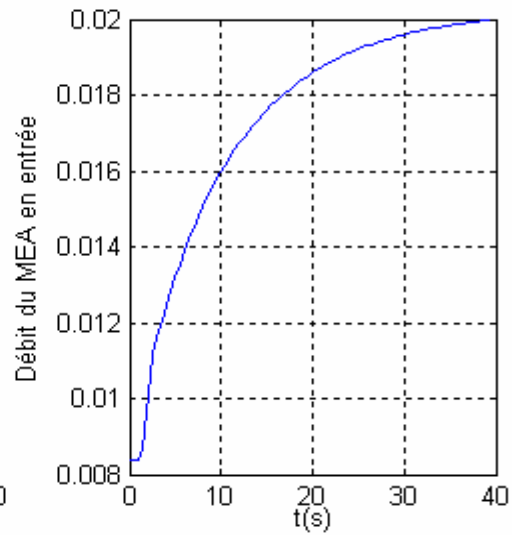
FigII-3a : Echelon 5%



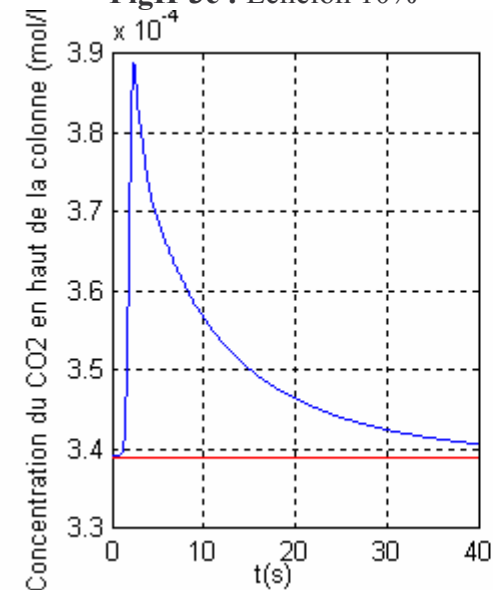
FigII-3b : La commande



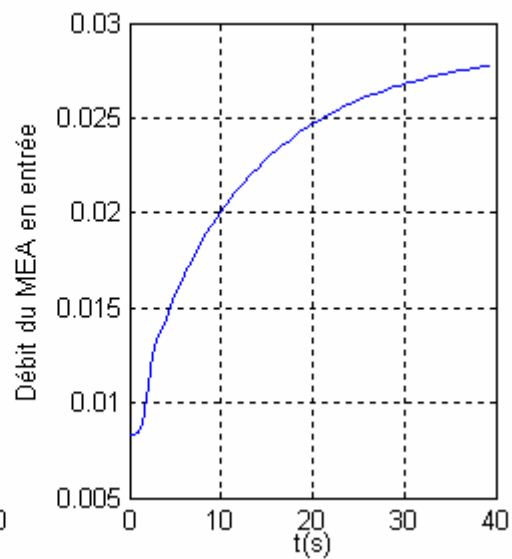
FigII-3c : Echelon 10%



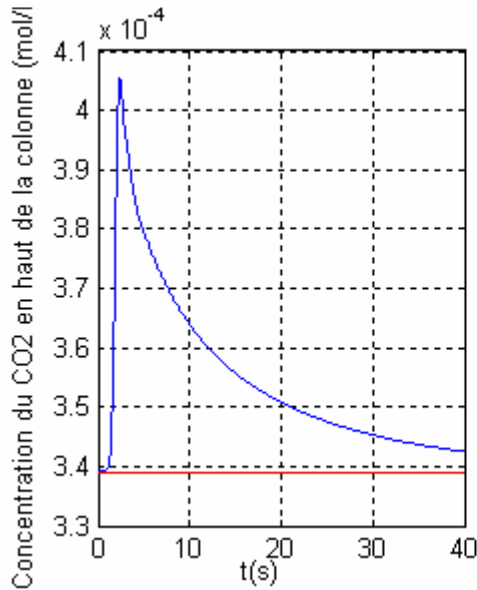
FigII-3d : La commande



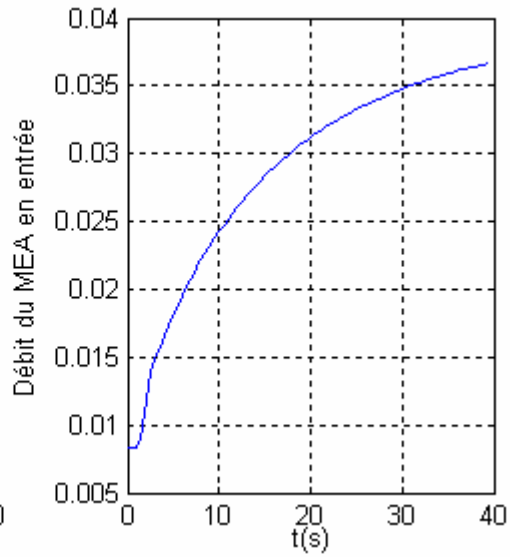
FigII-3e : Echelon 15%



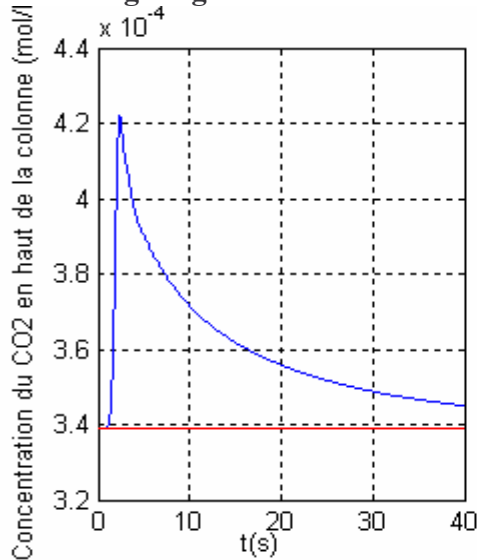
FigII-3f : La commande



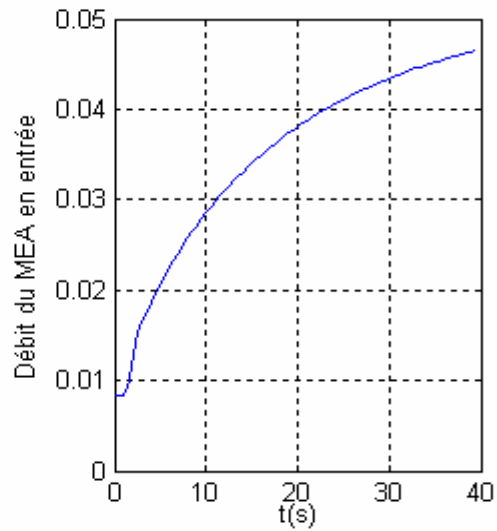
FigII-3g : Echelon 20%



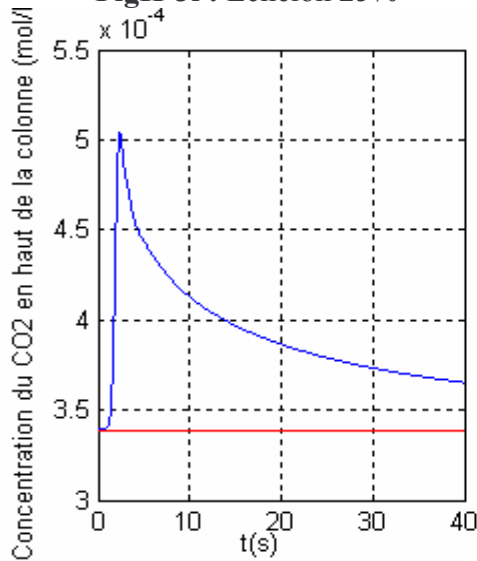
FigII-3h : La commande



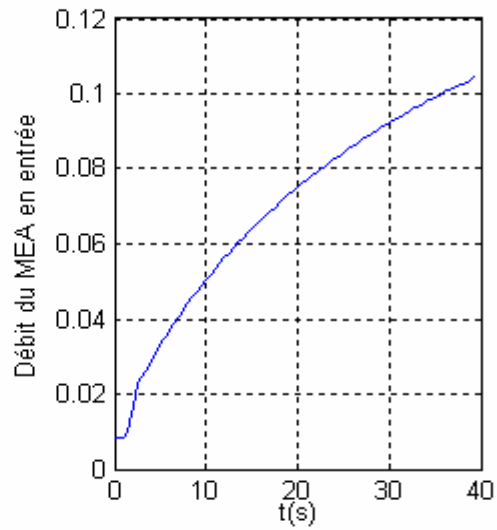
FigII-3i : Echelon 25%



FigII-3j : La commande



FigII-3k : Echelon 50%



FigII-3l : La commande

### II.3.3 Interprétations :

#### En boucle ouverte :

-En appliquant une entrée échelon sur la concentration (signal perturbateur), la concentration ( signal régulé) à la sortie de la colonne commence à augmenter si le signe de l'échelon est positif (fig II-1a,c,e,g) ou à descendre si le signe de l'échelon est négatif (fig II-1b,d,f,h) jusqu'à atteindre une valeur fixe ce qui nous ramène à distinguer deux régimes dans la réponse : un régime transitoire et un régime permanent .La réponse est donc stable et a une dynamique lente ( $T_r=3s$ ) comparée à d'autre système de nature différente, mais qui reste normal pour un procédé chimique.

-La relation entre la perturbation et la sortie est de type  $+y=f(+e)$ , (fig II-1a,c,e,g) et (fig II-1b,d,f,h) ce qui est attendu puisqu'une augmentation ou diminution de la concentration du  $CO_2$  à l'entrée se propage jusqu'à la sortie en engendrant le même effet en tous points.

-L'effet de la perturbation sur la concentration n'est pas instantané (de la fig II-1a jusqu'à la fig II-1h).

-Le temps de retard (temps mort) pris par la perturbation pour prendre effet est décroissant tout au long de la colonne (de la fig II-2a jusqu'à la fig II-2h).Il devient instantané à l'entrée de la colonne ( $z=0m$ ) (fig II-2h).En effet, c'est le point d'application de la perturbation.

- La concentration est décroissante du bas en haut de la colonne à toute instant et ce parce que le MEA et le  $CO_2$  circulent en contre courant. Le liquide est injecté par le haut, il arrive saturé en bas et il absorbe donc moins de gaz.

-Le temps mort théorique de propagation de la variation de concentration est :

$$T_m(th) = \frac{1}{U_g} = \frac{L}{G} S \Rightarrow T_m(th) = \frac{1.26}{0.0031} 0.0044 = 0.55 s$$

Ce qui est proche de celui trouvé par simulation  $T_m(sim)=0.6s$  (fig II -2a) ce qui confirme encore la validation de la simulation.

#### En boucle fermée :

-Nous nous sommes intéressés à l'évolution de la concentration de  $CO_2$  en haut de la colonne en fonction des perturbations intervenant sur la concentration de  $CO_2$  à l'entrée de la colonne .Cette évolution est illustrée par les courbes (fig II-3a,c,e,g,i,k).

-Ces figures, nous indiquent la robustesse du modèle choisi par rapport aux perturbations sur la concentration de CO<sub>2</sub> en entrée de la colonne.

-Finalement, nous avons étudié l'influence des perturbations sur la concentration de CO<sub>2</sub> à l'entrée de la colonne sur l'évolution de la concentration de CO<sub>2</sub> en haut de la colonne (fig II-3a,c,e,g,i,k).

-Nous remarquons bien qu'il n'y a plus de temps mort, ce qui est normal car le liquide de lavage agit directement sur le gaz en haut de la colonne.

-Avec un régulateur PI, et en introduisant des perturbations sur la concentration de CO<sub>2</sub> à l'entrée de la colonne(fig II-3a,c,e,g,i,k), le PI ramène la sortie à la référence avec des commandes finis de débit de liquide (fig II-3b,d,f,h,j,l).

## II.4 Conclusion :

Dans ce chapitre, on a évalué le régime dynamique de notre système, tout en visant à extraire le maximum d'information vis-à-vis de la commande dont l'importance est primordiale ainsi que l'identification de celui-ci.

Des simulations numériques de la réponse à un échelon de perturbation sur la concentration de CO<sub>2</sub> à l'entrée de la colonne nous ont permis d'étudier les différents aspects structurels de notre système ainsi que les propriétés de ce modèle. Une analyse du modèle ainsi simulé conduit aux conclusions suivantes :

- Le système est non linéaire.
- Le temps de réponse  $T_r=3s$ .
- La stabilité du système en boucle ouverte (stable).
- L'influence de la perturbation sur la sortie du système et sur la commande en boucle fermée.

Le régulateur PI est applicable pour la régulation en boucle fermée et donne de bons résultats.

# **Chapitre III**

## **Logique floue**

### III.1 Introduction :

Depuis quelques années déjà, on trouve sur le marché des appareils de grande consommation (appareils de photos, vidéo, ...) qui sont présentés comme faisant intervenir un réglage par logique floue ou « fuzzy-logic » ou encore « fuzzycontrol ». Au delà de l'argument publicitaire évident, il est intéressant de comprendre ce nouveau concept de réglage et de l'appliquer à certains types de problèmes de réglage rencontrés par l'ingénieur.

Le principe du réglage par logique floue part du constat suivant: dans les problèmes de régulation auxquels il est confronté, l'homme ne suit pas, à l'image de ses inventions, un modèle mathématique fait de valeurs numériques et d'équations. Au contraire il utilise des termes tel que « un peu trop chaud, aller beaucoup plus vite, freiner à fond, etc... » ainsi que ses propres connaissances qu'il a dans le domaine. Ces connaissances sont, le plus souvent, acquises de façon empirique. Le principe du réglage par la logique floue s'approche de la démarche humaine dans le sens que les variables traitées ne sont pas des variables logiques (au sens de la logique binaire par exemple) mais des variables linguistiques, proches du langage humain de tous les jours. De plus, ces variables linguistiques sont traitées à l'aide de règles qui font référence à une certaine connaissance du comportement du système à régler. Sur la base de ce principe, différentes réalisations ont vu le jour et, actuellement, on trouve deux types d'approche pour le réglage par logique floue. Dans l'une de ces approches, les règles sont appliquées aux variables à l'aide d'une approche numérique par le biais d'un microprocesseur spécialisé ou non ou d'un ordinateur. Dans l'autre approche, les règles sont appliquées aux variables de façon analogique. Ces deux approches permettent de développer des organes de contrôle par le flou que l'on désigne par processeur digital flou ou par processeur analogique flou. [15], [16]

La logique floue sert donc à représenter des connaissances incertaines et imprécises. La commande floue sert à prendre une décision même si l'on ne peut pas estimer les entrées/sorties qu'à partir de prédicats vagues ou lorsque ses entrée/sorties sont entachées d'erreurs que l'on peut évaluer que grossièrement.[15]

On conçoit l'intérêt de faire entrer l'approche floue dans la régulation ou l'asservissement des processus industriels, pour lesquels les informations disponibles sont souvent imprécises, incertaines et parfois qualitatives, dans des boucles de régulation parfois incomplètes. Le savoir faire de l'opérateur, constitué entre autres souvent des règles simples, lui permet de conduire chaque machine plus correctement parfois qu'un algorithme classique.

### III.2 Bref historique :

Les prémisses de la logique floue sont apparues avant les années 1940, avec les premières approches, par des chercheurs américains, du concept d'incertitude. Il a fallu attendre 1965, pour que le concept de sous ensemble floue soit proposé par L. A. Zadeh, automaticien de réputation internationale, professeur à l'université de Berkeley en Californie, qui a contribué à la modélisation de phénomène sous forme floue, en vue de pallier les limitations dues aux incertitudes des modèles classiques à équation différentielle. En 1974, M. Mamdani expérimentait la théorie énoncée par Zadeh sur une chaudière à vapeur, matériel dont on connaît la complexité, introduisant ainsi la commande floue dans la régulation d'un processus industriel. Plusieurs applications ont alors vu le jour en Europe, pour des systèmes parfois très complexes, telle la régulation de fours de cimenterie réalisée par la société F.L.Smidt-Fuller.[16]

Grâce au chercheur japonais M. Sugeno, la logique floue était introduite au Japon dès 1985. Les sociétés japonaises comprirent l'avantage à la fois technique et commercial de la logique floue:

- facilité d'implantation;
- solution de problèmes multivariables complexes;
- robustesse vis à vis des incertitudes;
- possibilité d'intégration du savoir de l'expert.

### III.3 Les différents domaines d'applications:

Si les premières applications de la commande floue ont été développées en Europe par Mamdani, Van Lauta Lemke, Willayes.....dans les années 1975, ce type de commande a été largement utilisé au Japon à la fin des années 80 et au début des années 90, sur le métro Sendai (Juillet 1987), dans la conception du lave-linge Aïsaïgo Day Fuzzy de Matsushita (Février 1990), par exemple. [15]

Tirant profil d'une évolution de la technologie permettant d'aborder des problèmes en temps réel, à dynamique rapide (plus rapide que dans les premières applications de type conduite de processus lents: chaudière, fours,.....), l'industrie japonaise a développée des produits grand public à base de logique floue:

- appareils électroménagers (lave-linge, aspirateurs, autocuiseurs,...etc),
- systèmes audio-visuels (appareils de photos autofocus, caméscope à stabilisateur d'images, photocopieurs,...)
- systèmes automobiles embarqués (BVA, ABS, suspension, climatisation,...etc.),
- systèmes autonomes mobiles,
- systèmes de transport (train, métro, ascenseur,...),
- systèmes de conditionnement d'ambiance,
- systèmes de décision, diagnostic, reconnaissance,
- systèmes de contrôle/commande dans la plupart des domaines industriels de production, transformation, traitement de produit et déchet.

Terminons cette liste par une application, à savoir la commande à distance d'un hélicoptère sans pilote, pour des opérations de sauvetage ou inspection de sites dangereux, travail développé par l'équipe du Professeur Sugeno. Ce système intrinsèquement non linéaire, instable et présentant de fort couplage, est caractérisé par 15 variables d'état et 4 commandes (vitesse et inclinaison des rotors), reçoit des ordres globaux du style: atterrissage, décollage, vol stabilisé, vol avant, vol arrière, virage à droite, virage à gauche,... [15],[16]

Un système à base de logique floue, très structuré hiérarchiquement (2 niveaux de commande, une douzaine de blocs d'une soixantaine de règles chacun), traite ces ordres pour arriver aux actions sur les organes de commande de l'hélicoptère, qui vole déjà dans le ciel de Tokyo. [15]

### **III.4 Définitions :**

#### **III.4.1 Processeur :**

On appelle processeur un « organe capable d'assurer le traitement complet d'une série d'informations » (Larousse).

#### **III.4.2 Logique floue :**

« Logique qui substitue à la logique binaire une logique fondée sur des variables pouvant prendre, outre les valeurs « vrai » ou « faux », les valeurs intermédiaires « vrai » ou « faux » avec une certaine probabilité. » (citation: cf. supra)



### III.4.3 Processeur flou :

Processeur capable de traiter des informations en faisant intervenir les principes de la logique floue.

## III.5 Principes de la logique floue :

### III.5.1 Introduction :

La logique floue est une branche des mathématiques et, à ce titre, toute une série de notions fondamentales sont développées. Ces notions permettent de justifier et de démontrer certains principes de base. Dans ce qui suit, on ne retiendra que les éléments indispensables à la compréhension du principe du réglage par la logique floue. Ces éléments sont [7]:

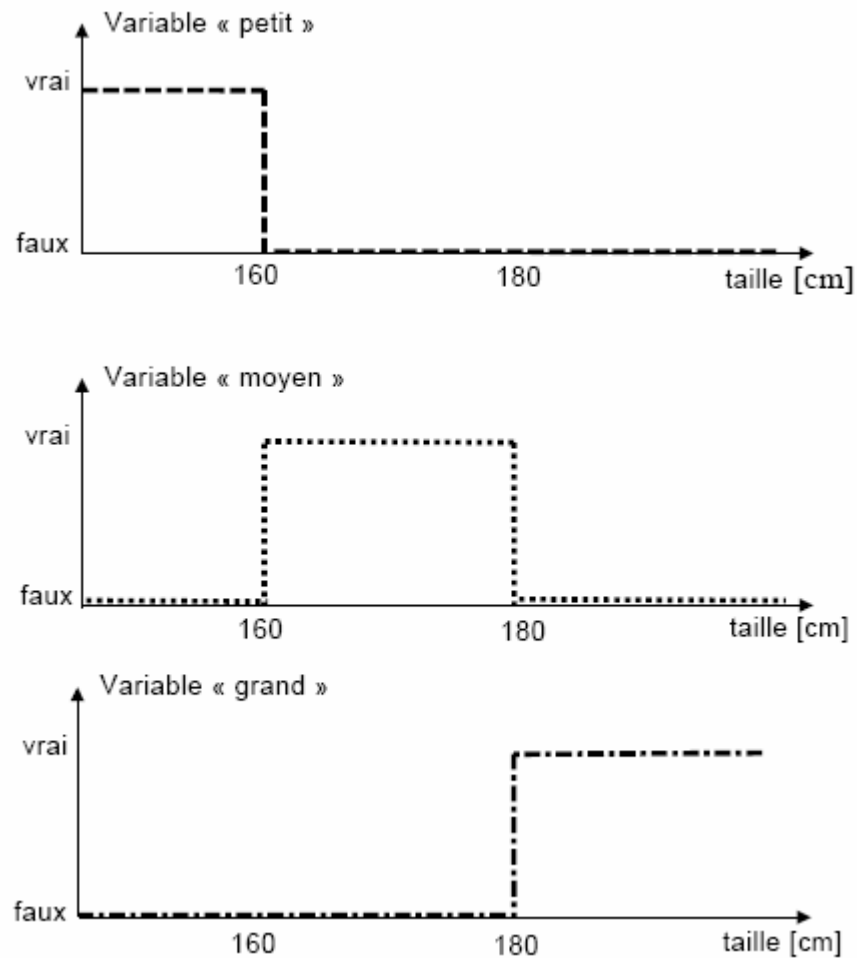
- les variables floues
- Les règles d'inférences

### III.5.2 Variables floues :

Contrairement aux variables binaires qui sont définies par les deux états « vrai » ou « faux », les variables floues présentent toute une gradation entre la valeur « vrai » et la valeur « faux ».

