

THÈSE

Présentée

A L'INSTITUT D'ÉLECTRONIQUE
DE L'UNIVERSITÉ DE CONSTANTINE

En vue de l'obtention du titre de **MAGISTER** en **Électronique**
Option : **Décision et Contrôle**

Par
Abdelhak BENZAID

BEN/29561

THÈME

**CONTRÔLE DU PROCÉDÉ DE PURIFICATION
A BOUES ACTIVÉES
PAR LES RÉSEAUX DE NEURONES**

Soutenue le : 10 / 12 / 1996

Devant le jury d'examen :

M^r A. BENNIA	(M.C. Université de Constantine)	Président
M^r K. BELARBI	(M.C. Université de Constantine)	Rapporteur
M^r K. BENMAHAMMED	(M.C. Université de Sétif)	Examineur
M^r A. CHAREF	(M.C. Université de Constantine)	Examineur

REMERCIEMENTS

Je tiens à remercier profondément Mr K. BELARBI , maître de conférence à l'université de Constantine pour son aide , ses encouragements et ses conseils précieux . Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude .

Je remercie chaleureusement Mr A. BENNIA maître de conférence à l'université de Constantine de l'honneur qu'il m'a fait en présidant le jury de cette thèse

Que Mr K. BENMAHAMMED maître de conférence à l'université de Sétif , trouve ici l'expression des mes vifs remerciements pour avoir accepté d'examiner ce modeste travail .

Je tiens également à remercier sincèrement Mr A. CHAREF maître de conférence à l'université de Constantine pour avoir accepté d'être l'un des examinateurs de ce travail .

Mes spéciales remerciements sont privés à mes chers frères : Nouredine , Abdelali et Mouloud ainsi que leurs conjointes : Moufida , Naima et Sorrya pour leurs prières et soutiens moraux. Sans oublier la petite Anfel.

Mes pertinents remerciements vont aussi à : Chafik , Mahieddine , Slim , Sebti , Badreddine , Abdelmalek , Abdelfetah , Abdelkrim , Said , Ammar , Toufik , Salim , Sami , M.said , Salah et Tahar pour leurs fraternités et amitiés .

Je tiens aussi à marquer mes profonds remerciements aux étudiantes et étudiants de la post-graduation pour leurs amitiés et gentilleses en particulier : Mahmoud , Kamel et Fayçal .

Mes vifs remerciements sont adressés également au personnel technique et administratif du C.F.P.A PALMA pour leurs encouragements , arrangements et soutiens matériels .

DEDICACES

A ma mère , à mon père .

A mes soeurs ; Houria et Merièm ainsi que leurs maris Abdeldjalil et Hocine .

A mes frères ; Abdelmoudjed et Abdelouahab et sa petite famille .

A tous ceux qui me sont et resteront très chers !

A. BELLAÏS

RESUME

L'objectif de cette étude est la mise en évidence de l'automatisation de l'unité secondaire du procédé d'épuration des eaux usées à boues activées, caractérisée par une dynamique compliquée et des non linéarités très marquées. Les techniques de contrôle conventionnelles se trouvent insuffisantes surtout en présence de larges perturbations. Cette lacune est à l'origine de notre recours à l'outil neuronal. Cependant, cet outil est doté d'un inconvénient majeur résidant dans le temps d'entraînement consommé. Cet obstacle peut être surmonté par la combinaison des méthodes du contrôle adaptatif avec les techniques connexionistes. En conséquence, plusieurs structures de contrôle en ligne issues de cette combinaison sont appliquées au contrôle du procédé à boues activées. L'entraînement multiple par période d'échantillonnage est une nouvelle technique d'adaptation introduite. Les résultats de simulation montrent l'efficacité des configurations de contrôle et des méthodes d'entraînement proposées en particulier celles de l'approche de prédiction d'erreur de sortie qui minimise directement l'erreur de contrôle et améliore clairement la convergence.

mots clés: réseaux de neurones, emulateur du procédé, contrôleur neural, entraînement multiple en ligne, théorie de contrôle conventionnel, boues activées.

ABSTRACT

This studies deals with the automatic control of activated sludge process in waste water treatment. The fundamental characteristic of this plant is the enormous complexity depending on both nonlinear and dynamic nature, in which the conventionnal control gives poor results if the system is subject to large disturbances. This is one reason why the application of neural networks tool has been investigated. However, time consuming is the major problem of this empirical approach.

Methods that combines neural networks techniques and adaptive control can overcome these shortcomings. In this work, one such method is applied for the control of activated sludge process with new on line multiple training updating during each sampling period.

The simulation results show the effectiness of the proposed neuromorphic control structures and training methods, in particular the predicted output error approach, directly minimizes the control error and greatly improves convergence.

Keywords : neural networks, plant emulator, neural controller, on-line multiple training, conventionnal control theory, activated sludge.