L'exemple qui suit permet de mieux saisir la distinction qui existe entre les variables binaires et les variables floues :

Si l'on désire classer un groupe d'individu par leur taille en définissant la catégorie des petits par une taille en dessous de 160 cm, la catégorie des moyens par une taille comprise entre 160 cm et 180 cm et la catégorie des grand par une taille supérieure à 180 cm, la logique binaire donne la représentation de la figure 1 pour les trois variables « petit », « moyen » et « grand » [15].



**Figure III.1** Variables binaires

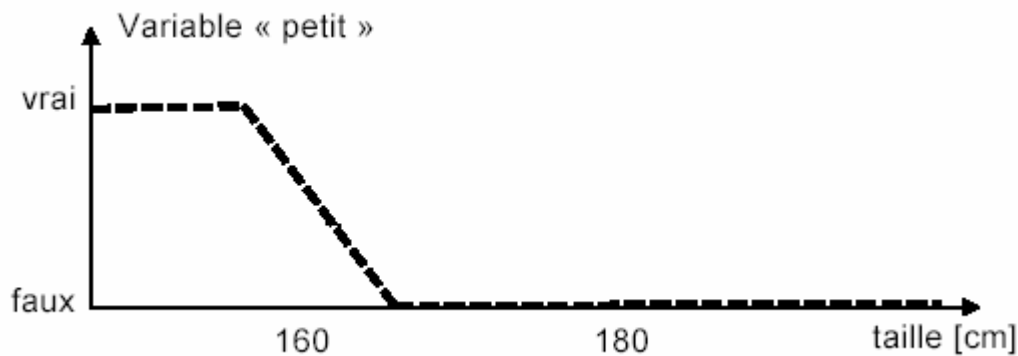
Deux remarques s'imposent au sujet de cette représentation :

D'une part, on préfère représenter l'état de la variable à l'aide de son degré de vérité en associant la valeur 1 (degré de vérité de 100%) à la valeur « vrai » et le degré de vérité nul à la valeur « faux ».

D'autre part, on constate que cette façon de faire est très éloignée de ce que fait l'être humain lorsqu'il résout ce genre de problème. En effet, l'homme ne fait pas naturellement une distinction franche entre « petit » et « moyen » par exemple. Il utilise des expressions du genre « plutôt petit » pour qualifier une taille légèrement inférieure à 160 cm et « plutôt moyen » pour une taille légèrement supérieure à cette valeur.

En conclusion, la logique binaire présente l'avantage de la simplicité mais est assez éloignée de la logique utilisée naturellement par l'être humain.

Si l'on représente le même problème à l'aide de la logique floue, les variables ne sont plus binaires mais présentent une infinité de valeurs possible entre le « vrai » et le « faux » (cf. figure 2). [16]



*Figure III.2 Variable floue*

On constate que cette représentation est beaucoup plus proche de la façon dont l'être humain raisonne puisqu'elle permet de faire intervenir des notions telles que « plutôt petit », « assez grand »... Cet avantage se fait, évidemment, au détriment de la simplicité de la représentation.

### III.5.3 Règles d'inférence :

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

*Si condition 1 et/ou condition 2 ( et/ou...) alors action sur les sorties*

L'exemple suivant, tiré de la vie quotidienne, permet d'illustrer ceci :

Lorsque l'on prend une douche, un des problèmes qui se présente est de régler la température de l'eau. La variable d'entrée du système homme-douche est la température de l'eau mesurée à l'aide de nos capteurs de température. Les variables de sorties sont les deux robinets eau chaude et eau froide. Dans la pratique, le réglage de la température se fait en utilisant notre expérience, expérience qui recouvre à la fois nos préférences et notre connaissance de l'installation sanitaire utilisée. Ce réglage se fait en utilisant des règles du genre [7]:

- **Si** la température est très froide **alors** ouvrir à fond l'eau chaude
- **Si** la température est un peu trop froide **alors** fermer un peu l'eau froide
- **Si** la température est bonne **alors** laisser les deux robinets dans leur état
- **Si** la température est trop chaude **alors** fermer un peu l'eau chaude et ouvrir un peu l'eau froide
- etc...

En termes d'intelligence artificielle, ces règles résument en fait l'expérience de l'expert et elles ne sont en général pas définissables de façon unique puisque chaque individu crée ses propres règles.

### III.6 Variables floues :

#### III.6.1 Introduction :

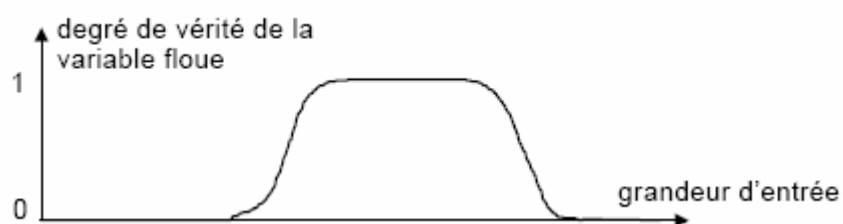
Les grandeurs utilisées dans un système de réglages sont généralement générées par des capteurs. Il est nécessaire de convertir ces grandeurs en variables floues. Pour ce faire on définit les deux notions suivantes :

- Les fonctions d'appartenances qui permettent de définir le degré de vérité de la variable floue en fonction de la grandeur d'entrée.
- Les intervalles flous qui déterminent le nombre de variables floues.

Dans l'exemple de la figure III.2, on fait intervenir trois intervalles flous : « petit », « moyen » et « grand ». En outre chaque intervalle fait référence à une fonction d'appartenance qui permet de définir le degré de vérité de la variable floue correspondante en fonction de la taille. [8]

#### III.6.2 Fonctions d'appartenance :

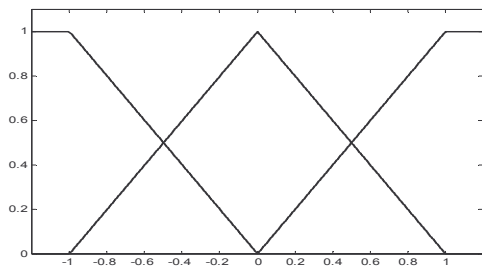
Il s'agit d'établir une relation entre le degré de vérité de la variable floue et la grandeur d'entrée correspondante (cf. figure III.3). On parle de fuzzification :



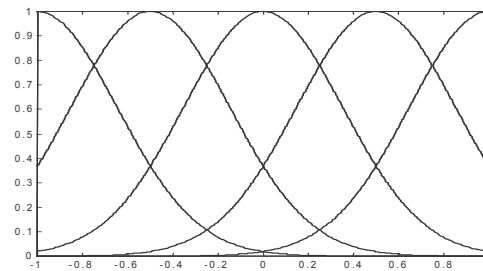
*Figure III.3 Fonction d'appartenance*

On peut évidemment choisir n'importe quelle forme pour les fonctions d'appartenance. Cependant, en pratique, on utilise les formes trapézoïdales (cas de la figure 2) et les formes en cloche (gaussiennes).

On peut choisir plusieurs formes de fonction d'appartenance, mais les plus usuelles sont triangulaires ou gaussiennes.



a) Fonction d'appartenance triangulaire



b). Fonction d'appartenance Gaussienne

**III.6.3 Intervalles flous :**

Ces intervalles définissent le nombre de variables floues associées à une grandeur d'entrée. Dans le cas du réglage, trois à cinq intervalles s'avèrent suffisants. De façon générale ils sont caractérisés à l'aide de symboles tels que ceux présentés dans le tableau III.1.

Symbole	Signification
NG	négatif grand
NM	négatif moyen
EZ	environ zéro
PM	positif moyen
PG	positif grand

Tableau III.1

Ce qui définit des fonctions d'appartenance en forme de raies comme illustré à la figure III.4 :

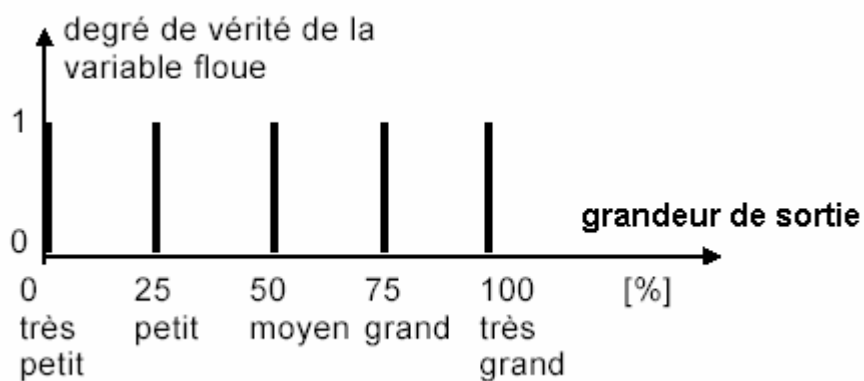


Figure III.4 Fonction d'appartenance en forme de raies

### III.7 Inférences et opérateurs :

#### III.7.1 Règles d'inférences :

Ces règles permettent de relier les variables floues d'entrée aux variables floues de sortie à l'aide de différents opérateurs (cf. § 5.3 et 7.2). Elles doivent être définies par le concepteur de système de réglage en fonction de son expérience (rôle d'expert) et mémorisées dans l'organe de commande. [15]

#### III.7.2 Opérateurs :

Il est important de savoir composer entre les divers prédicats et leurs fonctions d'appartenance comme dans l'exemple «l'air est froid et le vent est fort» ou dans «si l'air est froid ou si le vent est fort» il faut fermer la porte. Il apparaît deux types de composition ET et OU auxquels il faut ajouter la négation. Notons  $x$  et  $y$  les variables linguistiques caractérisant la température de l'air et la force du vent et  $\mu_A(x)$ ,  $\mu_B(y)$ ,  $\mu_E(z)$ ,  $\mu_O(z)$ ,  $\mu_C(z)$  avec  $z=\{x,y\}$ , les fonctions d'appartenance associées aux propriétés respectives «l'air est froid», «le vent est fort», «l'air est froid et le vent est fort», «l'air est froid ou le vent est fort», «l'air n'est pas froid». [8]

Les règles d'inférences font appel aux opérateurs **et**, **ou** et **non**, qui s'appliquent aux variables floues. Dans le cas de la logique binaire ces opérateurs sont définis de façon simple et univoque. Dans le cas de la logique floue, la définition de ces opérateurs n'est plus univoque et on utilise le plus souvent les relations présentées dans le tableau III.2.

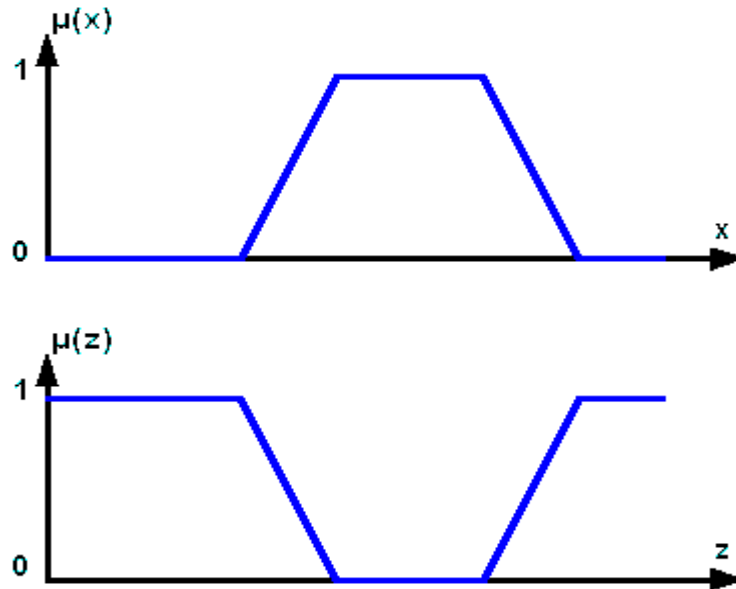
Opérateur	Opération sur le degré de vérité des variables
<b>et</b>	minimum
	produit
<b>ou</b>	maximum
	valeur moyenne
<b>non</b>	complément à 1

*Tableau III.2*

Les opérations **minimum** et **maximum** présentent l'avantage de la simplicité lors du calcul, par contre, elles privilégient l'une des deux variables. Les opérations de **produit** et **valeur moyenne** sont plus complexes à calculer mais elles produisent un résultat qui tient compte des valeurs des deux variables.

**Opérateur NON:**

La propriété «l'air n'est pas froid» peut être caractérisée de façon évidente par la fonction d'appartenance  $\mu_C(z)=1-\mu_A(x)$ . La figure III.5 met en évidence cette relation:



*Figure III.5 Opérateur NON*

A noter qu'il s'agit de l'opérateur NON, appelée aussi «complément», «négation» ou «inverse».

**Opérateur ET:**

La solution la plus simple et la plus utilisée pour caractériser la satisfaction simultanée de deux propriétés est de poser

$$\mu_E(z)=\mu_{A \text{ et } B}(z)=\min \{\mu_A(x),\mu_B(y)\}.$$

On parle alors d'opérateur minimum.

Cette opération est représentée à la figure III.6. Comme on le voit, il est possible que la fonction d'appartenance résultante  $\mu_E(z)$  n'atteigne pas la valeur 1.

On peut facilement vérifier que l'opérateur minimum est commutatif, c'est à dire qu'il est possible d'invertir  $\mu_A(x)$  et  $\mu_B(y)$  sans que la résultat change.

Cet opérateur peut être appliqué à plus de deux ensembles. Dans ce cas s'applique le théorème d'associativité. [16]

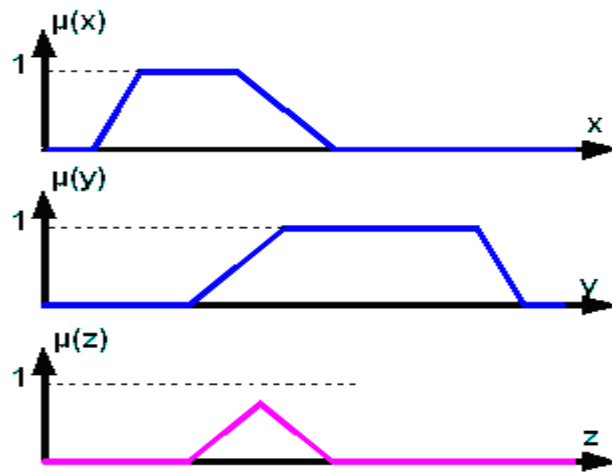


Figure III.6 Opérateur ET

A noter qu'il s'agit de l'opérateur ET, appelée aussi «intersection».

**Opérateur OU:**

La réalisation de l'opérateur ou au niveau de la logique floue se fait en général par la formation du maximum, appliquée aux fonctions d'appartenance  $\mu_A(x)$  et  $\mu_B(y)$  des deux ensembles A et B. On a donc l'opérateur maximum.

$$\mu_{O}(z)=\mu_{A \text{ ou } B}(z)=\max\{\mu_A(x),\mu_B(y)\} \quad (2.2.3)$$

La figure III.7 montre cette opération. A noter qu'il est possible que la fonction d'appartenance résultante  $\mu_O(z)$  atteigne deux fois la valeur 1.

Evidemment, l'opérateur maximum est aussi commutatif et associatif.

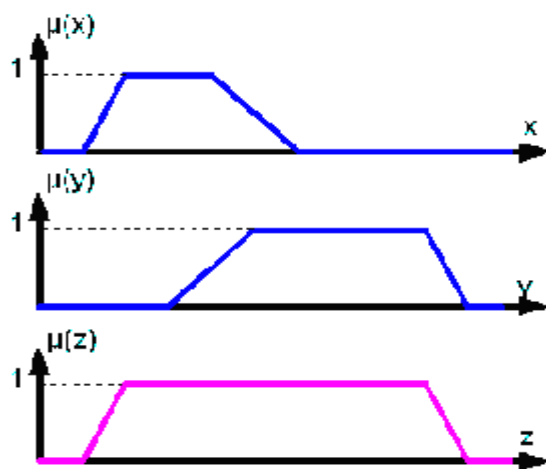


Figure III.7 Opérateur OU



Dans ce paragraphe, on a introduit la formation du minimum et du maximum pour réaliser les opérateurs ET et OU. Dans la plupart des cas, ces opérateurs donnent des résultats convenables, surtout pour le réglage et la commande par logique floue.[15],[16]

Cependant, dans certaines circonstances, il peut être judicieux d'utiliser d'autres opérateurs, soit pour simplifier le traitement numérique, soit pour mieux tenir compte des opérations floues.

### III.8 Combinaison des règles et défuzzification :

#### III.8.1 Introduction :

Les différentes règles d'inférences (cf. § 5.3 et 7.1) produisent chacune une valeur. Ces différentes valeurs doivent être combinées afin d'obtenir la (éventuellement les) variable(s) de sortie. Ensuite la (ou les) variable(s) floue(s) de sortie doivent être converties en une grandeur de commande (tension, couple...) afin d'être appliquée au système à régler. On appelle cette dernière étape la défuzzification. [7]

#### III.8.2 Combinaison des règles :

L'ensemble des règles se présente sous la forme d'une énumération du type :

**Si** condition 1 **et/ou** condition 2 ( **et/ou...**) **alors** action sur les sorties

**Si** condition 3 **et/ou** condition 4 ( **et/ou...**) **alors** action sur les sorties

**Si** condition 5 **et/ou** condition 6 ( **et/ou...**) **alors** action sur les sorties

...

La combinaison de ces différentes règles se fait à l'aide de l'opérateur **ou**. La justification du choix de l'opérateur se fonde sur la pratique du langage courant : en effet, une telle énumération est comprise dans le sens

Si... alors...

**ou**

Si... alors...

**ou**

...

Bien que l'opérateur **ou** ne soit pas explicitement mentionné.

#### III.8.3 Défuzzification :

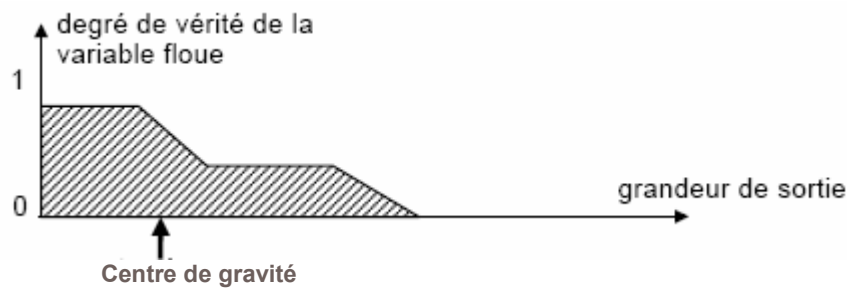
Les valeurs obtenues lors de la combinaison des règles appliquées aux intervalles flous de la variable de sortie défini une fonction d'appartenance.

Il s'agit de convertir cette information en une grandeur physique. Plusieurs façons de faire peuvent être envisagées mais, en pratique, on utilise surtout les deux méthodes suivantes :

- défuzzification par calcul du centre de gravité
- défuzzification par calcul du maximum

#### III.8.4 Défuzzification par calcul du centre de gravité :

Il s'agit de calculer le centre de gravité de la fonction d'appartenance de la variable de sortie (figure III.8) :



*Figure III.8* Défuzzification par centre de gravité

Le calcul du centre de gravité permet bien d'obtenir une seule valeur pour la grandeur de sortie. Son calcul est cependant relativement complexe puisqu'il nécessite le calcul d'une intégrale, ou dans le cas simple de fonctions d'appartenance en raies, d'une somme pondérée. [15]

#### III.8.5 Défuzzification par calcul du maximum :

Il s'agit de la façon la plus simple, au point de vue du volume de calcul, pour effectuer la défuzzification. La façon de procéder diffère cependant fondamentalement du cas général exposé ci-dessus. Tout d'abord, la grandeur de sortie doit être normalisée (en pour-cent par exemple) et la définition des intervalles flous doit se résumer à une valeur : par exemple « petit » correspond à 0 et « moyen » à 0,5 (fonctions d'appartenance en forme de raies). L'opération de défuzzification consiste à prendre d'abord le minimum entre la valeur produite par la règle concernée et la valeur de la variable floue de sortie. La valeur de sortie est définie par la valeur maximale des variables floues de sortie. [16]

L'exemple suivant permet d'en illustrer le principe :

Soit un système avec trois règles :

La règle 1 donne une sortie de type « petit » d'un degré de vérité de 0,8

La règle 2 : sortie de type « moyen » d'un degré de vérité de 0,3

La règle 3 : sortie de type « grand » d'un degré de vérité de 0,1

La valeur normalisée de l'intervalle « petit » vaut 0

La valeur normalisée de l'intervalle « moyen » vaut 0,5

La valeur normalisée de l'intervalle « grand » vaut 1

La règle 1 donne une valeur de sortie de 0 (minimum entre 0,8 et 0)

La règle 2 donne une valeur de sortie de 0,3 (minimum entre 0,3 et 0,5)

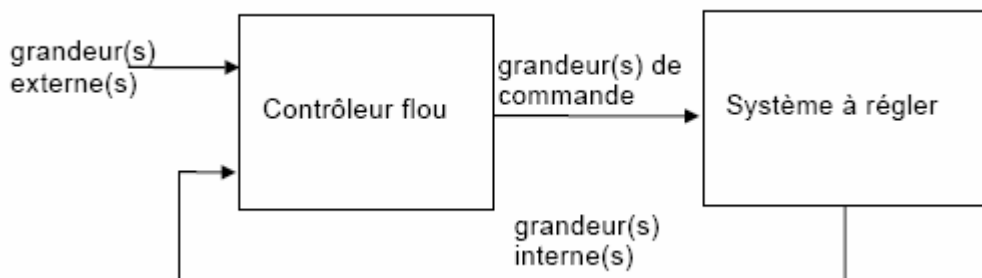
La règle 3 donne une valeur de sortie de 0,1 (minimum entre 0,1 et 1)

La grandeur de sortie est déterminée par le maximum des valeurs obtenues et vaut 0,3 ce qui correspond à une valeur « plutôt petite ».

On constate que cette méthode est simple à appliquer mais, étant basée sur l'opérateur maximum, elle privilégie une seule règle parmi celles présentes.

### III.9 Commande par logique floue :

Les problèmes de réglage peuvent être résolus par la logique floue en conservant une structure proche de la structure traditionnelle (PI par exemple). Cette structure est illustrée à la figure III.9.



*Figure III.9 Structure d'une commande floue*

#### III.9.1 Schéma d'une commande floue :

La mise en oeuvre d'une commande floue fait apparaître trois grands modules.

Le premier module traite les entrées du système (valeurs réglant). On définit tout d'abord un univers de discours, un partitionnement de cet univers en classes pour chaque entrée, et des fonctions d'appartenance pour chacune de ces entrées (par exemple pression grande, petite, faible et changement d'écart mesure consigne de débit de matériau sortant d'une trémie très élevé, élevé, moyen, négatif, très négatif). La première étape, appelée fuzzification, consiste à attribuer à la valeur réelle de chaque entrée, au temps  $t$ , sa fonction d'appartenance à chacune des classes préalablement définies, donc à transformer l'entrée réelle en un sous ensemble floue.

Le deuxième module consiste en l'application de règles de type «si l'écart de température est grand, diminuer le débit du fuel». Ces règles vont permettre de passer d'un degré d'appartenance d'une grandeur réglant au degré d'appartenance d'une commande. Ce module est constitué d'une base de règles et d'un moteur d'inférence qui permet le calcul. [7]

Le troisième et le dernier module décrit l'étape de défuzzification qui est la transformation inverse de la première. Il permet de passer d'un degré d'appartenance d'une commande à la détermination de la valeur à donner à cette commande. [7]

Le schéma de commande est donné par la figure III.10.

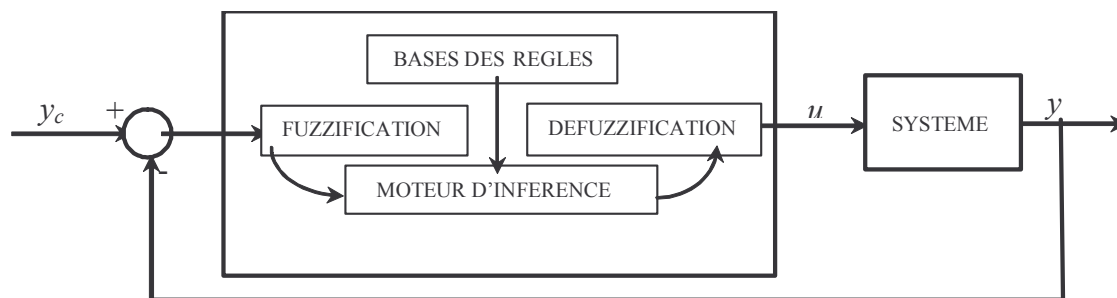


Figure III.10 Schéma de commande par logique floue

### III.9.2 Contrôleur flou :

La structure conventionnelle d'une commande floue est présentée par la figure III.11. Elle est composée de quatre blocs distincts.

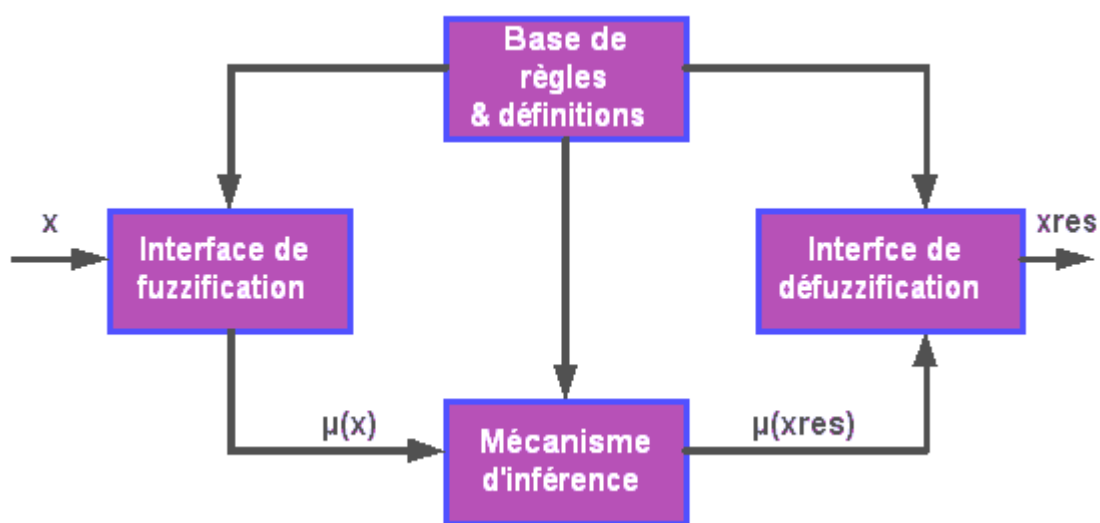


Figure 3.11 Structure d'une commande floue

$x$  représente le vecteur des entrées,  $x_{RES}$  celui des commandes,  $\mu(x)$  et  $\mu(x_{RES})$  les fonctions d'appartenances correspondantes. [15]

### III.9.3 Types de régulateur flou :

Il existe plusieurs types de régulateurs flous, parmi lesquels nous pouvons citer :

#### III.9.3.1 Régulateur flou de type Mamdani :

La méthode de Mamdani consiste à utiliser l'opérateur **min** pour **Et** et l'opérateur **Max** pour le **Ou**.

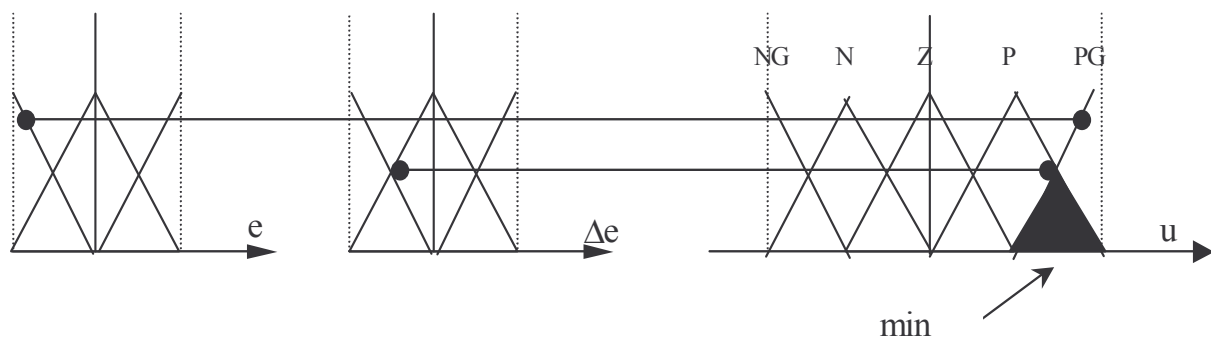
Plusieurs règles peuvent être activées en même temps, i.e que chacune de leurs prémisses possède un degré d'appartenance non nul. Ceci dépend des types de fonctions d'appartenance utilisées ; en l'occurrence toutes les règles sont, à chaque instant d'échantillonnage, plus au moins activées si l'on choisit des fonctions d'appartenance de forme gaussienne. [7]

L'agrégation de ces règles, est opération qui doit aboutir à une seule valeur de la variable de sortie, se fait par l'opérateur **Max**, comme si les règles étaient liées par l'opérateur **Ou**.

Cette méthode peut être illustrée, comme suit, dans le cas de l'agrégation des règles 1 et 2.

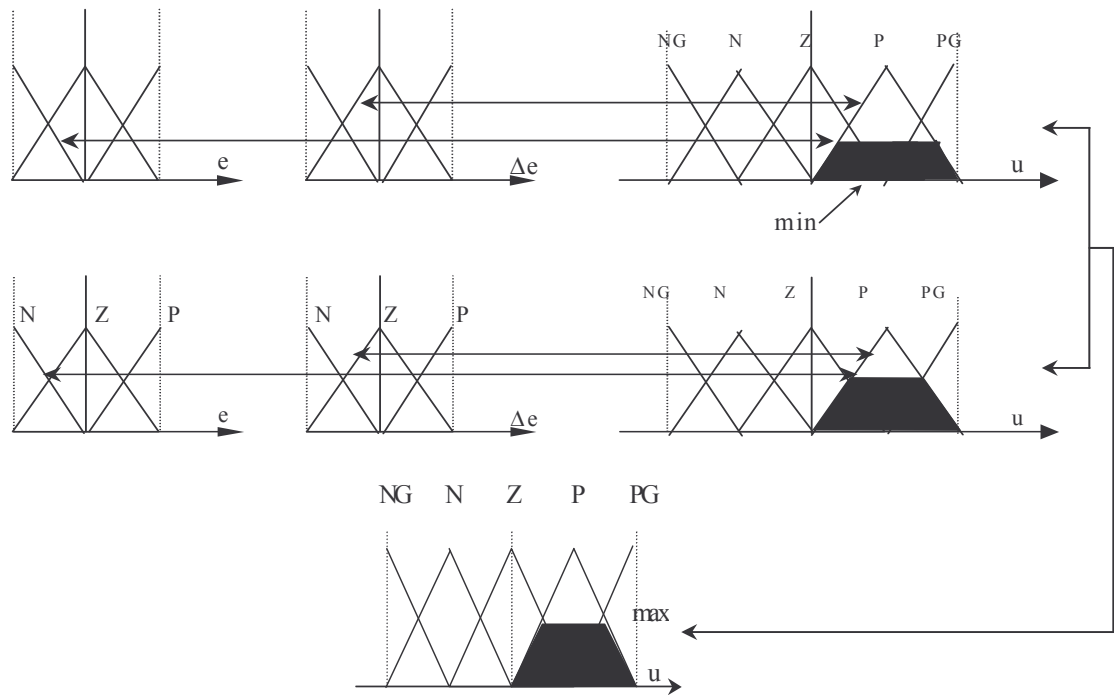
Chaque prémisses de la règle 1 est mise en évidence par l'écrêtage de la fonction d'appartenance **PG** soit par le degré d'appartenance de  $e$  à l'ensemble  $N$ , soit par celui de  $\Delta e$  à l'ensemble  $N$ .

Comme les clauses de la prémisses de la règle sont liées par l'opérateur **ET**, on écrête l'ensemble **PG** de la variable  $u$  par le minimum des 2 degrés d'appartenance, comme le montre la figure suivante :

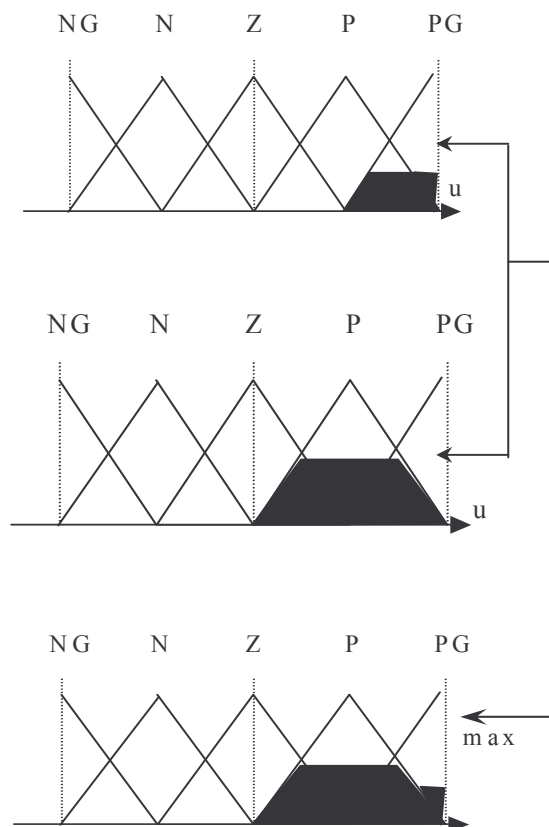


La règle 2 possède 2 prémisses liées par l'opérateur **Ou**. Pour chacune de ces prémisses, on réalise la même opération que pour la règle 1.

L'opérateur **Ou** étant remplacé par l'opérateur **Max**, on prendra le maximum des 2 surfaces obtenues. [15], [16]



L'agrégation des règles 1 et 2 se fait en prenant en chaque point de l'ensemble de définition de la variable de sortie (univers de discours), le maximum des surfaces obtenues.



Si les règles 1 et 2 sont activées en même temps, la fonction d'appartenance de la variable de sortie est symbolisée par la surface pleine ci-dessus.

### III.9.3.2 Régulateur flou de Sugeno :

La méthode de **Mamdani**, datant de 1975, est beaucoup plus répandue dans la théorie du contrôle de procédés. La méthode de **Sugeno** (1985) en diffère au niveau de la définition de la variable de sortie et, par conséquent, des méthodes de défuzzification. [7]

Rien ne change au niveau de la fuzzification des variables d'entrée. La variable de sortie prend, soit une valeur constante (singleton) indépendant des valeurs des entrées, soit une combinaison linéaire de celles-ci. [7]

Ce singleton sera, lors de l'étape de défuzzification, pondéré par les degrés d'appartenance des variables d'entrées.

La règle générale d'une règle de type **Sugeno** est, pour un système à 2 entrées  $e1$  et  $e2$

$$\text{Si } e1 \text{ est } A \text{ ET } e2 \text{ est } B \text{ ALORS } \text{sortie} = p * e1 + q * e2 + r$$

Avec A et B qui sont des fonctions d'appartenance, respectivement, de  $e1$  et  $e2$ , et  $p$ ,  $q$ ,  $r$  des constantes choisies par l'utilisateur pour définir la combinaison linéaire des entrées.

### III.9.4 Synthèse des régulateurs flous :

La synthèse des régulateurs flous passe par les étapes suivantes :

- Choix des variables d'entrée et des variables de sortie du régulateur,
- Détermination de la plage de variation de chaque variable d'entrée et chaque variable de sortie
- Construction de sous-ensembles flous dans chaque plage.
- Choix des fonctions d'appartenance associées aux sous-ensembles flous.
- Choix des méthodes d'inférence, et de défuzzification.
- Construction de la base de règles.

Si nécessaire, faire une normalisation des plages de variation des variables d'entrées ou de sorties.

La dernière étape nécessite la fixation d'un ensemble de gains dits gains de normalisation. [15]

### III.9.5 Les avantages :

#### A. La méthode de Mamdani :

- Elle est intuitive.
- Elle a l'acceptation répondeur.
- C'est bien assorti à l'entrée humaine.

#### B. La méthode de Sugeno :

- Elle fonctionne bien avec les techniques linéaires (par exemple, régulateur PID).
- Elle fonctionne bien avec l'optimisation et les techniques adaptatives.
- Elle garantit la continuité de la surface de la sortie.
- C'est bien assorti aux analyses mathématiques.

### III.10 Conclusions :

la logique floue va prendre de plus en plus de place dans le domaine du réglage. Cette affirmation est motivée par le fait que ce principe ne nécessite pas de modèle du système à régler et qu'il utilise les connaissances de l'opérateur (expert).

Dans le développement, l'approche digitale est, évidemment, la plus souple à mettre en oeuvre. Son coût, son encombrement et sa consommation peuvent devenir un handicap pour certaines applications en production. Pour ces applications l'approche analogique apporte une solution intéressante.

Dans ce chapitre, nous avons vu des notions sur la logique floue, la représentation d'un régulateur flou ainsi que ses différents constituants. Nous avons vu aussi qu'il y a deux types de régulateurs flous :

Sugeno et Mamdani. Le premier utilise des valeurs numériques pour les conclusions alors que le deuxième utilise des sous-ensembles flous pour les conclusions. Nous avons aussi exposé les différents avantages qu'offre la logique floue dans le traitement d'informations incertaines ou imprécises.



# **Chapitre IV**

## **Commande neuro-floue**

## IV.1 Introduction :

Pour palier au problème de la synthèse des régulateurs flous qui nécessite des essais de simulation assez longs, en effet des tâtonnements sont indispensables, les recherches actuelles sont orientées vers l'association de la logique floue et des réseaux de neurones pour améliorer le dimensionnement du contrôleur flou.

Cette association consiste à intégrer Propriétés intéressantes de traitement de l'imprécis ou l'incertain des systèmes flous, à des propriétés d'apprentissage des réseaux de neurones. Cet apprentissage est d'autant plus facile que l'on parle d'une information structurée contenue dans des règles floues de production. Cela permet d'introduire des capacités d'auto-régulation et d'adaptativité dans les systèmes flous. [12]

## IV.2 Réseaux de neurones :

### IV.2.1 Le neurone biologique :

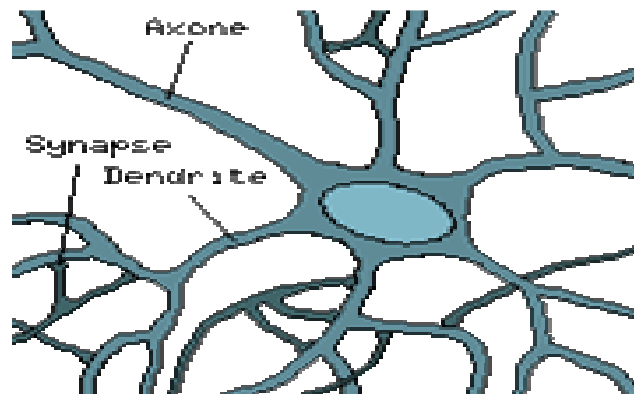
Les cellules nerveuses, appelées neurones, sont les éléments de base du système nerveux central.

Les neurones possèdent de nombreux points communs dans leur organisation générale et leur système biochimique avec les autres cellules. Ils présentent cependant des caractéristiques qui leur sont propres et se trouvent au niveau des cinq fonctions spécialisées qu'ils assurent: [17]

- recevoir des signaux en provenance de neurones voisins.
- intégrer ces signaux.
- engendrer un flux nerveux.
- conduire le flux nerveux.
- le transmettre à un autre neurone capable de le recevoir.

#### IV.2.1.1 Structure du neurone :

Un neurone est une cellule constituée de trois parties qui ont un rôle fonctionnel bien défini vis-à-vis des transferts d'information, ce sont les dendrites, le corps cellulaire (soma) et l'axone (FigIV.1). [17]



*Figure IV.1 Le neurone biologique*

##### *a- Les dendrites :*

Chaque neurone possède une « chevelure » de dendrites qui sont des fines extensions tubulaires, de quelques dixièmes de microns de diamètre et d'une longueur de quelques dizaines de microns. Elles se ramifient, ce qui les amène à former une espèce d'arborescence autour du corps cellulaire.

Elles reçoivent l'information au niveau des points de contact avec les autres neurones. Ces points de contact sont les « synapses ». L'information est acheminée vers le corps cellulaire. La notion de synapse explique la transmission des signaux entre un axone et une dendrite, à son niveau il existe un espace vide à travers lequel le signal électrique ne peut pas se propager. La transmission se fait alors par l'intermédiaire de substances chimiques « les neuromédiateurs ». Quand un signal arrive au niveau de la synapse, il provoque l'émission de neuromédiateurs qui vont se fixer sur des récepteurs de l'autre côté de l'espace inter-synaptique. Quand suffisamment de molécules se sont fixées, un signal électrique est émis de l'autre côté et on a donc transmission.[18]

En fait, suivant le type de la synapse, l'activité d'un neurone peut renforcer ou diminuer l'activité de ses voisins, on parle ainsi de synapse excitatrice ou inhibitrice.

**b- L'axone :**

C'est la fibre nerveuse, il sert à transporter les signaux émis par un neurone vers le neurone récepteur. Il est plus long que les dendrites (sa longueur varie d'un millimètre à plus d'un mètre) et se ramifie à son extrémité où il communique avec d'autres neurones, alors que les ramifications des dendrites se produisent plutôt près du corps cellulaire. [18]

**c- Le corps cellulaire (somma) :**

Il contient le noyau du neurone et effectue les transformations biochimiques nécessaires à la synthèse des enzymes et des autres molécules qui assurent la vie des neurones. De plus, le somma recueille et concentre l'ensemble des informations reçues par les dendrites et en effectue une intégration qui est une sorte de sommation dite « spatio-temporelle ». Si cette somme dépasse un certain seuil, le neurone émet à son tour un signal d'action. Ce signal, très bref (1ms), correspond à une oscillation de relaxation du potentiel membranaire du neurone, il est transmis sans atténuation le long de l'axone.

Le somma est généralement de forme pyramidale ou sphérique, cette forme dépend souvent de sa position dans le cerveau. [17]

**IV.2.1.2 Organisation en réseaux :**

On estime à environ 100 à 1000 milliards le nombre de neurones du système nerveux humain, chaque neurone compte en moyenne 1000 à 100.000 synapses. Ces valeurs traduisent bien la complexité du système nerveux.

Bien que les neurones soient fortement liés entre eux, néanmoins ces connections ne sont pas aléatoires et correspondent à des réseaux dont les architectures sont bien définies mais dont les fonctionnements restent toujours difficiles à cerner. [18],[19]

Les architectures de ces réseaux sont caractérisées par une certaine variabilité d'un individu à un autre, ceci est du en partie au hasard et à l'expérience propre de chaque individu.

**IV.2.1.3 Plasticité synaptique :**

Ce titre évoque l'une des plus importantes propriétés des réseaux de neurones : « La plasticité du système nerveux ». Cette caractéristique englobe la faculté d'évolution des cellules nerveuses et de leurs interconnexions. Les notions d'apprentissage et de mémoire sont étroitement liées à cette propriété. Cette plasticité se reflète dans plusieurs caractéristiques du système nerveux. Ainsi lors de la maturation de ce dernier, les circuits neuraux - grâce aux

stimulations externes et à la plasticité cérébrale - se spécialisent par sélection, élimination ou renforcement des connexions. [18],[19]

En 1862 déjà, Spencer supposait que les modifications cellulaires en fonction de l'activité étaient à l'origine du phénomène de mémoire, plus tard (1911), à partir des travaux de Cajal, Tanzi suggérait que le développement fonctionnel des réseaux de neurones reposait sur des modifications synaptiques.

Cependant on doit à Hebb, en 1949, le premier énoncé d'une règle qualitative régissant la plasticité synaptique.

L'observation fondamentale de Hebb réside dans le fait que le renforcement synaptique intervient lorsqu'il y a activité conjointe du neurone pré-synaptique (cause) et du neurone post-synaptique (effet). Ceci est illustré par le passage suivant (passage tiré de son livre) [19]:

« When an axon of cell A is near enough to excite cell B and repeatedly takes part in firing it, some growth process or metabolic change takes place in one or both cells such that A's efficiency, as one of the cells firing B, is increased. »

Cette règle peut être schématisée par le tableau suivant qui représente les 4 états conjoints des neurones pré et post-synaptiques. Selon Hebb l'efficacité de la synapse augmente si les 2 éléments sont actifs simultanément.