SOMMAIRE

CHAPITRE I

INTRODUCTION GENERALE.....	01
----------------------------	----

CHAPITRE II

GENERALITES SUR LES RESEAUX DE NEURONES	04
---	----

2.1. Introduction.....	05
2.2. Définitions de base et propriétés.....	06
2.2.1. Introduction.....	06
2.2.2. Le neurone biologique.....	06
2.2.3. Le neurone formel.....	07
2.2.4. Le réseau de neurones.....	09
2.3. Architecture des réseaux de neurones.....	10
2.4. Apprentissage et adaptation des réseaux de neurones.....	11
2.4.1. Introduction.....	11
2.4.2. Méthode de la rétropropagation.....	12
2.4.2.1. Algorithme d'entraînement.....	16
2.5. Conclusion.....	17

CHAPITRE III

CONTROLE AVEC RESEAUX DE NEURONES.....	18
--	----

3.1. Introduction.....	19
3.2. Contrôle des systèmes dynamiques non linéaires.....	20
3.2.1. Position du problème.....	20
3.2.2. Théorie conventionnelle de la commande adaptative.....	22
3.2.2.1. Introduction.....	22

3.2.2.2. Commande adaptative directe et indirecte	22
3.3. Structures de base du contrôle neuronal	24
3.3.1. Introduction	24
3.3.2. Contrôle par réseaux de neurones multicouches	24
3.3.2.1. Emulateur neuronal du procédé	25
3.3.2.2. Contrôleur neuronal du procédé	27
3.4. Modes d'entraînement	28
3.4.1. Définitions de base	28
3.4.2. Contrôle direct par modèle inverse	28
3.4.3. Contrôle neuronal adaptatif direct	29
3.4.4. Contrôle neuronal adaptatif indirect	30
3.5. Efficacité d'entraînement en ligne	31
3.5.1. Entraînement des emulateurs	32
3.5.1.1. Algorithme d'entraînement	34
3.5.2. Entraînement des contrôleurs	35
3.5.2.1. Contrôle directe à modèle inverse combiné	35
3.5.2.1.1. Algorithme d'entraînement	36
3.5.2.2. Approche de prédiction d'erreur de sortie	38
3.5.2.2.1. Algorithme d'entraînement	41
3.6. Conclusion	42

CHAPITRE IV

APPLICATION AU PROCEDE D'EPURATION DES EAUX USEES	43
4.1. Introduction	44
4.2. Structure d'une unité de purification	44
4.2.1. Définition	44
4.2.2. Traitements des eaux	46
4.2.3. Traitements des boues	46

4.3. Les limitations du contrôle des procédés à boues activées.....	47
4.3.1. Les perturbations.....	47
4.3.2. Les paramètres de contrôle.....	48
4.3.3. Les non-linéarités.....	48
4.3.4. Propositions et remèdes.....	48
4.4. Pratique courante de la commande des procédés à boues activées.....	49
4.4.1. Introduction.....	49
4.4.2. Contrôle par l'oxygène dissous.....	49
4.4.3. Contrôle par les boues recyclées	50
4.4.4. Contrôle par les boues rejetées.....	50
4.4.5. Utilité des techniques modernes de commande.....	51
4.5. Modélisation des procédés à boues activées.....	53
4.6. Analyse en Boucle Ouverte	55
4.6.1. Elaboration du régime permanent	55
4.6.2. Dynamique du système en BO.....	57
4.6.3. Emulation de la concentration d'oxygène dissous en BO.....	60
4.7. Analyse en Boucle Fermée	62
4.8. Conclusion.....	74

CHAPITRE V

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES	75
--	-----------

BIBLIOGRAPHIE

Liste des Figures

FIGURES :

Fig.2.1 : Schéma du neurone biologique	7
Fig.2.2 : Schéma du neurone formel	8
Fig.2.3 : Les fonctions de décision souvent utilisées	8
Fig.2.4 : Structure d'un réseau statique	10
Fig.2.5 : Schéma d'un réseau dynamique	11
Fig.2.6 : Schéma synoptique de la rétropropagation	12
Fig.3.1 : Commande adaptative directe	23
Fig.3.2 : Commande adaptative indirecte	23
Fig.3.3 : Emulateur neuronal du procédé	26
Fig.3.4 : Contrôleur neuronal du procédé	26
Fig.3.5 : Contrôle direct par modèle inverse	29
Fig.3.6 : Contrôle neuronal direct	30
Fig.3.7 : Contrôle neuronal indirect	31
Fig.3.8 : Entraînement multiple d'emulateur	33
Fig.3.9 : Entraînement du contrôle inverse combiné	36
Fig.3.10 : Schéma de contrôle par prédiction d'erreur de sortie	40
Fig.3.11 : Entraînement multiple par prédiction d'erreur de sortie	40
Fig.4.1 : Schéma synoptique d'une station d'épuration des eaux usées	45
Fig.4.2 : Schéma du procédé à boues activées	53
Fig.4.3.a : Concentration du substrat dans le réacteur	56
Fig.4.3.b : Concentration des boues dans le réacteur	56
Fig.4.3.c : Concentration d'oxygène dissous dans le réacteur	57
Fig.4.4.a : Concentration du substrat à l'entrée S_0	58
Fig.4.4.b : Débit d'influent Q_i	58
Fig.4.5.a : Concentration du substrat en régime variable	59
Fig.4.5.b : Concentration des boues en régime variable	59

Fig.4.5.c : Concentration d'oxygène dissous en régime variable	60
Fig.4.6.a : Emulation de la dynamique du procédé	61
Fig.4.6.b : Emulation du régime transitoire	61
Fig.4.6.c : Erreur d'emulation	62
Fig.4.7.a : Régulation de la DO par l'approche à modèle inverse combiné	63
Fig.4.7.b : Régulation de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie	64
Fig.4.8 : Concentration d'oxygène dissous désirée Y_d	65
Fig.4.9 : Contrôle de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie	
Fig.4.10 : Profil des boues recyclées	67
Fig.4.11 : Profil du coefficient de decay	67
Fig.4.12.a : Concentration du substrat et des boues dans le réacteur	
Kd constant et r variable	68
Fig.4.12.b : Contrôle de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie	
Kd constant et r variable	69
Fig.4.13.a : Concentration du substrat et des boues dans le réacteur	
Kd variable et r constant	70
Fig.4.13.b : Contrôle de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie	
Kd variable et r constant	71
Fig.4.14.a : Concentration du substrat et des boues dans le réacteur	
Kd et r les deux variables	72
Fig.4.14.b : Contrôle de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie	
Kd et r les deux variables	73