Neurone pré-synaptique	Neurone post-synaptique	Efficacité de la synapse
A	A	++
I	A	0
A	I	0
I	I	0

A: actif

I : inactif

**Tableau IV.1. Règles de plasticité de Hebb**

#### IV.2.2 Neurone formel :

Une analogie directe, faite par Mc Culoch et Pitts, avec le neurone biologique a donné le neurone formel [19], qui est en effet un corps cellulaire qui effectue des sommes pondérées de ses entrées, si le résultat de cette somme dépasse un certain seuil le neurone sera actif, sinon le neurone reste inactif ou à l'état bas.

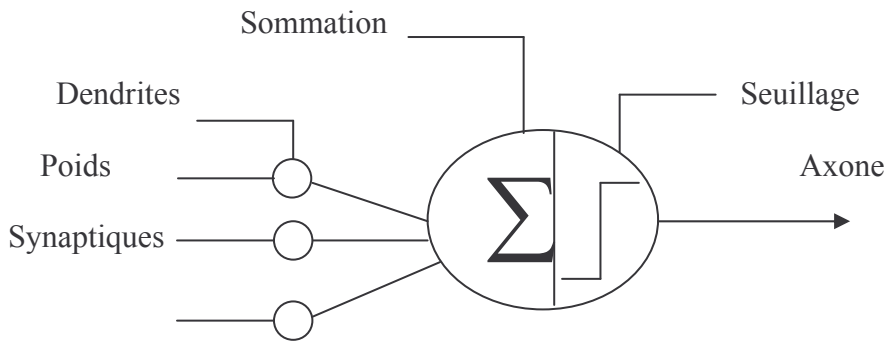
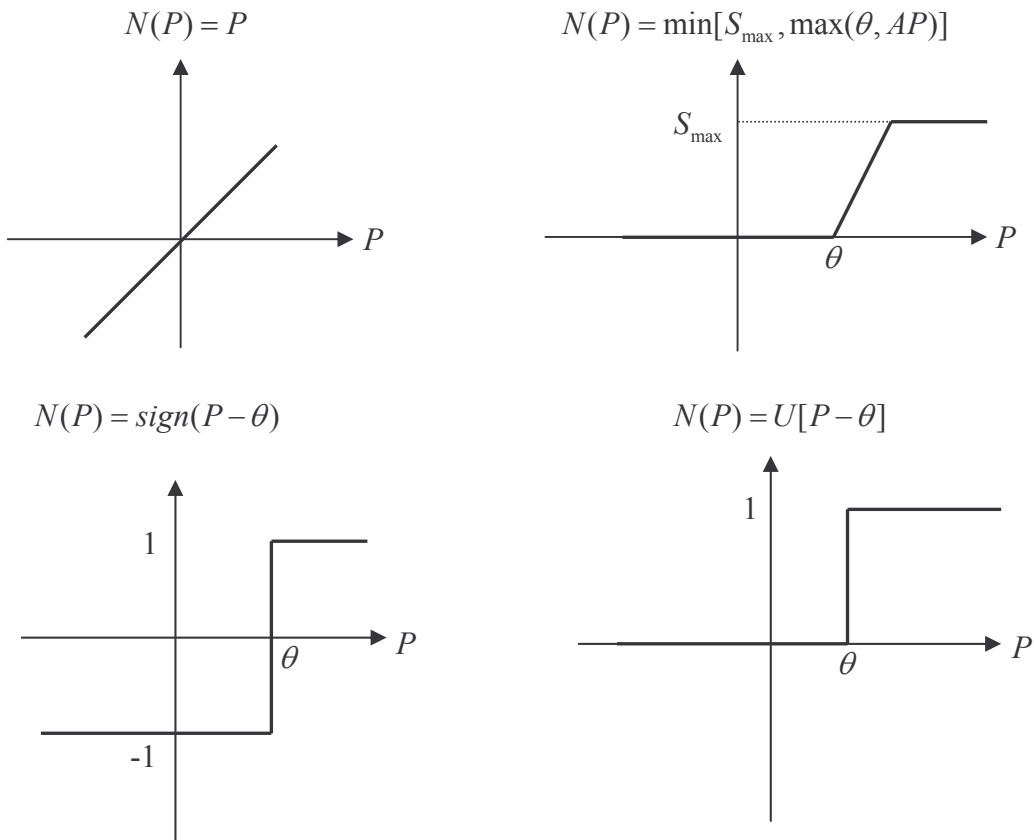


Figure IV.2 Neurone formel

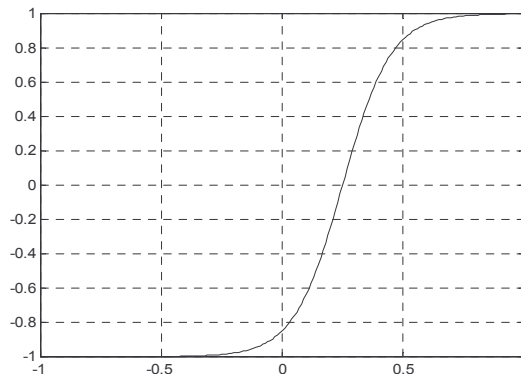
L'activation du neurone se fait par la fonction neurone qui peut avoir plusieurs formes selon l'utilisation du réseau. Soit la somme des entrées pondérées :

$$P = \sum_{i=1}^n w_i x_i \tag{IV.1}$$

Où  $x_i$  est la  $i^{\text{ème}}$  entrée,  $w_i$  est le poids de pondération (ou poids synaptique) et P la somme pondérée, les différentes fonctions neurone sont [17]:



$$\text{La fonction sigmoïde } N(P) = \frac{\exp\left(\frac{P-\theta}{T}\right) - 1}{\exp\left(\frac{P-\theta}{T}\right) + 1}$$



### IV.2.3 Eléments constitutifs d'un réseau de neurones :

Le neurone en lui-même en tant qu'unité élémentaire n'a aucun pouvoir. La force et l'efficacité d'un cerveau résident en effet dans le groupement de ses neurones et le partage de tâches entre eux. Donc un réseau de neurone est un graphe orienté et pondéré. Les nœuds de ce graphe sont les neurones formels (les unités connexionnistes) dotés d'un état interne, l'activation, par laquelle il influence les autres neurones du réseau. Cette activité se propage le long d'arcs pondérés appelés poids synaptiques. Admettons que les  $N$  neurones du réseau sont indexés, on peut donc exprimer cet état global sous la forme d'un vecteur d'activation dont les composants sont les activations de chaque neurone [12]

$$A = (a_1, a_2, \dots, a_n) \quad (IV.2)$$

De même on définit la matrice des liens synaptiques qui est constituée des poids synaptiques :

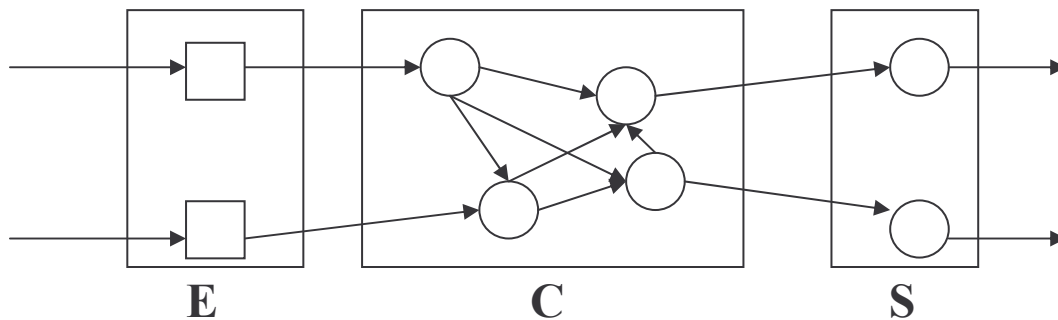
$$W = \begin{pmatrix} w_{11} & \dots & w_{1n} \\ \vdots & \cdot & \vdots \\ w_{n1} & \dots & w_{nn} \end{pmatrix} \quad (IV.3)$$

En général la connectivité d'un réseau est rarement complète, mais obéit plutôt à des contraintes imposées lors de la structuration, les liens manquant sont alors représentés par des éléments nuls. On appellera architecture la structure (connectivité, nombre et type des neurones) du réseau [17].

- **Entrées et sorties du réseau :**

Il est nécessaire de communiquer aux neurones du réseau les données du problème qu'on veut résoudre et d'en retirer les résultats des calculs. Donc les neurones du réseau sont répartis en trois ensembles[20],[17]:

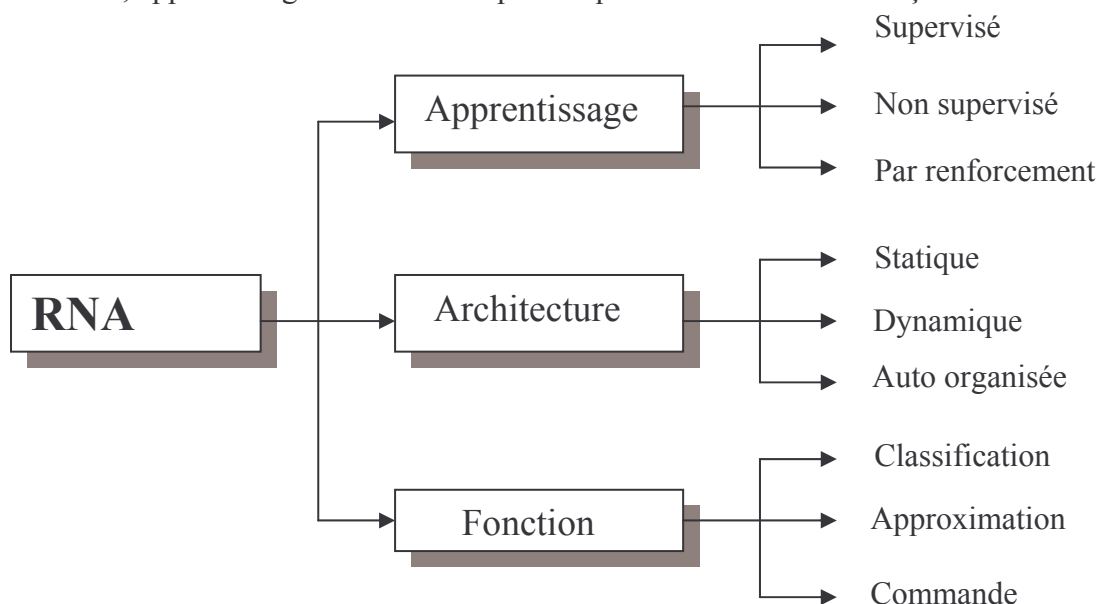
- L'ensemble E des neurones d'entrée qui sont les neurones qui perçoivent les données du problème.
- L'ensemble S des neurones de sortie qui sont ceux qui nous donneront la réponse du réseau.
- L'ensemble C des neurones cachés qui sont ceux qui n'appartiennent ni à la couche E ni à la couche S, ils n'ont donc aucun lien avec l'utilisateur.



*Figure IV.3. Couches d'un RNA*

#### IV.2.4 Classification des réseaux de neurones :

La classification des réseaux de neurones se fait suivant trois critères [17]: architecture, apprentissage et la fonction pour laquelle le réseau a été conçu.



*Figure IV.4. Classification des réseaux de neurones*



#### IV.2.5 Architecture des réseaux de neurones :

On trouve trois types de réseaux de neurones à architectures différentes [14]:

- **Réseaux statiques** : Dans ce type de réseaux, chaque neurone reçoit ses entrées à partir des neurones de la couche d'indice inférieur (connexion directe) sans qu'il y ait retour d'information « feed-back ». Ces réseaux peuvent être utilisés pour la classification et l'approximation des fonctions complexes non linéaires.
- **Réseaux dynamiques** : Ce genre de réseaux a été utilisé au début pour les problèmes de classification ou de mémorisation mais actuellement il est utilisé pour l'identification des systèmes dynamiques. Il est caractérisé par un feed-back entre les neurones, ce qui rend le système dynamique. [12]
- **Réseaux à architecture évolutive et réseaux auto organisés** : Les réseaux auto organisés sont des réseaux de neurones qui changent leurs structures pendant l'utilisation. Ainsi les neurones se regroupent topologiquement suivant la représentation des exemples issus de l'espace d'entrée. Ces réseaux sont généralement des dérivées des modèles de Kohonen. Les réseaux sont dits évolutifs au vu de leur méthode d'apprentissage, c'est la dimension du réseau qui change pendant l'entraînement, ainsi le nombre de neurones augmente ou diminue. La structure n'est cependant pas bouleversée par ce changement. [12]

#### IV.2.6 Apprentissage des réseaux de neurones :

L'apprentissage d'un réseau de neurone est un problème d'optimisation qui consiste à trouver les poids synaptiques qui minimisent une certaine fonction de coût (l'erreur). En fonction de la source d'information dont on dispose, on peut différencier plusieurs types d'apprentissages. Les deux méthodes les plus utilisées dans la communauté de l'automatique sont [17]:

- Apprentissage supervisé
- Apprentissage non supervisé

##### IV.2.6.1 Apprentissage supervisé :

Dans ce type d'apprentissage, on présente au RNA les paires (entrée/sortie désirée) qui sont connues (c'est en quelque sorte un superviseur) [18].

Et on adapte ses poids de manière à minimiser le critère :

$$E = \sum_{k=1}^n (y_k - \hat{y}_k) \quad (IV.4)$$

Où  $y_k$  est la sortie désirée et  $\hat{y}_k$  est la sortie calculée par le RNA. Ce type d'apprentissage est utilisé pour l'identification d'un modèle, direct ou inverse d'un processus physique.

#### IV.2.6.2 Apprentissage non supervisé :

Dans ce type d'apprentissage, le réseau peut apprendre sans connaître les sorties désirées. Il modifie ces poids en fonction d'un critère interne. Ce type d'apprentissage est plus rapide et moins complexe en terme de calcul que l'apprentissage supervisé, donc il est adapté pour les systèmes rapides ou dans le cas où l'on a une insuffisance d'information. [18]

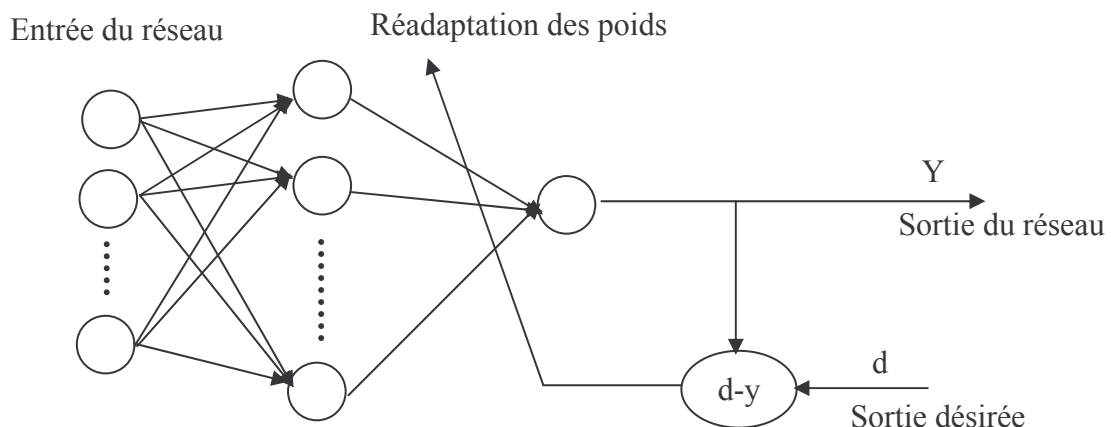
#### IV.2.6.3 Algorithme d'apprentissage :

- **RNA statique :**

L'apprentissage des RNA statiques est basé sur la minimisation de l'erreur quadratique. L'algorithme le plus utilisé pour l'apprentissage est l'algorithme de rétro propagation.

#### a) Algorithme de rétro propagation :

L'algorithme de rétro propagation de l'erreur dans les RNA multicouches est l'algorithme d'apprentissage le plus utilisé car il a une capacité d'apprendre à travers des modèles non linéaire. Il a été découvert par Werbo en 1974, ensuite un algorithme similaire nommé algorithme de la logique d'apprentissage est développé par Parker en 1982. En 1986 Rumelhart, hunton et William ont développé l'algorithme de back-propagation en se basant sur les règles de windrows-hopf sur les RNA multicouches. [12]



**Figure IV.5. Principe de l'entraînement du réseau par rétro propagation du gradient**

**Résumé de l'algorithme :**

1. Appliquer le vecteur d'entrée  $x_p = (x_{p1}, x_{p2}, \dots, x_{pn})$  la couche d'entrée.
2. Calculer les entrées totales de chaque neurone de la couche cachée

$$net_{pj}^h = \sum_{i=1}^N w_{ji}^h x_{pi} + \theta_j^h \quad (IV.5)$$

3. Calculer les sorties de la couche cachée

$$i_{pj} = f_j^n(net_{pj}^h). \quad (IV.6)$$

4. Passer à la couche de sortie, calculer les entrées totales de chaque neurone

$$net_{pk}^o = \sum_{j=1}^L w_{kj}^o i_{pj} + \theta_k^o \quad (IV.7)$$

5. Calculer les sorties

$$O_{ph} = f_n^o(net_{ph}^o) \quad (IV.8)$$

6. Calculer l'erreur de la couche de sortie

$$\delta_{ph}^o = (y_{ph} - O_{ph}) f_h^o'(net_{ph}^o) \quad (IV.9)$$

7. Calculer les nouveaux poids

$$w_{kj}^o(n+1) = w_{kj}^o(n) + \eta \delta_{pj}^o x_i \quad (IV.10)$$

8. Adaptation des poids de la couche cachée

$$w_{ji}^h(n+1) = w_{ji}^h(n) + \eta \delta_{pj}^o x_i \quad (IV.11)$$

9. Calculer l'erreur

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n (O_{pk} - y_{pk}) \quad (IV.12)$$

**IV.3 Contrôleur neuro-flou :**

Dans cette stratégie, l'implémentation de l'algorithme de commande du contrôleur neuro flou comporte les mêmes étapes que celui du contrôleur flou, la différence réside dans

l'utilisation des RNA pour la fuzzification, défuzzification et les règles d'inférence. Pour cela on utilise deux méthodes [21]:

- Méthode explicite : elle utilise pour chaque étape un réseau de neurones.
- Méthode implicite : elle utilise un même réseau englobant les trois étapes.

Dans la méthode implicite, l'esprit de ce réseau est d'intégrer a priori une connaissance, même imparfaite, mais permettant *un* apprentissage plus rapide qu'avec des poids initiaux aléatoires. Ce réseau est donc constitué de 4 couches (figures IV.6). Pour  $p$  entrées et une sortie [21];

(Si nous avons  $n$  prédicats et  $p$  entrées, on aura un réseau :  $p+1, n \times p+1, n^p \cdot 1$ ).

Pour deux entrées ( $x_1, x_2$ ) par exemple on a :

### **La couche 1 : couche d'entrée**

Les entrées de cette couche sont les valeurs normalisées de l'erreur  $e(k)$  et de la dérivée de l'erreur de la sortie du système  $de(k)$ . Les neurones de cette couche ne font que transmettre les valeurs des entrées vers la deuxième couche.

$$\text{L'unité d'entrée : } I_i^{(1)} = x_i, \quad i = 1, 2 \quad (IV.13)$$

$$\text{L'unité de sortie : } O_{ij}^{(1)} = I_i^{(1)}, \quad i = 1, 2; \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (IV.14)$$

### **La couche 2 : couche de fuzzification**

Cette couche reçoit, les signaux de la couche d'entrée et utilise des fonctions gaussiennes comme fonctions d'appartenance pour déterminer la contribution relative du signal observé. La relation entrée/sortie de cette couche est défini comme suit :

$$\text{L'unité d'entrée : } I_{ij}^{(2)} = -\frac{(O_{ij}^{(1)} - a_{ij})^2}{b_{ij}^2}, \quad i = 1, 2; \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (IV.15)$$

$$\text{L'unité de sortie : } O_{ij}^{(2)} = \mu_{A_{ij}} = \exp(I_{ij}^{(2)}), \quad i = 1, 2; \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (IV.16)$$

Où  $a_{ij}$  et  $b_{ij}$  sont les paramètres des fonctions gaussiennes.

### **La couche 3 : couche des règles**

C'est la couche qui calcule la valeur d'agrégation de chaque règle. Le critère de connexion est que chaque neurone de cette couche n'a qu'une liaison avec une variable linguistique. On a donc :

L'unité d'entrée :  $I_{(j-1)n+l}^{(3)} = O_{1j}^{(2)} \cdot V1_j \cdot V2_l \cdot O_{2l}^{(2)}$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$ ;  $l = 1, 2, \dots, n$  (IV.17)

L'unité de sortie :  $O_i^{(3)} = \mu_i = I_i^{(3)}$ ,  $i = 1, 2, \dots, m (= n^2)$  (IV.18)

On peut affecter aux connexions qui lient la 2<sup>ème</sup> et la 3<sup>ème</sup> couche des poids qui sont tous fixés initialement à 1 puis réajustés au cours de l'apprentissage, les unités d'entrées et de sortie seront donc :

$I_{(j-1)n+l}^{(3)} = O_{1j}^{(2)} \cdot V1_j \cdot V2_l \cdot O_{2l}^{(2)}$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$ ;  $l = 1, 2, \dots, n$  (IV.19)

$O_i^{(3)} = \mu_i = I_i^{(3)}$ ,  $j = 1, 2, \dots, n$  (IV.20)

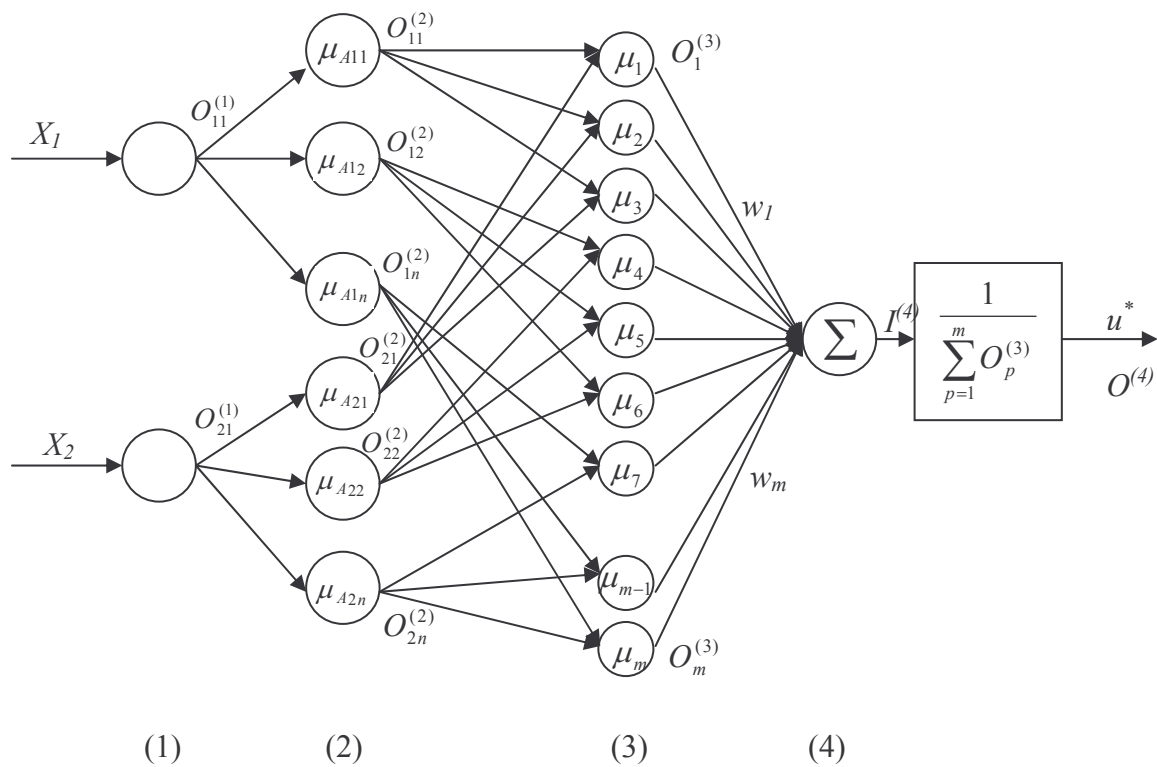


Figure IV.6. La structure du contrôleur neuro flou

**La couche 4 : couche de sortie**

Unité d'entrée :  $I^{(4)} = \sum_{p=1}^m O_p^{(3)} \cdot w_p$  (IV.21)

Unité de sortie :  $O^{(4)} = u^* = \frac{I^{(4)}}{\sum_{p=1}^m O_p^{(3)}}$  (IV.22)

Où  $u^*$  est la variation de la commande.

#### IV.4. Apprentissage du contrôleur neuro flou :

Une fois que le régulateur neuro flou est connecté, le but de l'apprentissage sera d'optimiser les valeurs des paramètres des fonctions d'appartenance  $a_{ij}$  et  $b_{ij}$ , ainsi que les poids  $w_i$  (qui sont les valeurs des conclusions) et les poids des liaisons ET ( $V_{ij}$ ) [21].

L'apprentissage est assuré par la méthode de rétro propagation, qui n'est pas évidente à appliquer si on fait un mauvais choix des valeurs initiales des variables à optimiser, cela pourrait entraîner une divergence. Pour éviter ce problème, les valeurs initiales des paramètres  $a_{ij}$  et  $b_{ij}$  ; sont choisies de telle manière à recouvrir uniformément l'univers de discours  $[-1,1]$ . Les poids  $w_i$  sont fixés initialement à des valeurs empiriques données par l'expert ou par les données du processus. Dans le cas où les connaissances de l'expert et/ou les informations sur le processus sont incomplètes ou insignifiantes on peut initialiser ces poids aléatoirement. Dans notre travail nous avons initialisé notre régulateur en se basant sur le tableau IV.7 [21].

Cette dernière initialisation est plus signifiante et plus stable que l'aléatoire. Après l'initialisation, l'algorithme de rétro propagation est utilisé pour ajuster les paramètres du contrôleur neuro flou. Le critère à minimiser est :

$$E = \frac{1}{2} (y - y_d)^2 \quad (IV.23)$$

Les paramètres du régulateur sont ajustés par:

$$w_v(k+1) = w_v(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial w_v} \quad , v = 1, 2, \dots, m \quad (IV.24)$$

$$a_{ij}(k+1) = a_{ij}(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial a_{ij}} \quad , i = 1, 2 \ ; \ j = 1, 2, \dots, n \quad (IV.25)$$

$$b_{ij}(k+1) = b_{ij}(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial b_{ij}} \quad , i = 1, 2 \ ; \ j = 1, 2, \dots, n \quad (IV.26)$$

$$V1_j(k+1) = V1_j(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial V1_j} \quad ; \ j = 1, 2, \dots, n \quad (IV.27)$$

$$V2_j(k+1) = V2_j(k) - \eta \frac{\partial E}{\partial V2_j} \quad ; \ j = 1, 2, \dots, n \quad (IV.28)$$

Le terme  $\frac{\partial E}{\partial w_v}$  est donné par

$$\frac{\partial E}{\partial w_v} = \frac{\partial E}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial u^*} \frac{\partial u^*}{\partial w_v} = (y - y_d) \frac{\partial y}{\partial u^*} \frac{O_v^{(3)}}{\sum_{p=1}^m O_p^{(3)}} \tag{IV.29}$$

L'équation précédente donne un moyen d'optimiser les conclusions du régulateur neuro flou, à supposer que l'on connaisse la dérivée partielle  $\frac{\partial y}{\partial u^*}$ , ce qui, en général, n'est pas le cas.

Une simplification intéressante est possible, quand on connaît le sens de variation de la dérivée: il suffit alors de remplacer la dérivée par son signe,  $\pm 1$ . Cette approximation n'est valable que localement, dans les domaines où la dérivée ne change pas de signe. Les termes,  $\frac{\partial E}{\partial V1_j}$  et  $\frac{\partial E}{\partial V2_j}$  sont calculés de la même façon.

$x_1$		Partition							
		← Négatif			→ Positif				
P a r t i t i o n	N é g a t i f  P o s i t i f	$x_2$	1	2	3	....	2N-1	2N	2N+1
		1	-1 ( $w_1$ )	-1 ( $w_{n+1}$ )	$-\frac{N-1}{N}$	.....	$-\frac{1}{N}$	$-\frac{1}{N}$	0
		2	-1 ( $w_2$ )	$-\frac{N-1}{N}$	$-\frac{N-1}{N}$	.....	$-\frac{1}{N}$	0	$\frac{1}{N}$
		3	$-\frac{N-1}{N}$	$-\frac{N-1}{N}$	$-\frac{N-1}{N}$	.....	0	$\frac{1}{N}$	$\frac{1}{N}$
		.	.	.	.	.	.	.	.
		.	.	.	.	.	.	.	.
		.	.	.	.	.	.	.	.
		2N-1	$-\frac{1}{N}$	$-\frac{1}{N}$	0	.....	$\frac{N-2}{N}$	$\frac{N-1}{N}$	$\frac{N-1}{N}$
		2N	$-\frac{1}{N}$	0	$\frac{1}{N}$	.....	$\frac{N-1}{N}$	$\frac{N-1}{N}$	1 ( $w_{m-1}$ )
2N+1	0	$\frac{1}{N}$	$\frac{1}{N}$	.....	$\frac{N-1}{N}$	1 ( $w_{m-n}$ )	1 ( $w_m$ )		

Tableau IV.7. Les valeurs initiales des poids

**Remarques :**

Les avantages de cette stratégie «diviser pour régner » sont les suivants [21]:

- Exploitation de la connaissance disponible, grâce à la base de règles.
- Réduction de la taille de la base de règles : il suffit d'avoir des règles générales, les détails seront fournis par le RN.
- Efficacité immédiate dès le début de l'apprentissage et possibilité d'éviter des comportements initiaux erratiques et ça avec une bonne initialisation des poids synaptiques.

**IV.5 Conclusion :**

Dans ce chapitre, nous avons présenté la stratégie de commande neuro-floue utilisée lors de notre application.

Cette stratégie repose sur l'intégration des avantages qu'offrent les régulateurs flous et neuronaux en un seul régulateur plus performant. En effet, elle repose sur l'implémentation d'un régulateur flou par un réseau connexionnistes équivalent.

Nous avons aussi exposé l'algorithme d'apprentissage qui est l'algorithme de rétro-propagation du gradient ainsi que son application à notre problème de commande.



**Chapitre V**  
**Application à une colonne d'absorption**

## V.1 Introduction :

Dans ce chapitre, nous allons présenter les résultats de simulation obtenus par l'application des stratégies de commande « Floue » et « neuro-floue » (exposées dans le chapitre précédent) à une colonne d'absorption pilote.

Nous présenterons les résultats de régulation par rapport aux différentes perturbations intervenants sur la concentration de CO<sub>2</sub> et sur le débit de gaz en entrée.

Après ça nous expliciterons l'influence du choix des conclusions des règles ainsi que la taille de la base des règles pour le régulateur flou et celle d'une mauvaise initialisation des poids des règles en ce qui concerne le régulateur neuro-flou. Nous effectuerons plusieurs essais (pour chacune des commandes) correspondants à différents niveaux de perturbations, cela afin d'étudier la robustesse ainsi que les performances des régulateurs utilisés.

Cette étude sera complétée par une comparaison entre les différentes stratégies de commande. Cette comparaison portera sur trois aspects importants :

1. Robustesse et performances des régulateurs par rapport aux perturbations.
2. Robustesse et performances par rapport à la taille de la base de règles.
3. l'influence du choix des conclusions des règles pour le régulateur flou et d'une mauvaise initialisation des poids pour le régulateur neuro-flou.

## V.2 Présentation des stratégies de commande :

### V.2.1 Régulateur flou :

Le régulateur flou synthétisé dans notre application est de type Takagi-Sugeno, il possède deux entrées (erreur en sortie du système et sa dérivée) et une seule sortie (variation de la commande) :

$e(k)$  : Erreur en sortie du système = (sortie désirée) – (sortie du système).

$de(k) = e(k) - e(k-1)$  : Dérivée de l'erreur.

$u^*(k)$  : Variation de la commande qui représente la variation du débit d'Amine.

Chacune des deux entrées possède 7 variables linguistiques (7 prédicats) {GN, MN, PN, Z, PP, MP, GP}, où les termes GN, MN, ....., et PP sont les abréviations des termes « grand négatif », « moyen négatif », ....., et « petit positif », respectivement. Nous aboutissons donc ainsi à une base de règles comprenant 49 règles. Les valeurs des conclusions sont données par le tableau V.1, elles ont été obtenues en s'appuyant sur le tableau IV.7 pour n=7 (N=3). [12]

Ces valeurs traduisent bien les connaissances que nous avons du processus et qui stipulent que : « Toute augmentation du débit d'amine conduit à une diminution de la concentration de la concentration de CO<sub>2</sub> en haut de la colonne ».

Les fonctions d'appartenances choisies pour chaque prédicat sont des fonctions Gaussiennes. Les paramètres de ces fonctions sont choisis de la manière suivante :

$$[a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{i7}] \in [-1, 1], \text{ et } b_{ij} = 0.5, \text{ pour } i=1, 2 \text{ et } j=1, 2, \dots, 7 \text{ avec :}$$

$a_{ij}$  : Centres des fonctions d'appartenances Gaussienne.

$b_{ij}$  : Largeur des fonctions d'appartenances Gaussienne.

Ces paramètres sont choisis de cette manière pour couvrir uniformément l'univers de discours [-1,1]. Les fonctions d'appartenances Gaussiennes sont données par l'équation (V.1) :

$$f_{ij}(x) = \exp\left(-\frac{(x - a_{ij})^2}{b_{ij}^2}\right) \tag{V.1}$$

Pour  $i=1, 2$  et  $j=1, 2, \dots, 7$ .

Le gain en sortie du régulateur est fixé à  $k = .26$ .

Le schéma de la commande utilisée est donné par la figure (V.1).

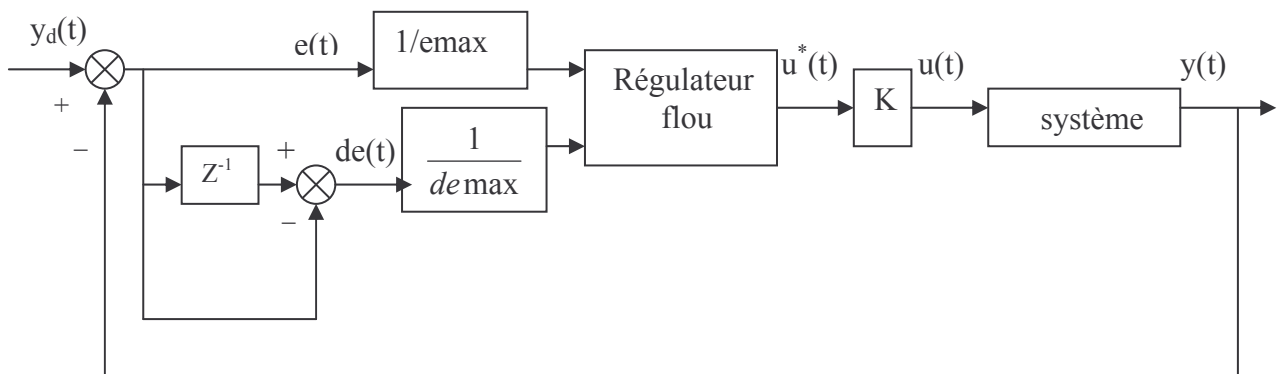


Figure V.1 schéma de la stratégie de commande floue

$X_1$		Partition							
		Négatif ←			→ Positif				
$x_2$		$GN$	$MN$	$PN$	$Z$	$PP$	$MP$	$GP$	
	P a r t i t i o n	N é g a t i f ↑	$GN$	$-1$ $(w_1)$	$-1$	$-\frac{2}{3}$	$-\frac{2}{3}$	$-\frac{1}{3}$	$-\frac{1}{3}$
		$MN$	$-1$ $(w_2)$	$-\frac{2}{3}$	$-\frac{2}{3}$	$-\frac{1}{3}$	$-\frac{1}{3}$	$0$	$\frac{1}{3}$
		$PN$	$-\frac{2}{3}$	$-\frac{2}{3}$	$-\frac{1}{3}$	$-\frac{1}{3}$	$0$	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{3}$
		$Z$	$-\frac{2}{3}$	$-\frac{1}{3}$	$-\frac{1}{3}$	$0$	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{3}$	$\frac{2}{3}$
		$PP$	$-\frac{1}{3}$	$-\frac{1}{3}$	$0$	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{3}$	$\frac{2}{3}$	$\frac{2}{3}$
		$MP$	$-\frac{1}{3}$	$0$	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{3}$	$\frac{2}{3}$	$\frac{2}{3}$	$\frac{1}{3}$ $(w_{48})$
		$GP$	$0$	$\frac{1}{3}$	$\frac{1}{3}$	$\frac{2}{3}$	$\frac{2}{3}$	$1$ $(w_{41})$	$1$ $(w_{49})$
	P o s i t i f ↓								

**Tableau V.1** valeurs des conclusions des règles

Avec :

$e(t)$  : erreur en sortie du système.

$de(t)$  : dérivée de l'erreur.

$emax$  : erreur maximale.

$demax$  : dérivée de l'erreur maximale.

$y_d(t)$  : point de fonctionnement.

$y(t)$  : sortie du système (concentration en haut de la colonne).

### V.2.2 Régulateur Neuro-flou :

Ce régulateur est construit sous forme d'un réseau connexioniste à quatre couches (Chapitre IV). Sa structure est choisie de la manière suivante : 2-6-9-1, en d'autres termes chacune des deux variables d'entrée (l'erreur en sortie du système et sa dérivée) possède 3 variables linguistiques (3 prédicats). [12]

Les poids initiaux  $w_{ij}(0)$  (représentants les conclusions initiales des règles) sont posés de telles manières à avoir les meilleurs résultats avec le minimum d'itérations.

Les fonctions d'appartenance choisies sont de type Gaussienne, leurs paramètres ont été aussi choisis de la même manière que pour le régulateur flou.

Apparemment, le régulateur ainsi synthétisé est équivalent à un régulateur flou classique, où les couches 1 et 2 correspondent à la partie prémisse des règles floues, et les couche 3 et 4 à la partie conclusion de ces dernières, à la seule différence que le régulateur «Neuro-flou» possède en plus la faculté d'adapter ses paramètres suivant un algorithme d'apprentissage.

En effet l'adaptation s'effectue sur les conclusions des règles ( $w_{ij}$ ).

L'algorithme d'apprentissage utilisé pour la réadaptation des différents paramètres est un algorithme de rétropropagation du gradient (chapitre IV) basé sur la minimisation de la fonction de l'erreur en sortie du système  $E = \frac{1}{2}(y - y_d)^2$ .

Le pas d'adaptation paramétrique a été fixé, après plusieurs essais, à  $\begin{cases} p < 0; z = .8 \\ p > 0; z = 1.5 \end{cases}$ .

Le gain en sortie du régulateur est fixé à  $k = 3.78e^{-3}$ .

Le schéma de la commande est donné par la figure suivante :

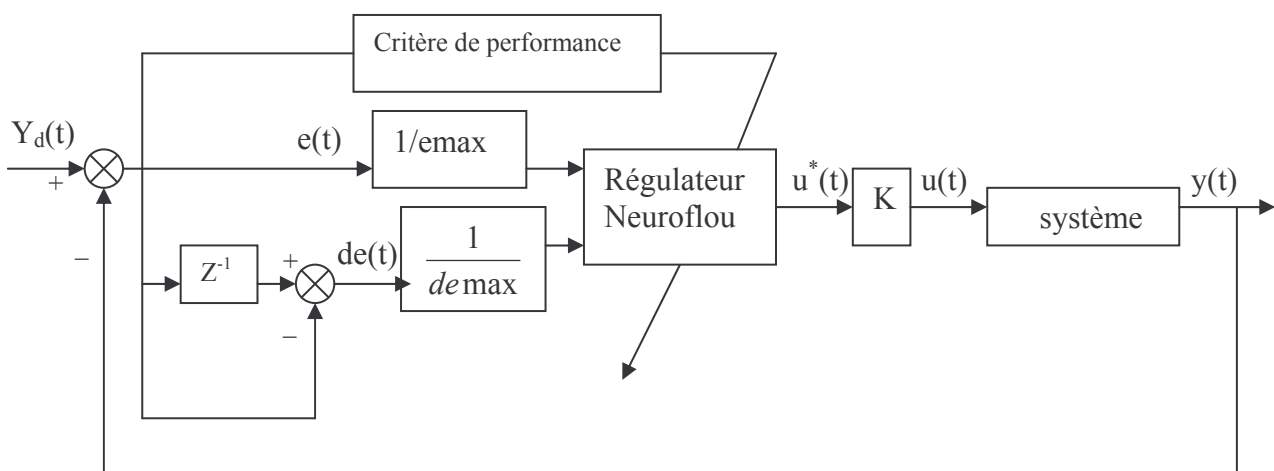


Figure V.2 schéma de la stratégie de commande Neuro-floue

### **V.3 Résultats de la simulation :**

Dans ce qui suit, nous allons exposer les résultats obtenus par l'exécution des programmes de simulation des différentes stratégies de commande. Ces programmes ont été réalisés sur MATLAB 6.5.

Nous commencerons d'abord par présenter les différentes réponses du système correspondantes aux différents niveaux de perturbation sur la concentration de CO<sub>2</sub> à l'entrée de la colonne et cela pour les deux stratégies de commande floue et neuro-floue.

Après nous tâcherons d'illustrer l'influence des perturbations agissant sur le débit du gaz en entrée de la colonne.

Ensuite nous procéderons à une petite comparaison entre les trois techniques de commande PI, floue et neuro-floue et enfin nous terminerons par l'étude de l'influence de la taille de la base de règles et de choix des conclusions des règles sur les performances du régulateur flou et neuro-flou.

#### **Abréviations :**

Réf : Référence.

Rég floue : Régulation floue.

Rég neuro : Régulation neuro-floue.