TABLEUX :

Tab.2.1 : Equations d'évaluation d'un réseau multicouches	13
Tab.4.1 : Structure d'une station de purification	45

Fig.4.5.c : Concentration d'oxygène dissous en régime variable	60
Fig.4.6.a : Emulation de la dynamique du procédé	61
Fig.4.6.b : Emulation du régime transitoire	61
Fig.4.6.c : Erreur d'emulation	62
Fig.4.7.a : Régulation de la DO par l'approche à modèle inverse combiné	63
Fig.4.7.b : Régulation de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie	64
Fig.4.8 : Concentration d'oxygène dissous désirée Y_d	65
Fig.4.9 : Contrôle de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie	
Fig.4.10 : Profil des boues recyclées	67
Fig.4.11 : Profil du coefficient de decay	67
Fig.4.12.a : Concentration du substrat et des boues dans le réacteur	
Kd constant et r variable	68
Fig.4.12.b : Contrôle de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie	
Kd constant et r variable	69
Fig.4.13.a : Concentration du substrat et des boues dans le réacteur	
Kd variable et r constant	70
Fig.4.13.b : Contrôle de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie	
Kd variable et r constant	71
Fig.4.14.a : Concentration du substrat et des boues dans le réacteur	
Kd et r les deux variables	72
Fig.4.14.b : Contrôle de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie	
Kd et r les deux variables	73

TABLEUX :

Tab.2.1 : Equations d'évaluation d'un réseau multicouches	13
Tab.4.1 : Structure d'une station de purification	45

CHAPITRE I

INTRODUCTION GÉNÉRALE

INTRODUCTION GENERALE :

Le terme «contrôle adaptatif» recouvre l'ensemble des techniques utilisées pour l'ajustement automatique en ligne et en temps réel des régulateurs des boucles de commande, afin de réaliser ou maintenir un certain niveau de performance quand les paramètres du procédé à commander soient inconnus et/ou varient dans le temps.

Les tâches primordiales effectuées par un tel contrôle sont les suivantes:

- réduction du temps d'ajustement automatique et amélioration des performances.
- optimisation des paramètres des régulateurs pour divers points de fonctionnement.
- permet la mise en oeuvre des régulateurs plus complexes et plus performants que les P I D.
- maintenir des performances du contrôleur quand les caractéristiques du système changent.

Ces tâches ont été prouvées par la mise au point avec succès des techniques de cette approche conventionnelle pour un grand nombre d'applications (ex: traitement des matériaux, régulation de Φ , asservissements à moteurs électriques...etc.). Alors, il est évident que ce champ connaît un très grand essor ces dernières années. Les raisons principales sont:

- les études théoriques ont conduit au développement d'algorithmes de commande performants et à de nouvelles méthodes d'analyse.
- les possibilités de calcul offertes par les mini et micro ordinateurs élargissent de jour en jour le champ d'application du contrôle adaptatif.
- les applications, déjà réalisées, ont prouvé l'intérêt et la validité de cette approche.

Tous ces points forts valorisant cette approche conventionnelle, sont mis en évidence avec des systèmes linéaires invariant dans le temps. Pour des applications pratiques, ces techniques sont validées par des hypothèses portées sur le système à commander.

Cependant, si on parle des systèmes dynamiques non linéaires, ces techniques sont incapables de fournir des performances adéquates ou de les maintenir à des niveaux acceptables et par conséquent des efforts importants sont requis dans cette théorie.

En réponse à ces inquiétudes et dans le but de palier les inconvénients cités ci-dessus, les automaticiens entament d'autres approches non conventionnelles. Les réseaux de neurones est l'une des tentatives prometteuses, cette méthode empirique prouve une grande utilité dans plusieurs champs, en particulier l'intelligence artificielle.

L'application des techniques neuronales fondées essentiellement sur l'aspect d'entraînement et d'approximation, vise un contrôle en ligne efficace qui peut apporter des remèdes aux problèmes des non linéarités attachées à la majorité des systèmes réels et améliorent leurs performances.

Les réseaux multicouches, d'architectures simples et flexibles, dotés d'algorithme d'adaptation puissant résidant dans la fameuse rétropropagation, ainsi que leur aptitude à la généralisation.

En général, la forme en cascade des structures de commande fondées sur ces éléments qui évoluent en parallèle, fournit au contrôleur l'habileté de donner des réponses rapides aux perturbations externes, et permet ainsi au système d'avoir un degré acceptable d'autonomie.

L'objectif du présent travail entre dans ce sens, et sert à combiner les deux approches, en dégagant ses avantages et points forts permettant une exploitation optimale des techniques connexionistes dans la conception des structures de contrôle adaptatif, qui répond en particulier, aux exigences des systèmes biologiques qui marquent des non linéarités complexes en citant le traitement des eaux usées à boues activées.

L'automatisation de ce genre de procédé connaît d'énormes difficultés d'ordre pratique et théorique. Le manque des capteurs en ligne sophistiqués, l'absence d'un modèle adéquat qui répond réellement à ce système multivariable et de constantes de temps très différentes et les perturbations probables y attachées sont les raisons majeures de la défaite d'une opération de contrôle performantes. Alors, dans cette étude on essaye de concevoir des structures de contrôle neuronale et de les appliquées au procédé de purification des eaux usées par les boues activées. Le paramètre à contrôler est le taux d'oxygène dissous, ce choix est motivé par son intérêt économique et sa simplicité de mise en oeuvre.

Dans le premier chapitre, on donne une présentation générale des réseaux de neurones, leurs architectures ainsi que leurs mécanismes d'apprentissage.

Le deuxième chapitre est consacré à la présentation des différentes structures de commande par les réseaux de neurones et les modes d'entraînement associés. Les algorithmes de commande clôturent chaque configuration.

Le troisième chapitre est porté sur l'étude et la modélisation du procédé du traitement des eaux usées et la simulation de l'ensemble « système-commande ».

Enfin, la conclusion contient l'interprétation des résultats obtenus et envisage les recommandations et perspectives de ce champ.

CHAPITRE II

GÉNÉRALITÉS SUR LES RÉSEAUX DE NEURONES

GÉNÉRALITÉS SUR LES RÉSEAUX DE NEURONES :

1.1. INTRODUCTION :

Sous le terme des réseaux de neurones, on regroupe aujourd'hui un certain nombre de modèles dont l'intention est d'imiter quelques fonctionnalités du cerveau humain, en reproduisant certaines de ses structures de base. Les supercalculateurs qui traitent des millions d'informations à la seconde sont incapable de reconnaître un objet vu sous un angle différent, alors qu'un enfant de cinq ans peut le faire.

Forts de cette constatation, voilà maintenant une quarantaine d'années que les neurophysiologistes essayent de percer les secrets de cette fabuleuse machine [27,30,31]. Pour mieux comprendre certains de ces fonctionnements, ils ont tenté, avec l'aide de chercheurs d'autres disciplines, de mettre au point un modèle mathématique des neurones qui constituent le cerveau. Les origines de cette disciplines sont très diversifiées. en 1943 Mc CULLOCH et PITTS adoptèrent un modèle décrivant le fonctionnement du neurone formel. Ce dernier est largement utilisée à cet époque dans la réalisation des fonctions logiques[30 , 32].

Centré sur les architectures de Mc CULLOCH et PITTS et les règles de HEBB qui fournirent une explication synaptique du mécanisme d'apprentissage [33,47,27,45]. ROSENBLAT, MINSKY et PAPERT nous ressortirent au début des années soixante le célèbre perceptron, qui comprend trois éléments principaux (une cellule d'entrée, autre d'association jouant le rôle d'une mémoire, et une dernières de décision). Ce modèle représentant la première tentative sérieuse du neurone formel, va évoluer par un apprentissage supervisé. Ce dernier est effectué suivant le principe de HEBB en procédant par la correction d'erreur [28,18]. En 1982, J. HOPFIELD détaille dans un article [27,43] le bon usage du réseau de neurones formel, en s'appuyant sur l'organisation en couche et la simulation numérique sur ordinateur. Cet article met en évidence certains comportements intéressants des réseaux neuronaux mais surtout fournit des outils mathématiques qui viendront étayer les recherches. En fait, chaque type de réseau correspond à un spectre d'application particulières car le réseau de neurones universel n'existe pas encore. Il faut se satisfaire de ces quelques modèles et l'adapter au problème du jour, ou imaginer de nouveaux modèles. Auquel cas, il faudra alors leur trouver des champs d'applications convenables.

Actuellement, les automaticiens s'intéressent beaucoup à l'exploitation du progrès remarquable dans la théorie des techniques d'analyse, en particulier, les structures d'identification et de contrôle mono et multivariables de la commande adaptative très poussée

avec les réseaux de neurones caractérisés par le phénomène d'approximation et de généralisation très puissant ainsi que le développement des algorithmes d'ajustement. Ce dernier, est le point fort gouvernant la convergence de tels réseaux.

Le souci majeur de cet investissement est d'apporter des solutions rigoureuses aux problèmes des non linéarités rencontrés dans la majorité des systèmes réels.

2.2. DÉFINITIONS DE BASE ET PROPRIÉTÉS :

2.2.1. INTRODUCTION :

Malgré leur nom, les réseaux de neurones ne sont pas des dispositifs biologiques mais bien des circuits électroniques dont chaque élément est censé simuler le fonctionnement de la cellule élémentaire du cerveau humain qu'est le neurone.

En pratique, la simulation des réseaux de neurones sur ordinateur conventionnel est l'approche dominante. Et quand, on sait que le cerveau humain est constitué de 100 milliards de neurones, dont chacun est interconnecté avec des milliers d'autres neurones [28,27], et que, de surcroît, les recherches en cours portent sur des réseaux de quelques dizaines de neurones artificiels, on est loin d'expliquer les mécanismes de la pensée et de l'intelligence, même si ces recherches donnent des résultats d'ores et déjà encourageantes.

2.2.2. LE NEURONE BIOLOGIQUE :

Avant de poursuivre avec l'informatique, revenons à la biologie pour définir qu'est ce qu'un neurone; c'est la cellule de base du cerveau, les neurones du cerveau ne se reproduisent pas, ils sont interconnectés par le biais de filaments ou dendrites. Ils reçoivent des signaux lancés à travers les axones des milliers d'autres neurones via les synapses. Ces dernières servent à limiter plus ou moins l'amplitude des signaux transmis.