V.3.1 Perturbations sur la concentration du CO<sub>2</sub> en entrée de la colonne :

a) Commande floue :

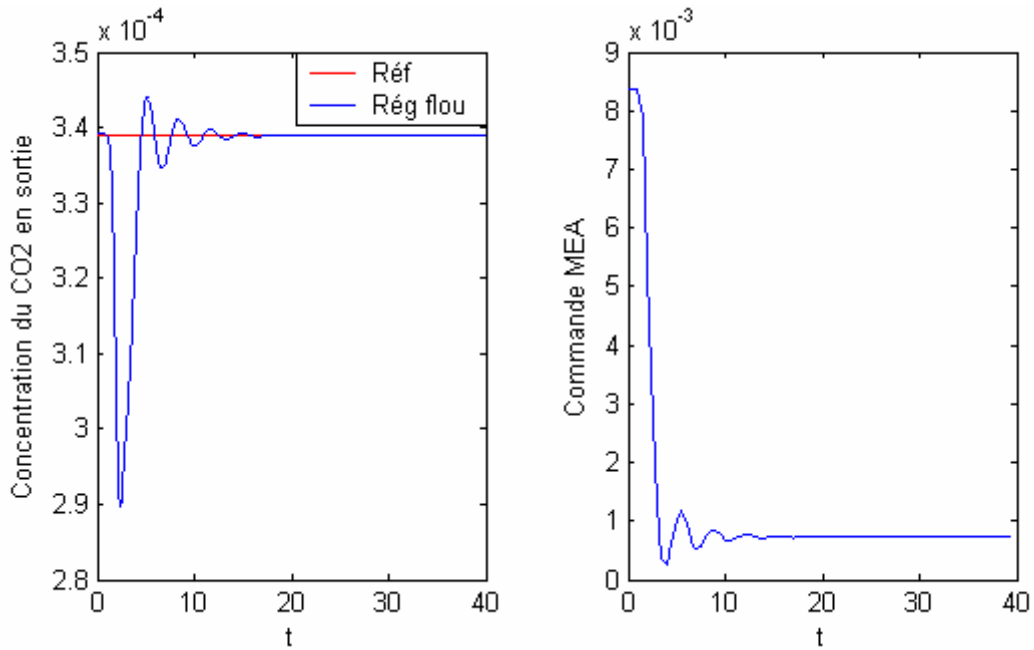


Figure V.3 Echelon de perturbation de -15% sur la concentration du CO<sub>2</sub> en entrée

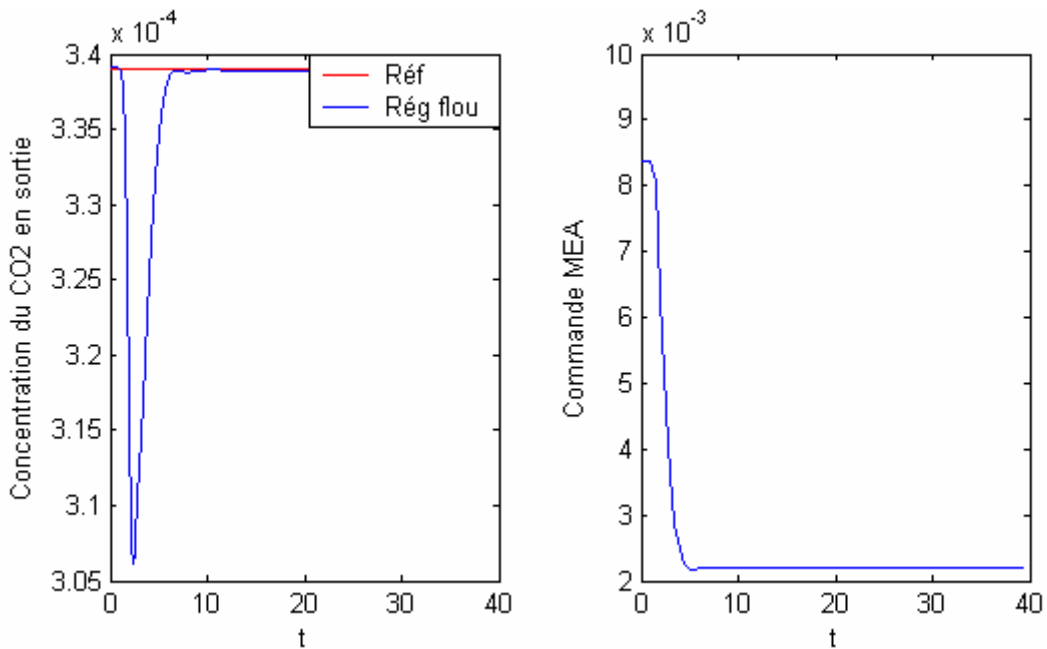


Figure V.4 Echelon de perturbation de -10% sur la concentration du CO<sub>2</sub> en entrée

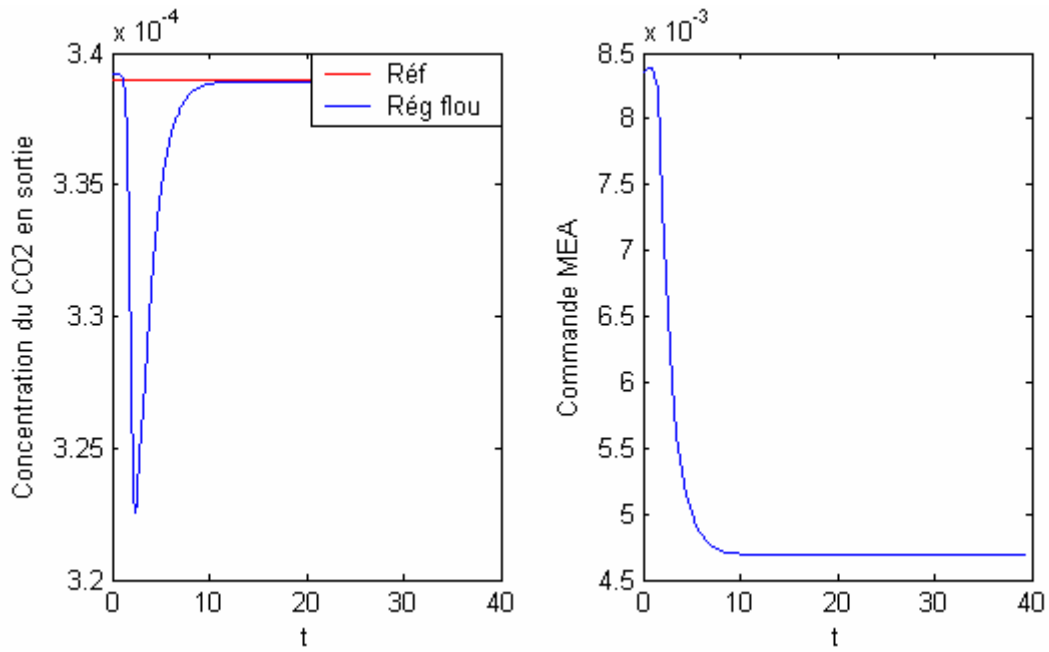


Figure V.5 Echelon de perturbation de -5% sur la concentration du CO<sub>2</sub> en entrée

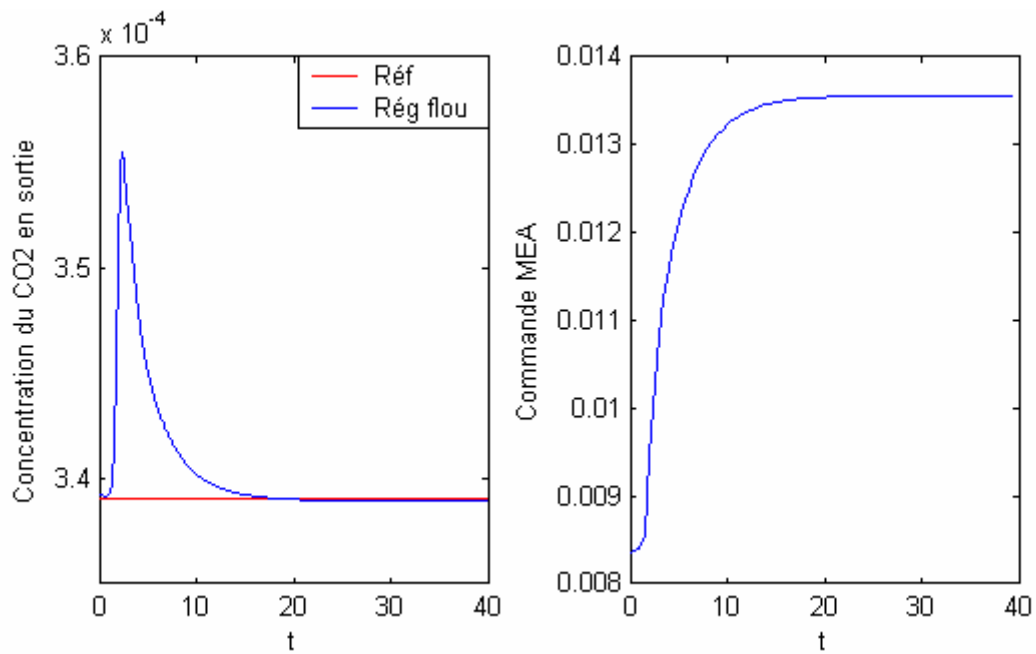


Figure V.6 Echelon de perturbation de +5% sur la concentration du CO<sub>2</sub> en entrée



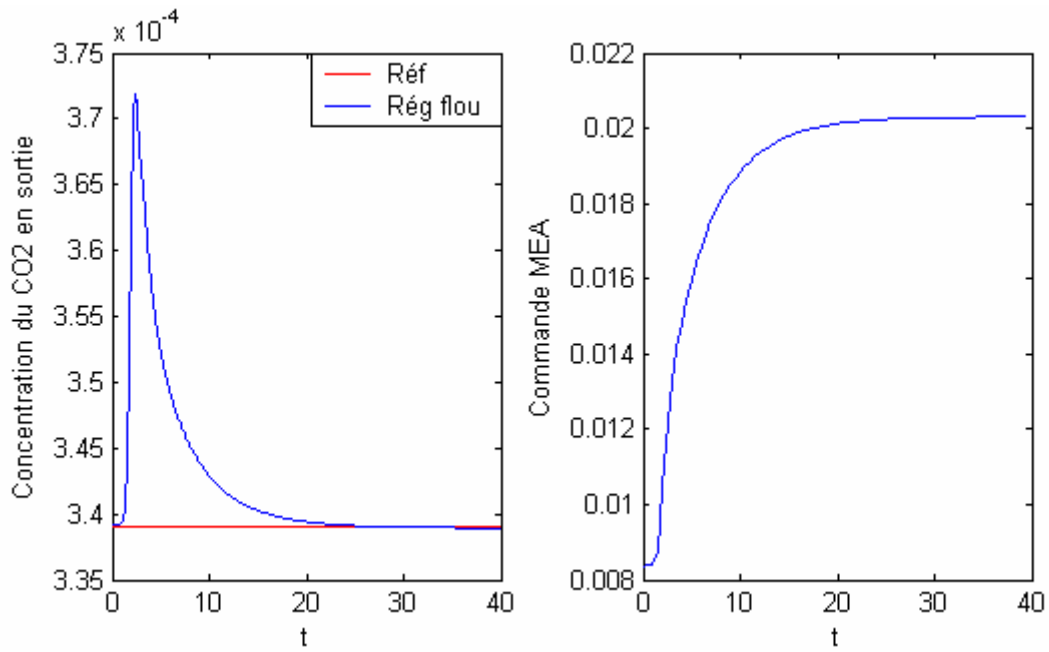


Figure V.7 Echelon de perturbation de +10% sur la concentration du  $CO_2$  en entrée

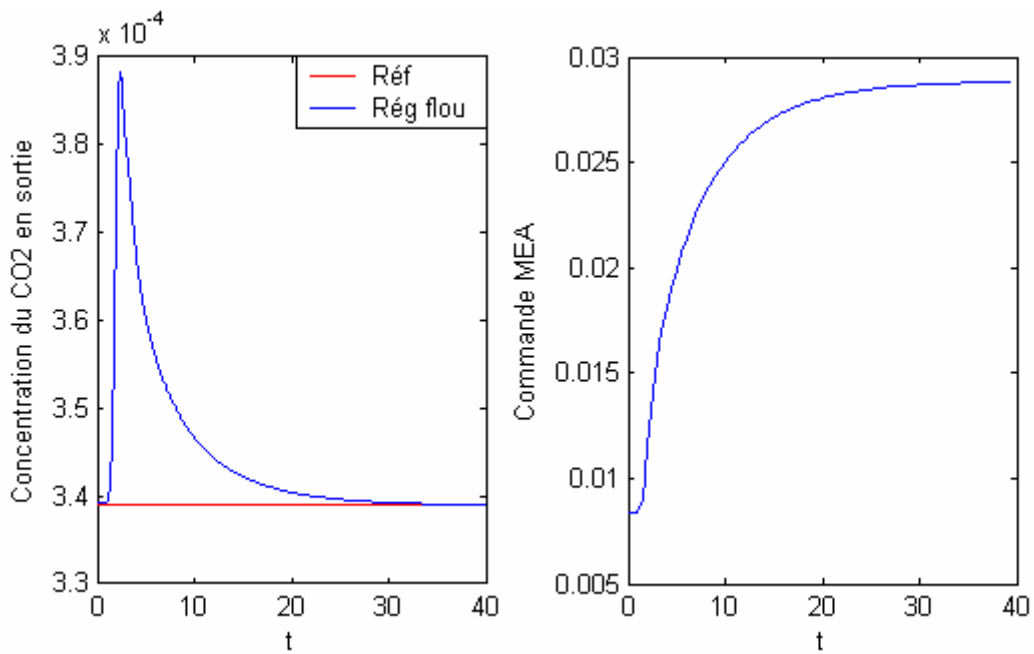


Figure V.8 Echelon de perturbation de +15% sur la concentration du  $CO_2$  en entrée

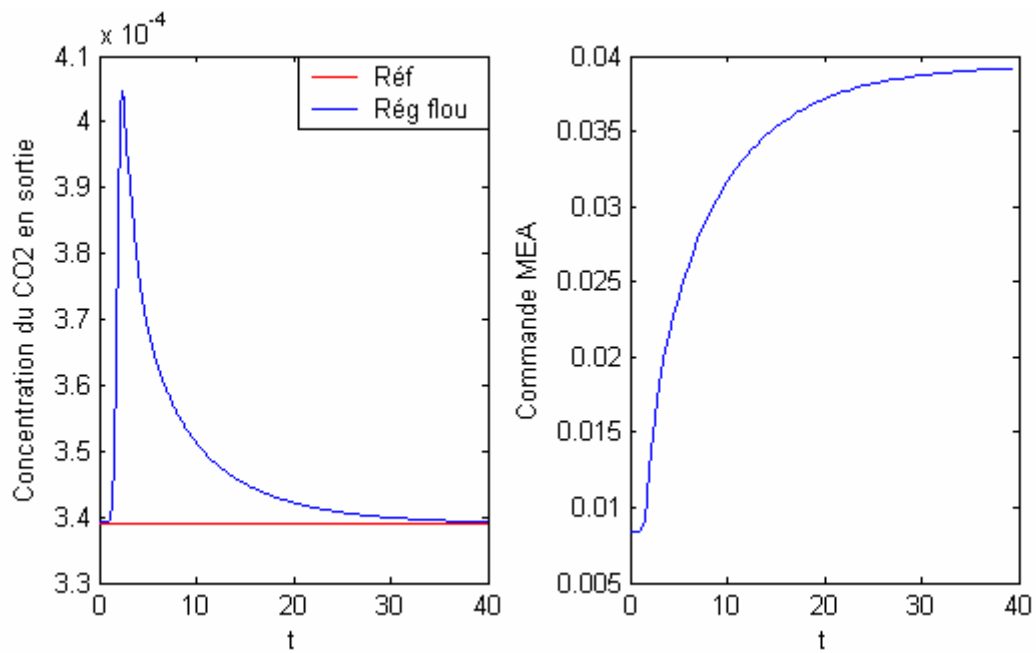


Figure V.9 Echelon de perturbation de +20% sur la concentration du  $\text{CO}_2$  en entrée

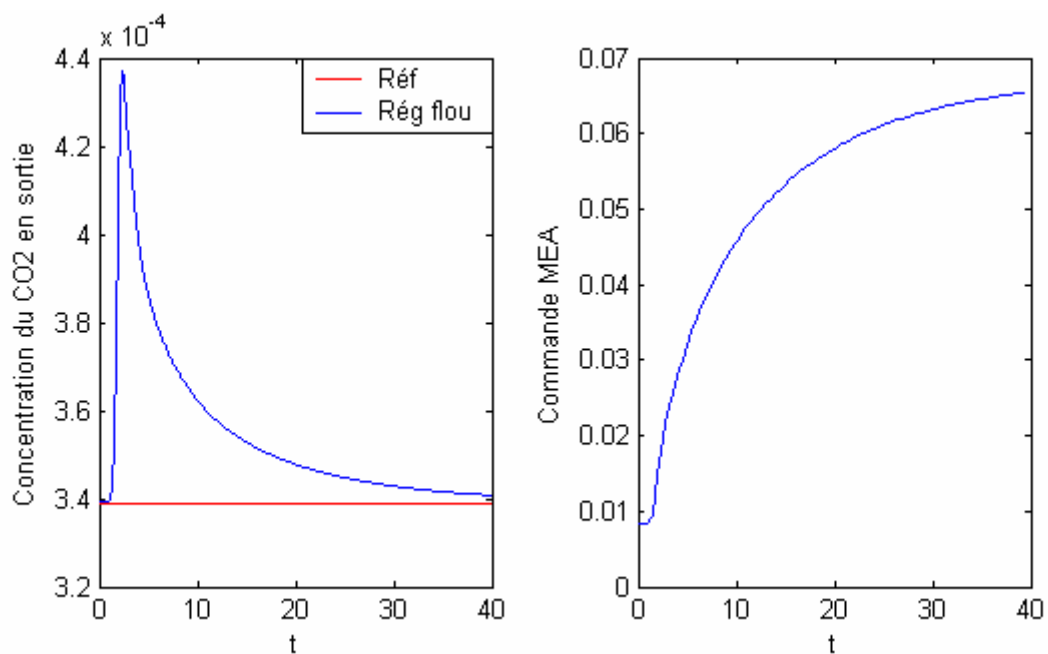
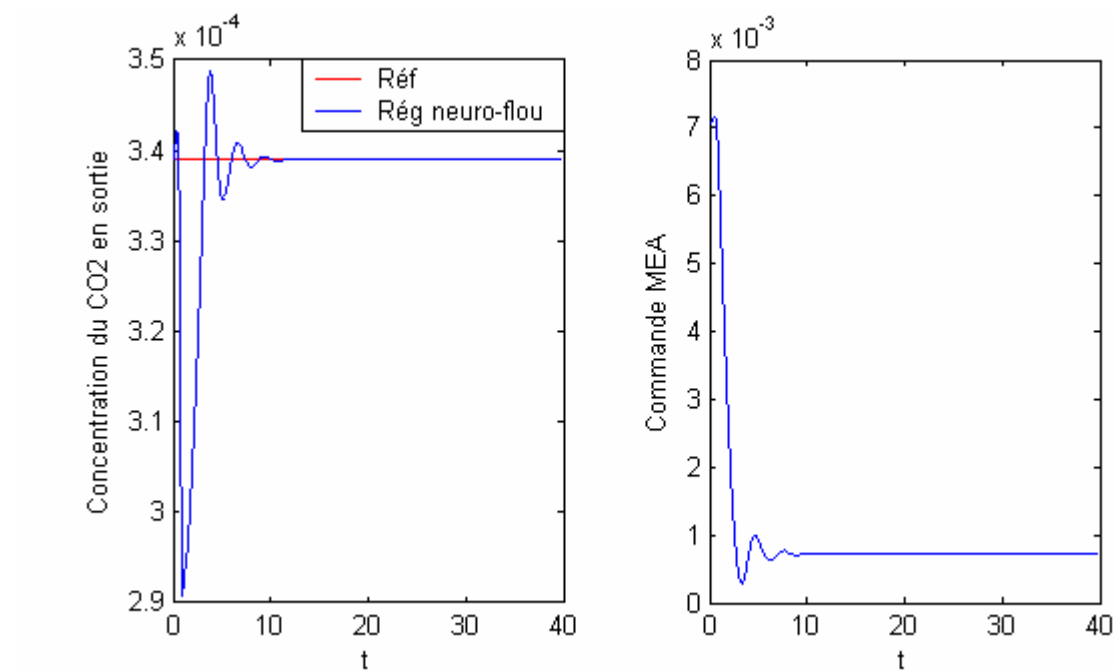
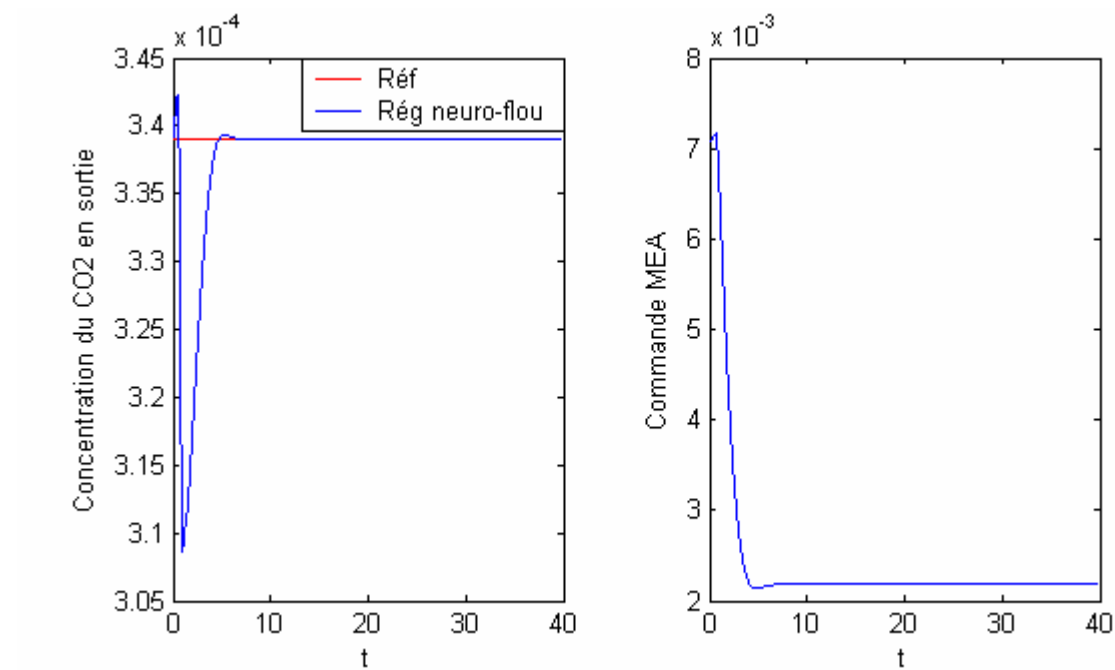


Figure V.10 Echelon de perturbation de +30% sur la concentration du  $\text{CO}_2$  en entrée

**b) Commande neuro-floue :**



*Figure V.11 Echelon de perturbation de -15% sur la concentration du CO<sub>2</sub> en entrée*



*Figure V.12 Echelon de perturbation de -10% sur la concentration du CO<sub>2</sub> en entrée*

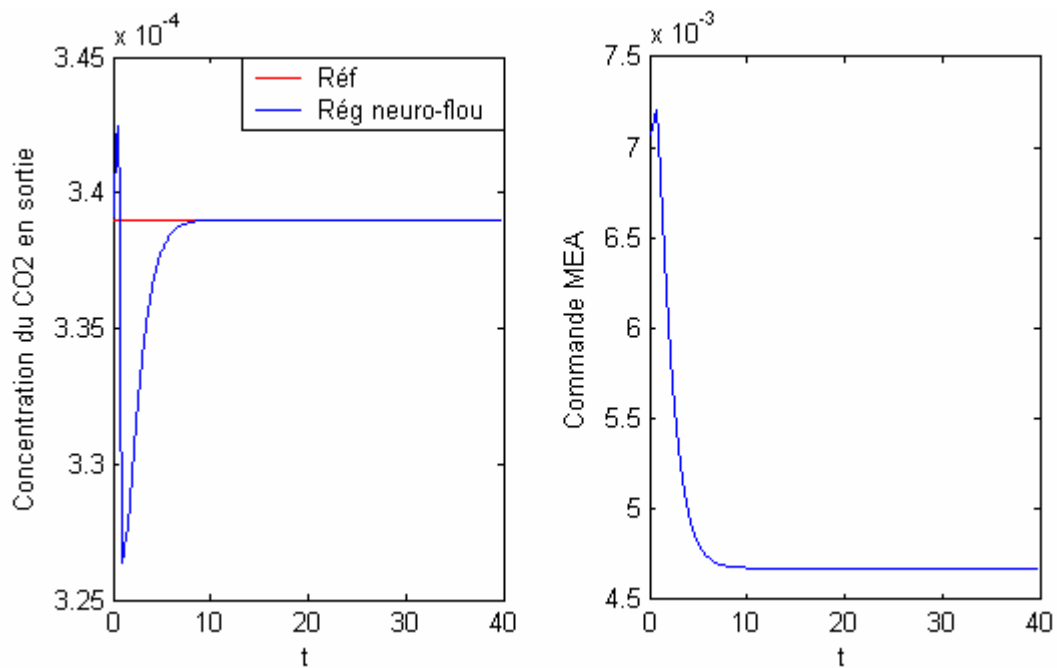


Figure V.13 Echelon de perturbation de -5% sur la concentration du  $\text{CO}_2$  en entrée