L'accumulation d'énergie au niveau du corps de la cellule dépend essentiellement des effets d'inhibition ou d'excitation des synapses. Si cette énergie dépasse un certain seuil, le neurone se décharge et envoie à son tour un potentiel énergie aux neurones qui sont reliés.

Sous la lumière de cette description fonctionnelle, un neurone, comme la montre la figure (Fig.2.1) , [32,33,28,31,30] est composé d'un corps cellulaire, de dendrites qui sont les canaux d'entrée d'énergie, de l'axone qui est le canal de sortie et de synapse qui désigne la région d'influence entre l'axone d'un neurone et la dendrite d'un autre.

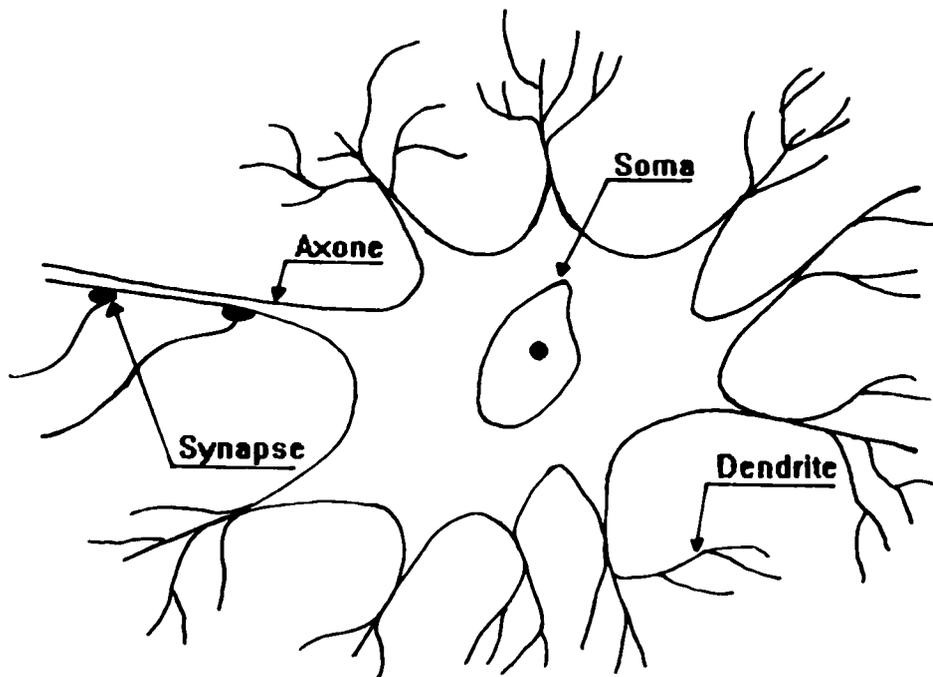


Fig.2.1: Schéma du neurone biologique .

2.2.3. LE NEURONE FORMEL :

Dans notre description du fonctionnement d'un neurone, les signaux reçus par chacune des dendrites s'ajoutent. La fonction d'activation est donc la somme ou plus précisément une intégration dans le temps.

La fonction de transfert est un simple effet de seuil. Alors , si une cellule « j » est reliée à « N » autres cellules, on peut définir le neurone formel donné par la figure (Fig.2.2) [30,31,32,33] comme étant un opérateur effectuant une somme pondérée des « N » entrées, augmentée d'une entrée externe désignant le seuil du neurone « j ». Le tout est suivi d'un élément de décision qui détermine la sortie du neurone.

L'élément de sortie en question présente une non linéarité qui peut avoir les formes les plus utilisées données par la figure (Fig.2.3) , [15,18].

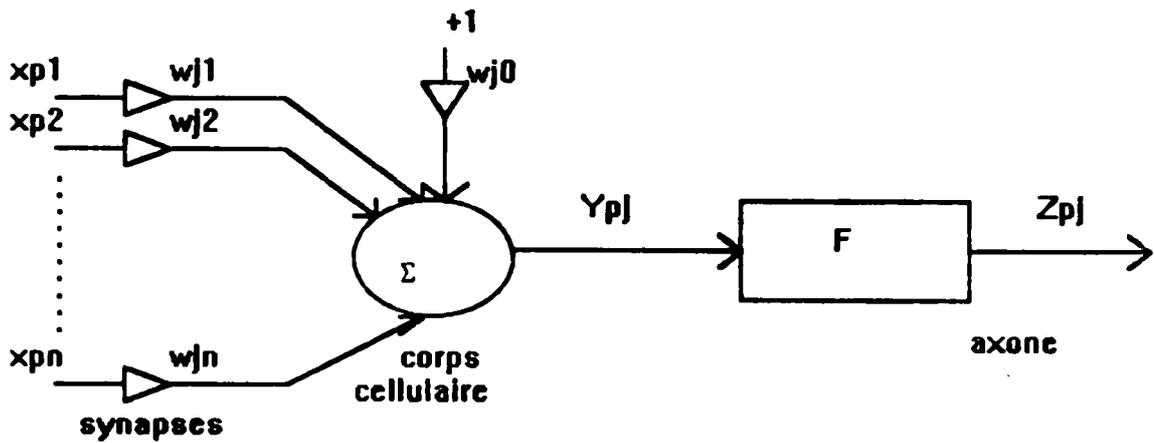


Fig.2.2: Schéma du neurone formel .

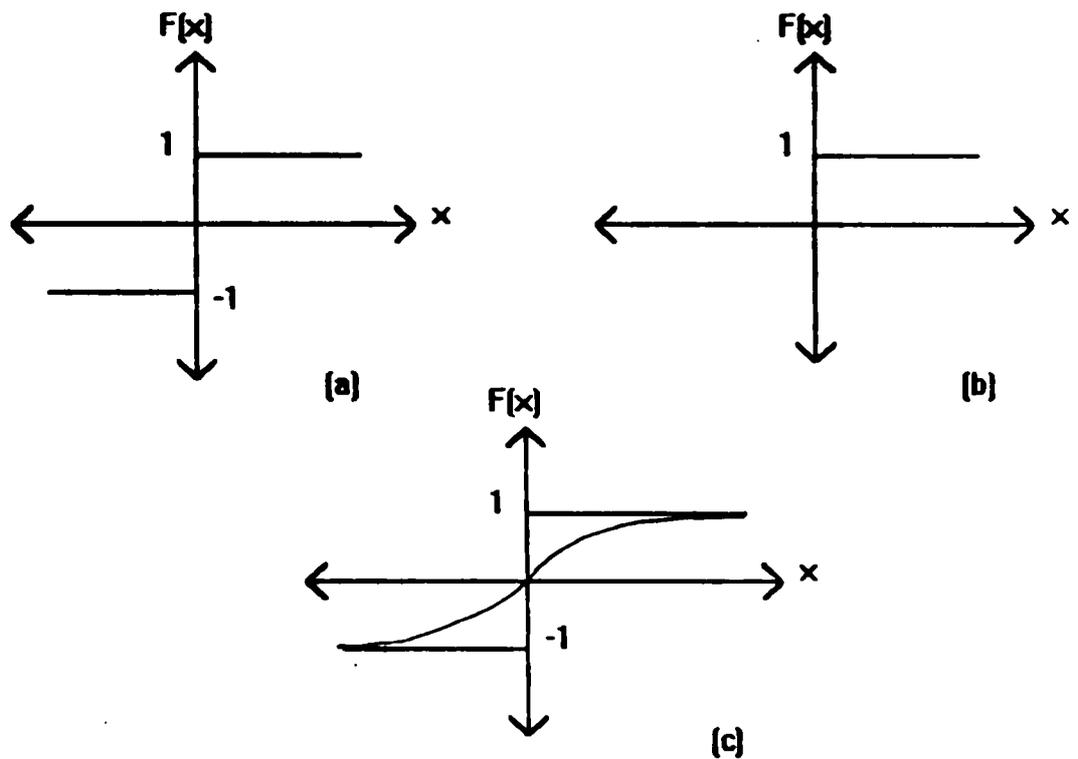


Fig.2.3: les fonctions de décision souvent utilisées .
 a) fonction signe , b) fonction de Heaviside
 c) fonction sigmoïde

Alors, si on désigne par « X_p » le vecteur d'entrée du neurone « j », « W_j » représente les synapses (appelées poids) du neurone, tel que :

$$\begin{aligned} X_p &= [X_{p1} \quad X_{p2} \quad X_{p3} \quad \dots \quad X_{pN}] \\ W_j &= [W_{j1} \quad W_{j2} \quad W_{j3} \quad \dots \quad W_{jN}] \end{aligned}$$

La sortie intermédiaire « Y_{pj} » est donnée par :

$$Y_{pj} = W_j * (X_p)^T + W_{j0} * X_{p0} = W_j * (X_p)^T - \theta_j \quad (2.1)$$

Et la sortie du neurone « Z_{pj} » est donnée par :

$$Z_{pj} = F[Y_{pj}] \quad (2.2)$$

2.2.4. LE RÉSEAU DE NEURONES :

Un réseau de neurones formel n'est ni plus ni moins qu'un ensemble de neurones tel que nous les avons définis et reliés entre eux. La sortie de chaque neurone peut être reliée en entrée à plusieurs autres neurones comme la montre la figure (Fig.2.4) , [5.33,28].

La complexité de tel réseau n'est définie que par le nombre de neurones et le nombre de connexions. Le réseau peut être organisé en plusieurs couches, dont, les neurones d'entrée du réseau sont reliés à l'extérieur, ceux de sortie qui donnent le résultat et, entre les deux, une ou plusieurs couches d'autres neurones qualifiés de « cachés ».

Tout le problème de la technologie neuronale réside dans la conception d'un réseau adapté à la résolution d'un problème.

A savoir, pour un réseau donné, le nombre de ses couches, de ses neurones, la taille de ses connexions et sa fonction de décision, sont tous des paramètres dont le critère de choix est omis volontairement. Disons, simplement que c'est par l'expérience, les tâtonnements et les essais successifs et les réglages qui dépendent de l'application que s'élabore un réseau qui marche [28,2]. Et, c'est le côté passionnant de cette approche non conventionnelle. Par conséquent, avec seulement quelques dizaines de neurones interconnectés on peut imaginer plusieurs solutions sans savoir ce qui se passe à l'intérieur du réseau. Nous constatons simplement que le réseau a appris et qu'il saura s'adapter à toutes les variations si la situation de départ est identique.