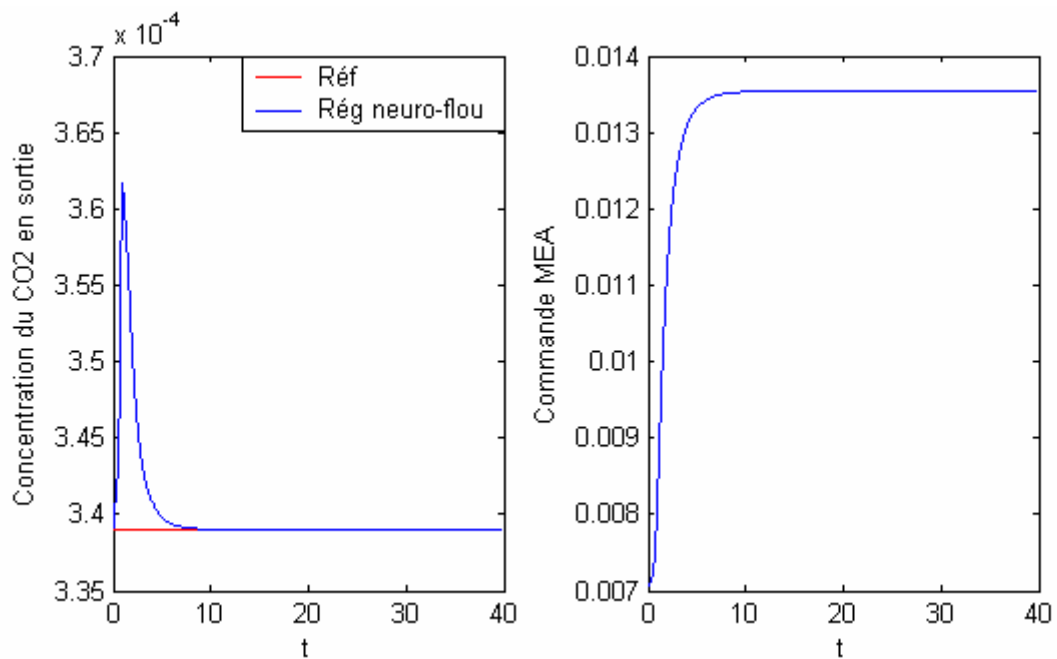


Figure V.14 Echelon de perturbation de +5% sur la concentration du  $\text{CO}_2$  en entrée

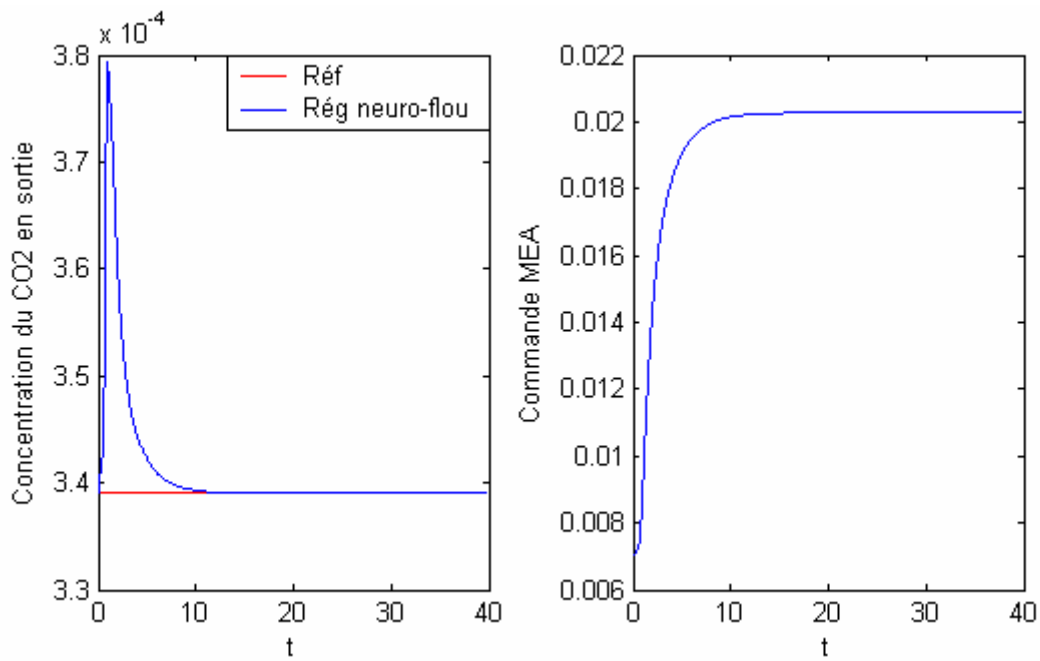


Figure V.15 Echelon de perturbation de +10% sur la concentration du CO<sub>2</sub> en entrée

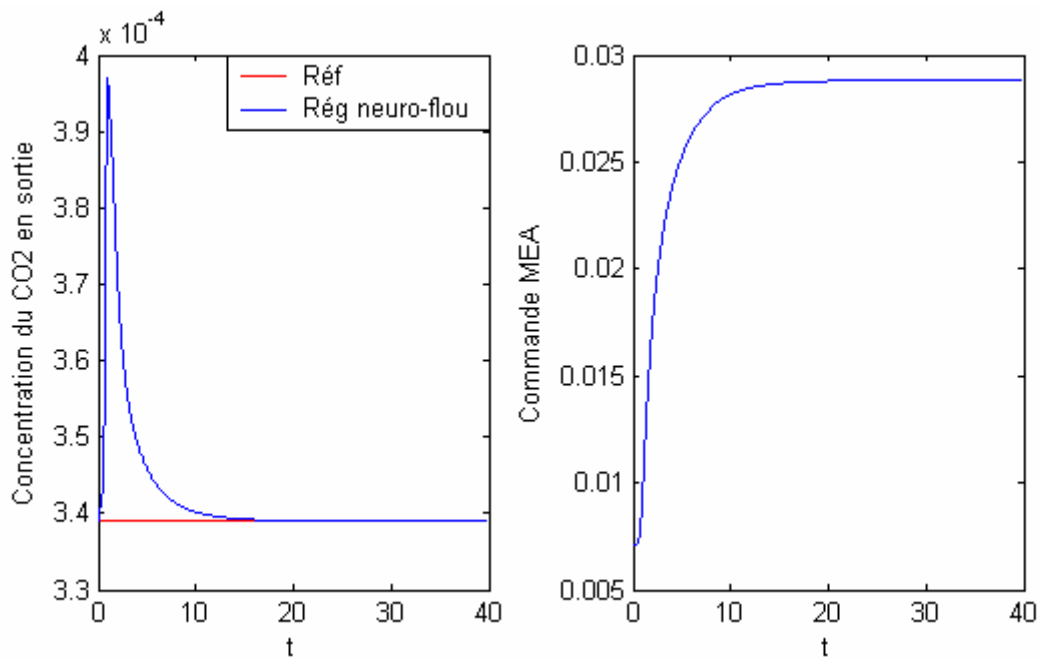


Figure V.16 Echelon de perturbation de +15% sur la concentration du CO<sub>2</sub> en entrée

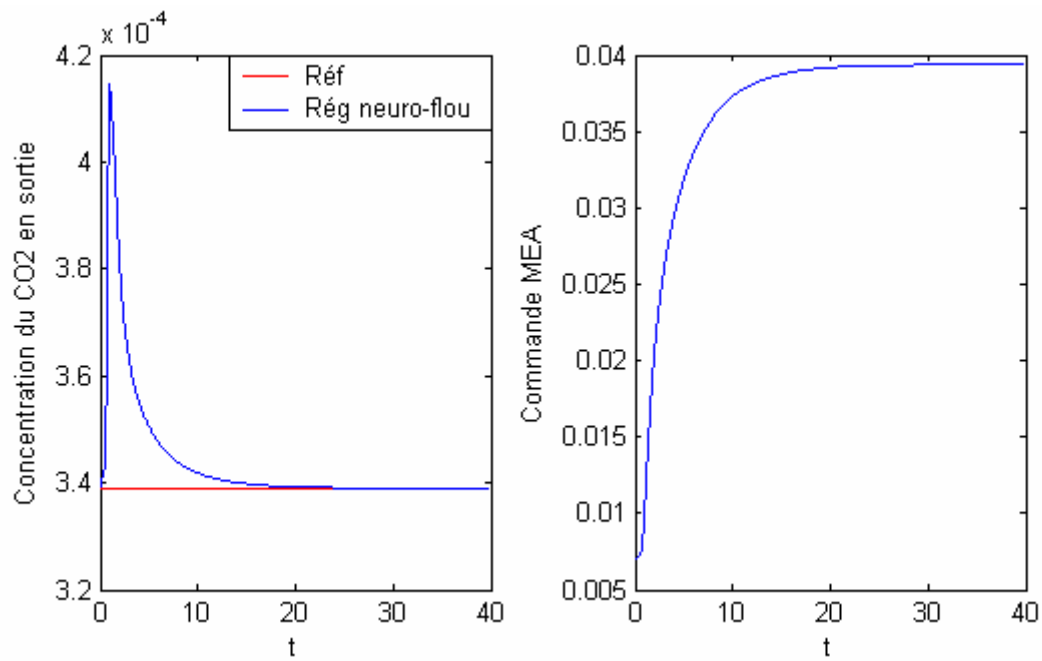


Figure V.17 Echelon de perturbation de +20% sur la concentration du CO<sub>2</sub> en entrée

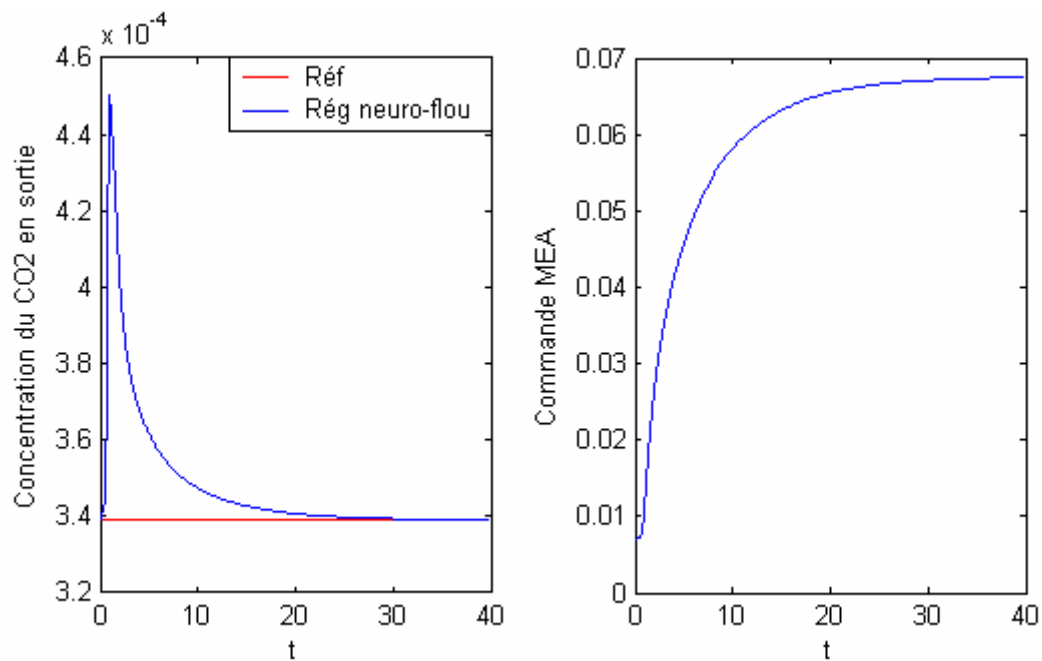


Figure V.18 Echelon de perturbation de +30% sur la concentration du CO<sub>2</sub> en entrée

### V.3.2 Perturbations sur le débit du gaz en entrée :

#### a) Régulateur PI :

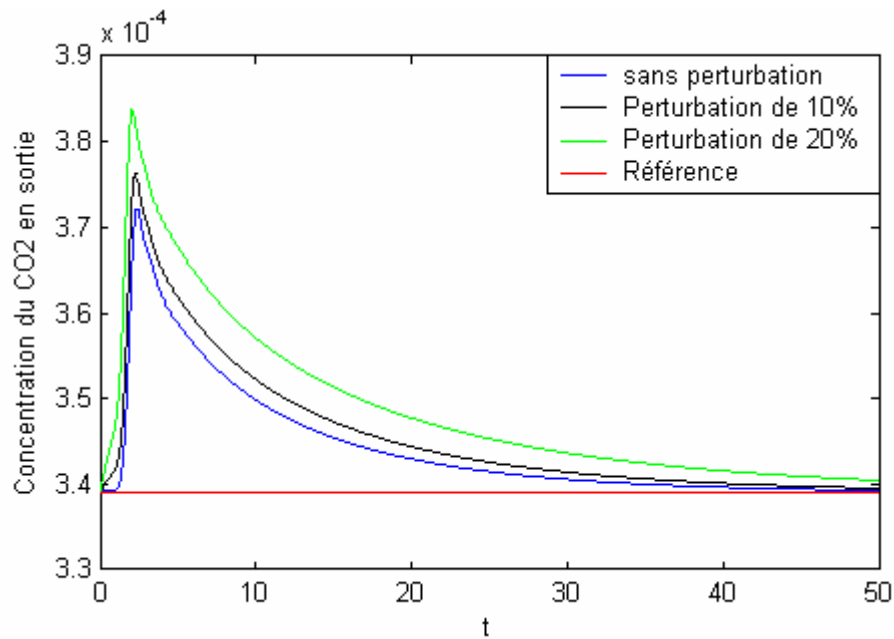


Figure V.19 Echelons de perturbation de +10% et +20% sur le débit du gaz en entrée

#### b) Régulateur flou :

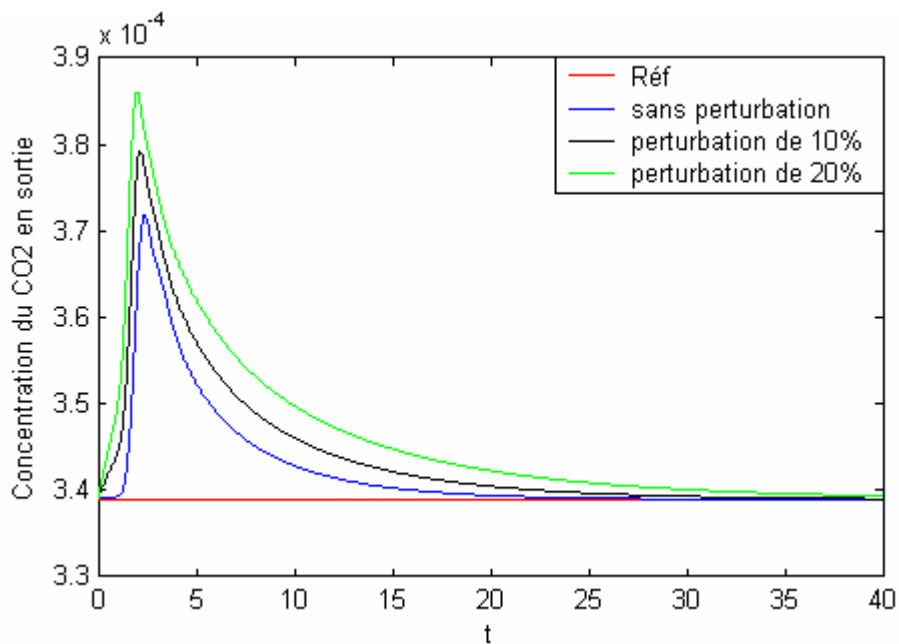


Figure V.20 Echelons de perturbation de +10% et +20% sur le débit du gaz en entrée

## c) Régulateur neuro-flou :

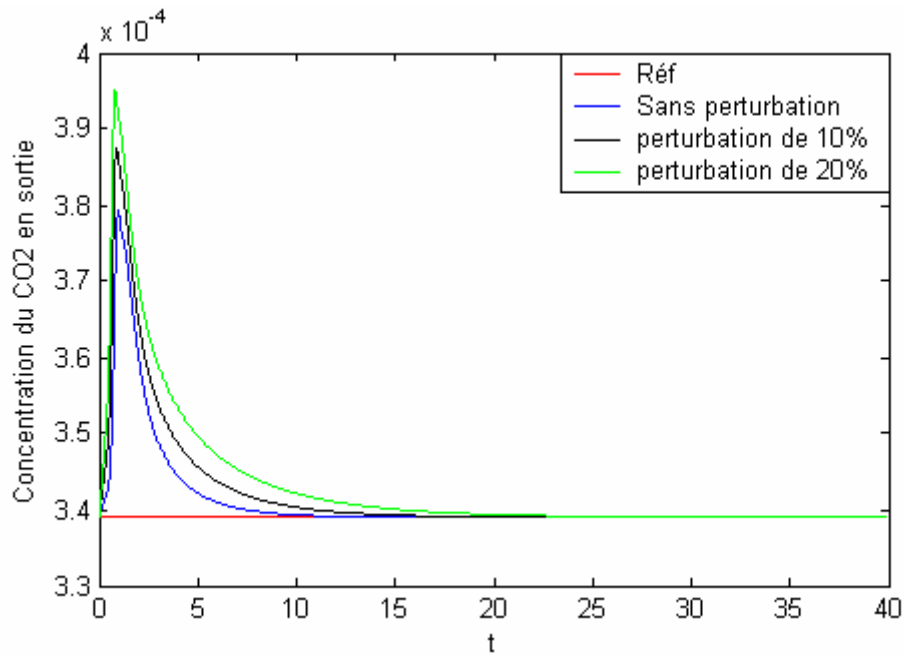


Figure V.21 Echelons de perturbation de +10% et +20% sur le débit du gaz en entrée

## V.3.3 Diminution de la taille de la base de règles pour le régulateur flou

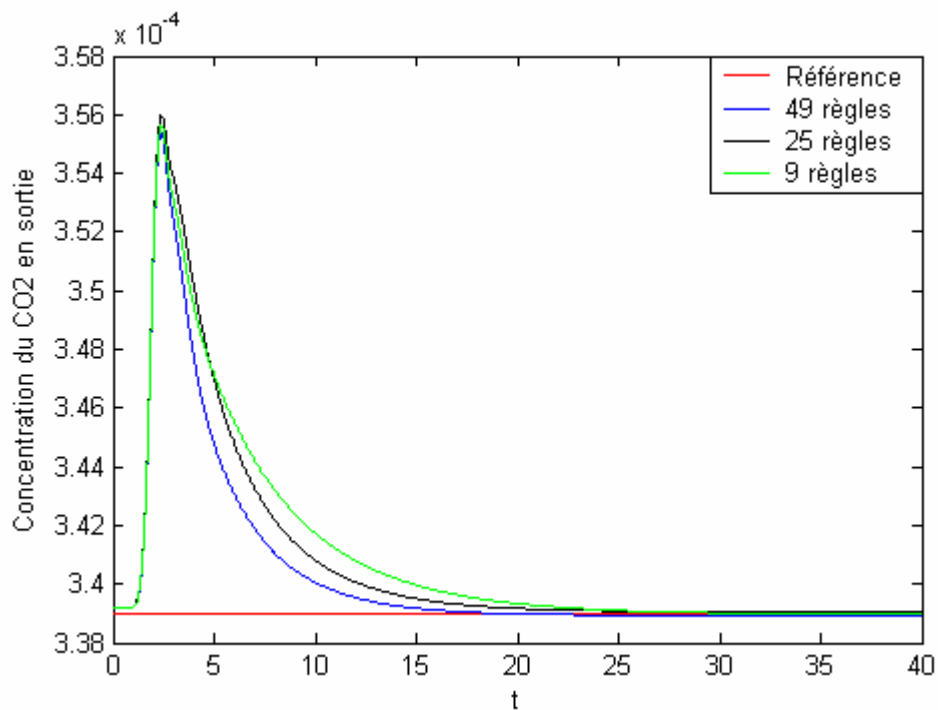
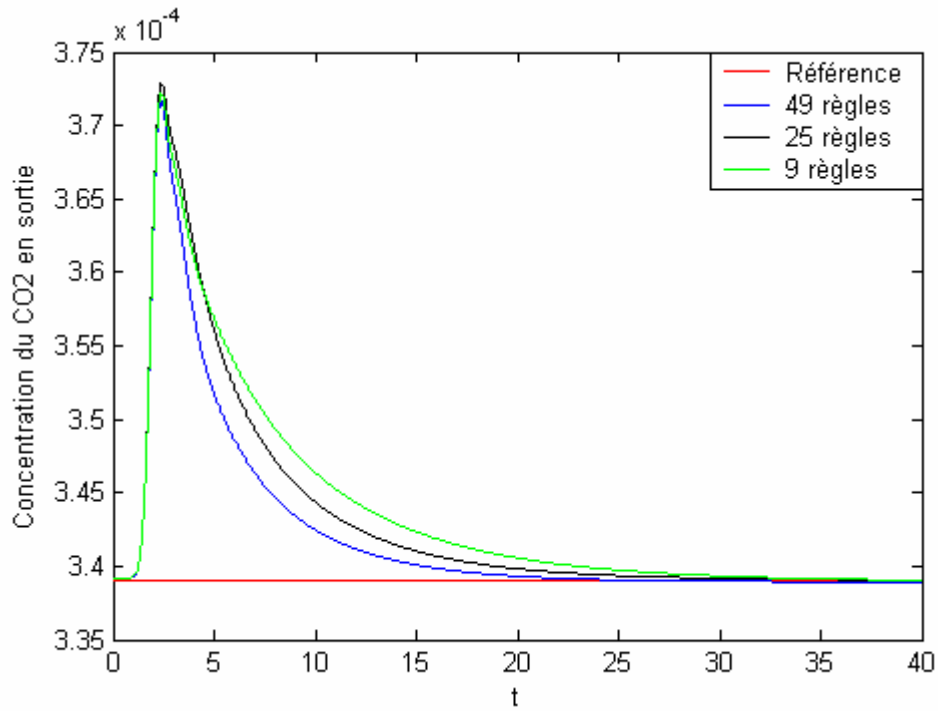
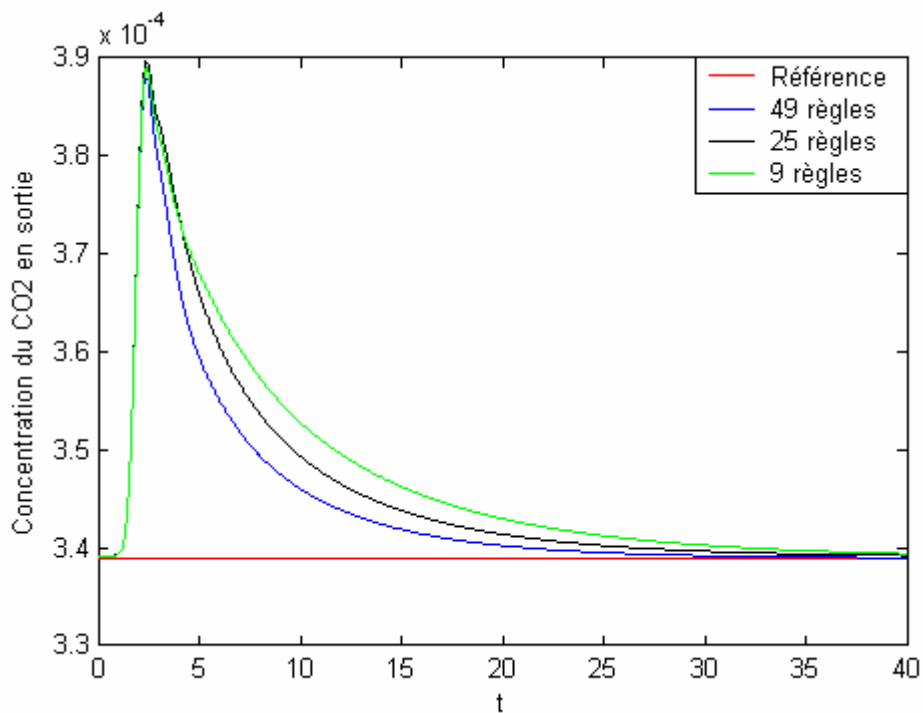