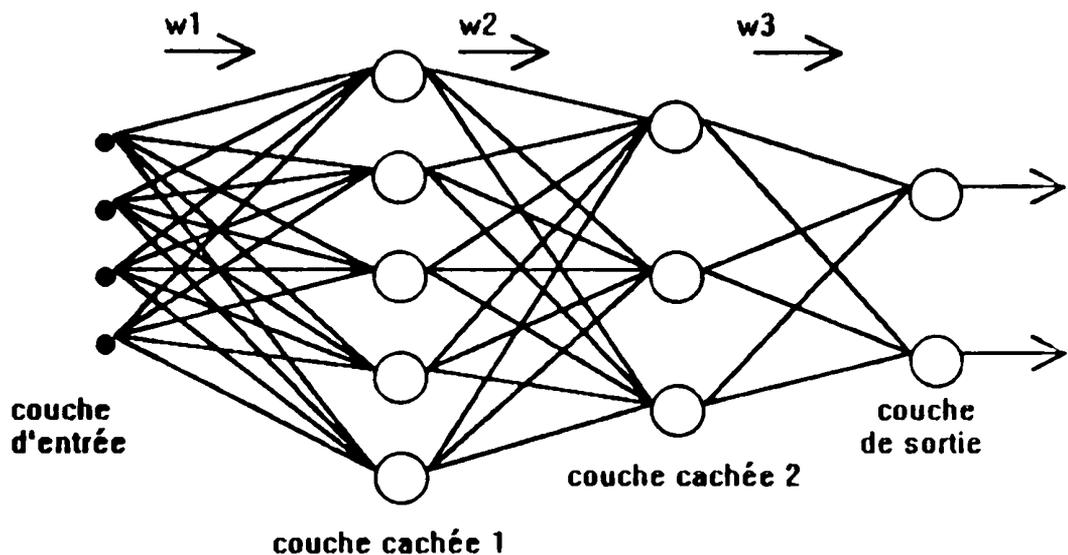


Fig.2.4: Structure d'un réseau statique .

2.3. ARCHITECTURES DES RÉSEAUX DE NEURONES :

Le facteur déterminant du type d'un réseau de neurones est la nature de connexions entre ses cellules. Selon ce paramètre, on distingue deux type d'architectures; les réseaux statiques (nonrécurrents) et les réseaux dynamiques (récurrents) [30,31,43]. Dans un réseau de la première famille, la sortie qui ne peut en aucun cas réinjecter à l'entrée, dépend uniquement des sorties des neurones précédents. La plupart des réseaux statiques sont organisées en couches, comme la montre la figure (Fig.2.4) [33,30]. Un tel réseau comporte une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches intermédiaires appelées cachées. Comme la couche d'entrée est passive, les couches cachées et en raison de leurs fonctions d'activations non linéaires sont les éléments prépondérants de ce genre de réseaux qualifiés de multicouches. Alors, dans ce type de réseaux, l'information circulant de l'entrée à la sortie du réseau, subisse des transformations non linéaires [28,27,29,15].

Pour les réseaux dynamiques, organisés aussi en couches, la circulation de l'information est bidirectionnelle, tel que l'état global du réseau dépend de ses états précédents.

Dans la littérature de ce type de réseaux, on cite le modèle de HOPFIELD (Fig.2.5) [27,5,32,43]. Ce dernier est exploité par plusieurs auteurs dans la modélisation et le contrôle

des systèmes dynamiques [30,31]. A titre d'exemple, on trouve les réseaux à retour de sortie introduits par NARENDRA [11,14,18,42] dont chaque sortie est réinjectée à travers une ligne de retard, et les réseaux à retour d'état, qui possèdent une seule couche cachée de neurones entièrement interconnectés. [30,31,32,33]

En concluant, nous constatons que les critères motivants le choix d'un type de réseau sont la simplicité de mise en oeuvre et l'efficacité des algorithmes d'adaptation appelés à répondre aux performances désirées du système, quelques soient sa taille et sa complexité [4,1,22,26].

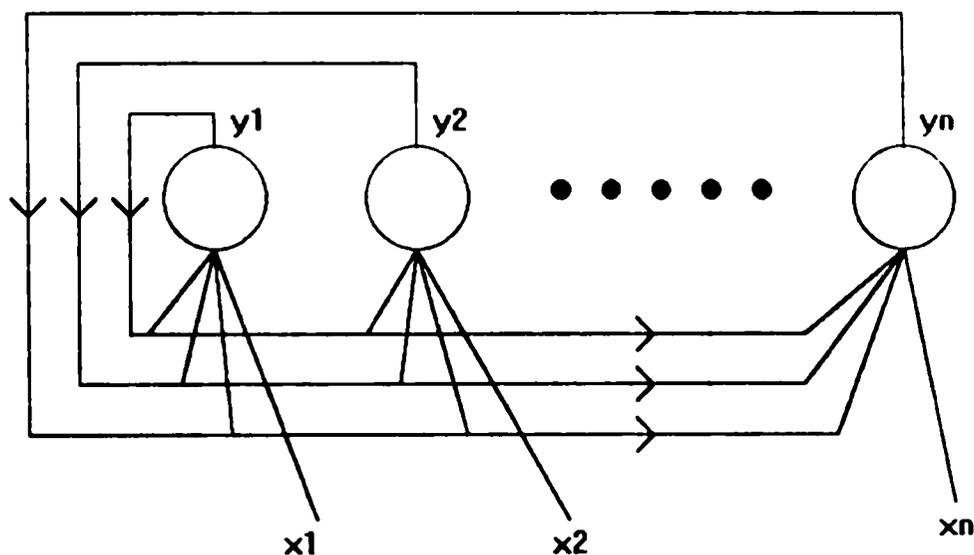


Fig.2.5: Schéma d'un réseau dynamique .