Figure V.22 Influence de la taille de la base de règles pour une perturbation de +5% sur la concentration du  $\text{CO}_2$  en entrée





**Figure V.23** Influence de la taille de la base de règles pour une perturbation de +10% sur la concentration du  $\text{CO}_2$  en entrée



**Figure V.24** Influence de la taille de la base de règles pour une perturbation de +15% sur la concentration du  $\text{CO}_2$  en entrée

### V.3.4 Mauvais choix des conclusions des règles pour le régulateur flou et mauvaise initialisation des poids pour le régulateur Neuro-flou :

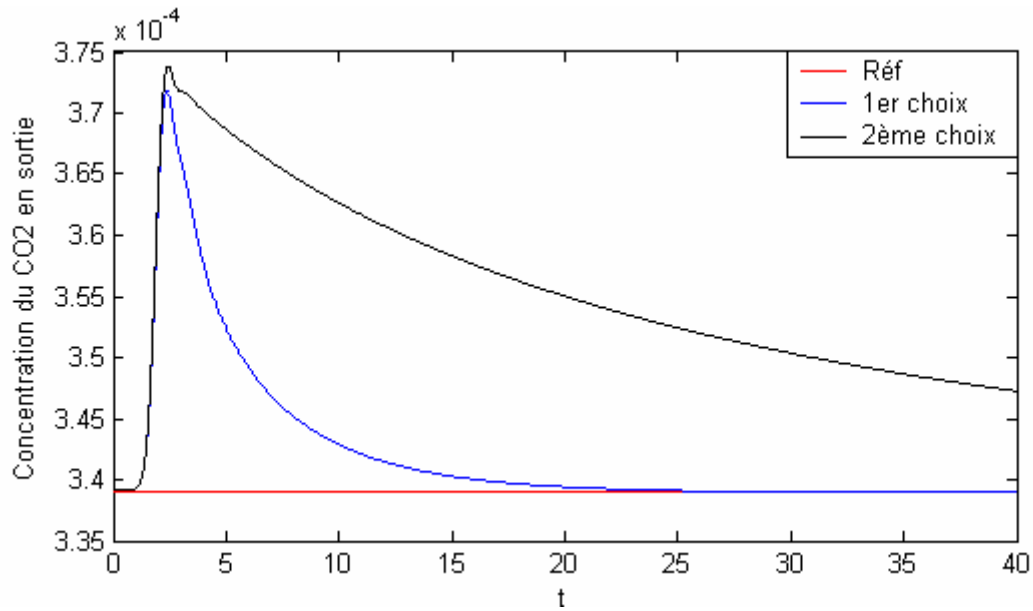


Figure V.25 Effet de choix des conclusions des règles

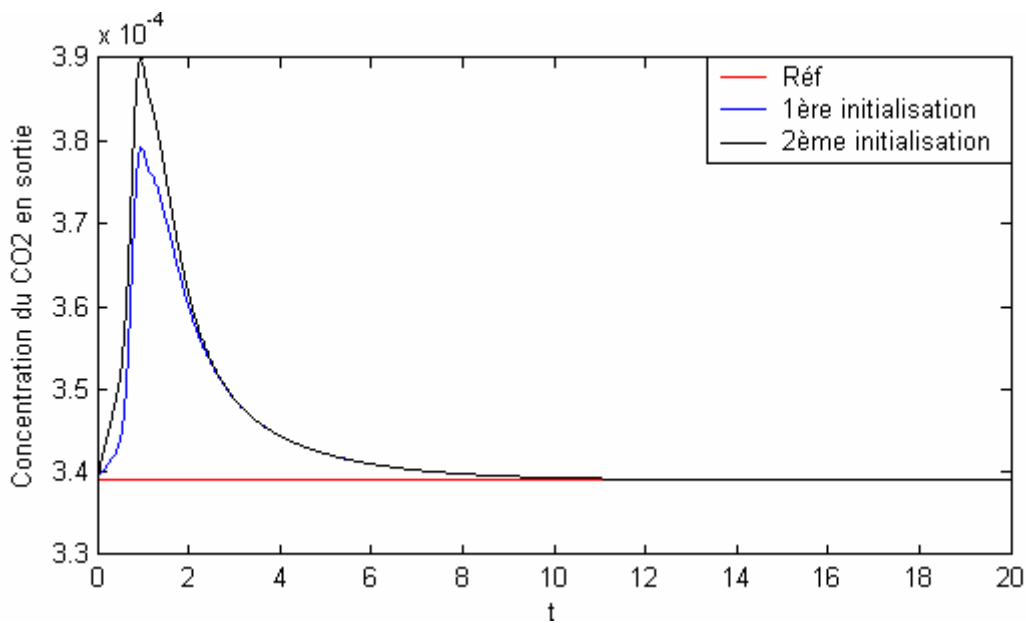


Figure V.26 Effet de l'initialisation des poids

## V.4 Interprétations des résultats :

### V.4.1 Perturbations sur la concentration du CO<sub>2</sub> à l'entrée de la colonne :

#### a) Commande floue :

Les figures V.3,....., V.10, montrent l'évolution de la concentration de CO<sub>2</sub> en haut de la colonne ainsi que la commande pour différents niveaux de perturbation (de -15% à 30%) sur la concentration de CO<sub>2</sub> à l'entrée de celle-ci.

On remarque bien sur ces courbes la bonne réjection des perturbations ainsi que la rapidité des réponses pour un système chimique.

En effet les temps de réponses varient entre 5 et 15 secondes pour les perturbations négatives(figure V.3,4et5) et entre 18 et 40 secondes pour les perturbations positives(figure V.6,7,8,9et 10).

#### Robustesse du régulateur :

Sachant que les perturbations maximales admises en pratique sont de l'ordre de 10% à 15%, nous avons simulé les cas les plus défavorables et nous pouvons dire que le régulateur flou ainsi synthétisé est très robuste vis a vis des différentes perturbations. Ceci est illustré par les figures V.3,...,V.10 avec des perturbations allant de -15% jusqu'à 30%.

#### b) Commande Neuro-floue :

En se basant sur les figures V.11,...., V.18, nous constatons une amélioration des temps de réponse du système (rapidité des réponses). Cette amélioration est accompagnée par une légère augmentation des pics.

### V.4.2 Perturbations sur le débit du gaz en entrée :

Pour étudier les performances des techniques de régulations proposées, face à des perturbations sur le flux gazeux (paramètre du système), nous avons d'abord introduit une perturbation de l'ordre de 10% sur la concentration de CO<sub>2</sub> à l'entrée de la colonne accompagnée par des perturbations de 10% et 15% sur le flux gazeux

Dans ce qui suit nous allons analyser les différents résultats de simulation obtenus pour les différentes stratégies de commande.

**a) Commande PI :**

On remarque d'après la figure V.19 que le régulateur atténue les perturbations sur le débit de gaz en entrée d'où sa robustesse. En contre partie, on a une perte de performances (dépassement plus important et temps de réponse plus grand).

**b) Commande floue :**

La figure V.20 montre l'évolution de la concentration de CO<sub>2</sub> en haut de la colonne pour une perturbation de 10% sur la concentration de CO<sub>2</sub> à l'entrée de celle ci et pour des perturbations de 10% et 15% sur le flux gazeux.

L'allure de ces courbes comparée à celle de la réponse sans perturbations sur le débit du gaz en entrée montre bien la bonne atténuation des perturbations intervenantes sur le flux gazeux, d'où la robustesse et l'efficacité du régulateur flou. Cependant, on voit bien la diminution des performances en présence de perturbations sur le débit du gaz en entrée (temps de réponse plus long, dépassement plus important).

**c) Commande Neuro-floue :**

En se basant sur la figure V.21, nous constatons qu'en présence de perturbations sur le débit du gaz en entrée, le régulateur Neuro-flou garde son efficacité et sa robustesse, d'autant plus que le temps de réponse est tous le temps rapide avec de légers dépassements moins importants que ceux remarqués pour les commandes PI et floue.

**V.4.3 Diminution de la taille de la base de règles :**

La taille de la base de règles étant un critère important dans la régulation floue, nous avons voulu monter l'impact d'une diminution du nombre de règles sur les performances du régulateur. Pour cela nous avons effectué des essais (avec différentes perturbations sur la concentration de CO<sub>2</sub> à l'entrée de la colonne que sont 5%, 10% et 15%).

Nous avons utilisé pour cela trois bases de règles de 49, 25 et 9 règles floues.

**Commande floue :**

D'après les figures V.22, 23 et 24, nous pouvons dire que le régulateur flou est peu sensible à la diminution de la base de règles, néanmoins cette diminution a quand même conduit à une augmentation du temps de réponse du système tout en gardant une bonne précision et un même dépassement.

**V.4.4 Mauvais choix des conclusions des règles pour le régulateur flou et mauvaise initialisation des poids pour le régulateur Neuro-flou :****a) Régulateur flou :**

Le changement des conclusions des règles entraîne à la perte des performances et de la robustesse du régulateur comme l'explique la figure V.25 .Ceci montre l'énorme importance du choix des conclusions des règles floues.

**b) Régulateur Neuro-flou :**

L'initialisation des poids pour le régulateur Neuro-flou est importante. La mauvaise initialisation de ceux-ci entraîne une perte de performances (dépassements plus importants) comme on peut le voir sur la figure V.26. Cependant l'influence de cette mauvaise initialisation reste beaucoup moins importante que lors de la commande floue.

**V.5 Conclusion :**

Dans ce chapitre, nous avons vu l'application des stratégies de commande floue et neuro- floue, proposées dans les chapitres précédents, à la colonne d'absorption. Les résultats obtenus s'avèrent très satisfaisants et montrent clairement la bonne rejection des perturbations ainsi que la robustesse de ces régulateurs par rapport aux variations des paramètres du système. Une comparaison des performances de régulation ainsi obtenues illustre bien les améliorations qu'offre la commande Neuro-floue relativement à une commande floue classique qui a son tour a améliorée nettement la commande PI .Cette étude comparative a été complétée par des tests de performances des différents régulateurs face à une mauvaise initialisation des règles ou une diminution de la base de règles, de meilleurs résultats ont été là aussi obtenus pour la stratégie de commande Neuro-floue.

## **Conclusion Générale :**

Dans ce travail, nous avons étudié l'application de la commande floue et neuro-floue au procédé d'absorption pour une amélioration des performances de régulation.

Il nous a fallu d'abord définir un modèle mathématique de la colonne d'absorption, que nous avons ensuite adapté à la fonction pdepe afin de pouvoir simuler le comportement dynamique du système.

Le modèle mathématique obtenu se base sur l'hypothèse d'un transport axial du CO<sub>2</sub>, en phase gazeuse et en phase liquide purement convectif, en d'autre terme, nous avons tenu compte de la relation entre le débit de l'absorbant et la concentration du gaz. Ce modèle mathématique a été obtenu à l'aide des principes fondamentaux concernant le transfert de matière, le modèle trouvé est une équation aux dérivées partielles non linéaire du deuxième ordre.

Par la suite, les diverses excitations en boucle fermée auxquelles ce modèle a été soumis, ont permis de connaître les différents aspects structurels de notre système, à savoir : sa nature non linéaire ; la stabilité et l'influence des perturbations sur le système, et ensuite on a simulé le comportement en boucle fermée qui donne de bons résultats avec un régulateur proportionnel intégral.

Après cela, nous avons présenté quelques connaissances de base sur la logique floue (dont le but principal est l'exploitation des connaissances des experts) ainsi que les étapes de la construction d'un régulateur flou (de type Mamdani et Takagi Sugeno).

Nous avons entamé, ensuite, la présentation de la régulation neuro-floue, il a fallu donc faire une étude sur les réseaux de neurones artificiels, leurs classifications, ainsi que l'apprentissage le plus utilisé basé sur l'algorithme de rétro propagation du gradient. Dans ce travail, la stratégie de régulation neuro-floue étudiée consiste à remplacer un régulateur flou par un réseau de neurones multicouches dont chaque couche représente une étape de la commande floue, ce qui a apporté une grande possibilité d'optimisation de ses paramètres.

Les régulateurs flous est neuro-flou sont opérationnels directement et ne nécessitent pas des connaissances a priori sur le système.

Dans la dernière partie de ce travail, nous avons présenté l'application de la commande floue et neuro-floue à la colonne d'absorption. Les simulations ont montré, malgré la complexité (système à paramètres répartis) et la non linéarité du système, des

performances très satisfaisantes (temps de réponses, dépassement et précision) et une grande robustesse par rapport aux perturbations sur la concentration du CO<sub>2</sub> à l'entrée de la colonne et aux variations des paramètres du système. Notons aussi la robustesse des régulateurs flous par rapport à une diminution de la taille de la base de règles ainsi que la diminution de celle-ci pour le régulateur neuro-flou et surtout l'influence du changement des poids initiaux du régulateur neuro-flou sur sa robustesse et ses performances, qui reste minime par rapport à l'influence du changement des conclusions des règles du régulateur flou qui, lui par contre, perd sa robustesse et ses performances à cause de ce changement. Cette caractéristique est d'ailleurs l'un des principaux avantages du régulateur neuro-flou (affinement des connaissances du régulateur flou).

### **Perspectives :**

- Ce travail peut être un bon point de départ pour une application réelle.
- Des améliorations pourront être amenées en utilisant d'autres techniques de simulations des systèmes à paramètres répartis, et d'autres algorithmes d'apprentissage.
- Application d'autres stratégies de commandes afin d'apporter des améliorations tels que la :
  - Commande neuro-floue optimisée par un algorithme génétique.
  - Commande neuro-floue basée sur la mise en parallèle d'un régulateur flou et un régulateur neuronal.

## Références bibliographiques

- [1] A.SELATNIA, '*Communication au congrès sur les réacteurs polyphasiques*', Louvain, Octobre 2002.
- [2] R.ILOUL, A.SELATNIA, A.BOULEROUAH, '*Commande prédictive généralisée d'une colonne d'absorption*', 4<sup>ème</sup> journées francophones sur les réacteurs gaz-liquide, Liège, 2002.
- [3] D.PINGLOT, '*Commande optimale et sous optimale d'un système hyperbolique non linéaire : colonne d'absorption*', Doctorat d'état en automatique, Toulouse, 1984.
- [4] R.VANDER WEG, '*Modélisation et optimisation d'une colonne d'absorption*', Doctorat d'état en automatique, Toulouse, 1976.
- [5] A.HOCQUENGHAM, P.JAFFARD, R.CHENON, '*Eléments de calculs différentiels et intégrales*', Edition Masson, Tome II, 1973.
- [6] P.RAPIN, J.C.LACHAT, '*Equations aux dérivées partielles*', Techniques de l'ingénieur, Février 2001.
- [7] BÜHLER, '*Réglage par la logique floue*', Edition presses polytechniques et universitaires Romand, 1994.
- [8] L.GACOGNE, '*Eléments de la logique floue*', Edition Hermes, 1997.
- [9] K.NADJIM, '*Modelling and self adjusting control of an absorption column*', International journal of adaptatif control and signal processing, Vol 5, p335, 1991.
- [10] N.DJAKRIR, '*Etude de la dispersion axiale en phase liquide et gazeuse dans une colonne à garnissage*', Thèse de Magister, ENP, Alger, 1991.
- [11] M.A. BOULEROUAH, '*Commande prédictive généralisée appliquée à une colonne d'absorption*', PFE ENP, 2001, Alger.
- [12] S.ABERKANE, D.BABA AMMI '*Commande neuro-floue appliquée à une colonne d'absorption*', PFE ENP, 2002, Alger.
- [13] Help MATLAB 6.5
- [14] ZEROUAL, '*Application de la commande floue et neuro-floue à une structure décentralisée au robot PUMA*', PFE ENP, 1998, Alger.
- [15] J.DECOSTERD (EICN), P.MARCHAL (CSEM) et J.-F.PEROTTO (CSEM), '*Logique floue*', séminaire, EISI, 1993.



- [16] O.LANDOLT, P.MARCHAL et E.VITTOZ (CSEM), ' *principes de la logique floue* ', publication, MSM No.4, 1992.
- [17] M.Y.M.YEDDOU, ' *Etude de Synthèse sur les Réseaux de Neurones et leurs Applications* ', Magistère, ENP, 1998, Alger.
- [18] J.M.RENDERS, ' *Algorithmes Génétiques et Réseaux de Neurones* ', Application à La Commande De Processus, Hermes, 1995.
- [19] J.HERAULT , C.JUTTEN, ' *Réseaux de neurones et traitement du signal* ', Edition Hermes, 1994.
- [20] BENLAMEUR, BENALI, ' *Commande adaptative par RNA application à la machine asynchrone alimentée en courant* ', PFE ENP, 1998, Alger.
- [21] JELENA GODJEVAC, ' *Neuro-fuzzy controler* ', Presses Polytechniques et Universitaires Rommandes.

## ملخص

قمنا في هذا العمل، بتطبيق التحكم بالمنطق الغامض ثم قمنا بمزج إيجابياته بإيجابيات الشبكات العصبونية للحصول على نظام تحكم غامض بالشبكات العصبونية من أجل التحكم بأسطوانة الامتصاص التي تعتبر كمنظومة معقدة وغير خطية ذات وسائط موزعة. هذه الأسطوانة تستعمل لاستخراج غاز  $CO_2$  من مزيج غازي ( $CO_2$ +هواء) بالامتصاص بواسطة سائل الغسل MEA. لاستنباط الإيجابيات التي يعطيها نظام التحكم الغامض بالشبكات العصبونية الاصطناعية، قارنا نتائج هذه الطريقة بالنتائج المحصل عليها بواسطة التحكم الغامض و الـ PI. النتائج المحصل عليها جد مرضية وواعدة لتطبيقات ميدانية.

كلمات مفتاحيه : أسطوانة الامتصاص، الإمتصاص، المنطق الغامض، الشبكات العصبونية الاصطناعية، الشبكات العصبونية الغامضة، سائل الغسل MEA.

## Abstract :

In this project, we applied the fuzzy control then combined the advantages of the latter with those of the neural network techniques in order to lead to a Neuro-fuzzy controller for the control of an absorption column which is considered as a nonlinear complex system with distributed parameters. This column is used to withdraw acid gas ( $CO_2$ ) of a gas mixture (air+ $CO_2$ ) by absorption with a washing liquid (Eau+MonoEthanolAmine). To illustrate the advantages which are brought by a «neuro-fuzzy» regulation, we compared the results of simulation obtained by this strategy with the results of the fuzzy and PI controllers. The results obtained are very satisfactory and very promising for possible real applications.

**Key words:** Absorption column, absorption, fuzzy logic, neural network, neuro-fuzzy controller, washing liquid MEA.

## Résumé :

Dans ce projet de fin d'étude, nous avons appliqué la commande floue ensuite combiné les avantages de cette dernière à ceux des réseaux de neurones afin d'aboutir à un régulateur Neuro-flou pour la commande d'une colonne d'absorption qui est considérée comme un système complexe non linéaire à paramètres répartis. Cette colonne est utilisée pour retirer le gaz acide ( $CO_2$ ) d'un mélange gazeux (air+ $CO_2$ ) par absorption grâce à un liquide de lavage (Eau+MonoEthanolAmine). Pour illustrer les avantages qu'apporte une régulation « neuro-floue » nous avons comparé les résultats de simulation obtenus par cette stratégie aux résultats des commandes floue et PI. Les résultats obtenus s'avèrent très satisfaisants et très prometteurs pour d'éventuelles applications réelles.

**Mots clés :** Colonne d'absorption, absorption, logique floue, réseaux de neurones, commande neuro-floue, liquide de lavage MEA.