2.4. APPRENTISSAGE ET ADAPTATION DES RÉSEAUX DE NEURONES .

2.4.1. INTRODUCTION :

L'apprentissage se conduit avec une méthodologie précise. La première, et la plus simple, connue sous le nom de règle de HEBB, date de 1949. Elle existe que lorsque deux neurones sont excités en même temps, il faut modifier les coefficients synaptiques pour renforcer cette excitation simultanée. La règle de WINDROW-HOFF, établie en 1960, indique que la modification de ces coefficients est proportionnelle à l'erreur entre le résultat souhaité et le résultat réel et aux valeurs d'entrée [28,32,45].

La phase d'apprentissage est une propriété primordiale pour les réseaux de neurones. Elle consiste donc à l'ajustage des coefficients synaptiques (appelés poids) qui sont les porteurs d'informations pour remplir une tâche définie [5,6,32,33]. L'approche mathématique, basée sur ce concept, sert à minimiser une fonction de coûts formulée autour de l'erreur de sortie. L'adaptation commence alors, par les neurones de la couche de sortie, forcés à la bonne valeur. puis on fait varier légèrement les poids des neurones des couches précédentes.

2.4.2. MÉTHODE DE LA RETROPROPAGATION :

La limitation des perceptrons est levée dès l'apparition de cette technique mathématique [32,33,47]. Quoique, on arrive à concevoir des réseaux d'une ou plusieurs couches cachées et faire propager la norme d'erreur ainsi formulée de la sortie du réseau à l'entrée via ses couches énigmes d'où le nom de rétropropagation.

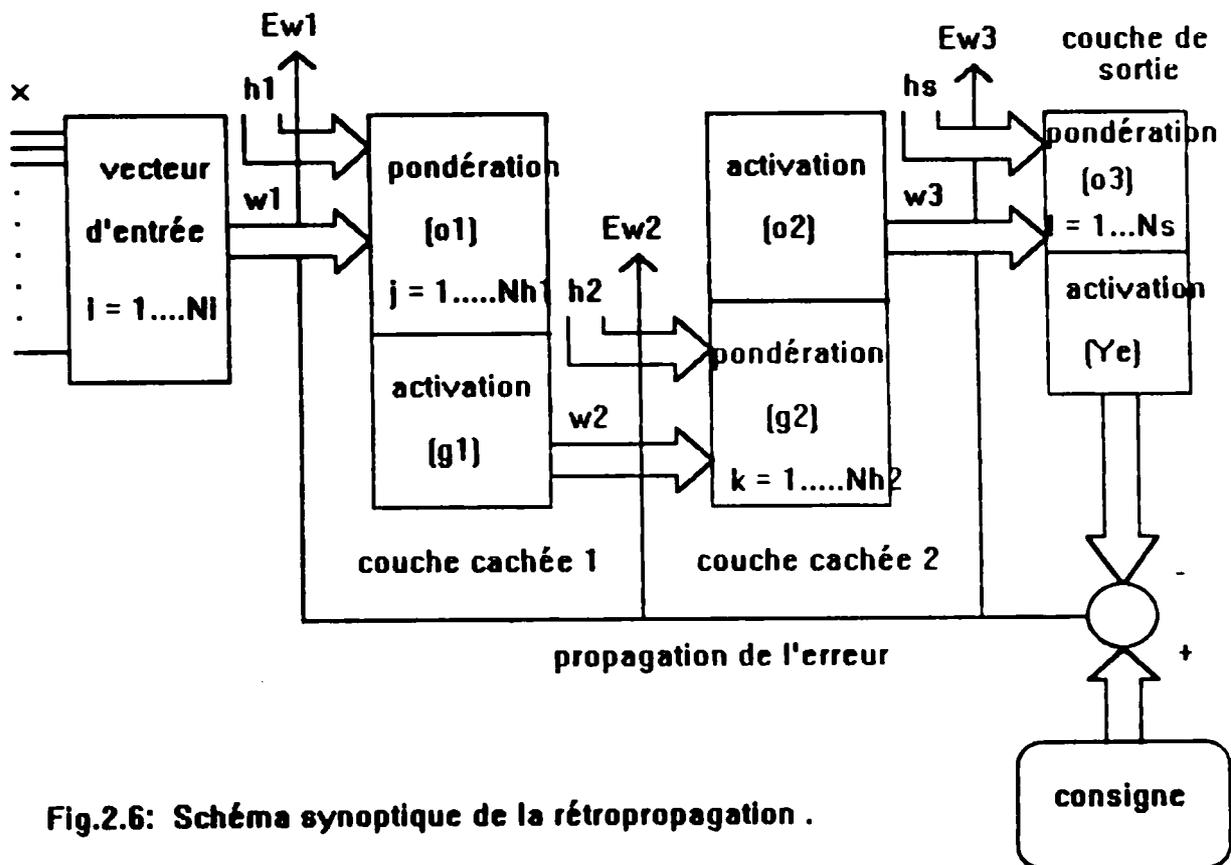


Fig.2.6: Schéma synoptique de la rétropropagation .

La procédure est basée sur le calcul des dérivées d'une entité (norme d'erreur) par rapport à l'ensemble des poids. Par conséquent ce calcul nécessite la continuité et la dérivabilité

des fonctions d'activation des neurones [15,17]. Ce mécanisme d'entraînement est récapitulé par le schéma synoptique de la figure (Fig.2.6).

Pour un réseau multicouches de N_i entrées, N_s sorties, composé à titre d'exemple de trois couches (deux couches cachées et une de sortie), les états et les sorties des neurones sont donnés en s'inspirant de l'illustration graphique de la rétropropagation (Fig.2.6) par les équations suivantes:

pondération (état)	activation (sortie)
$o1 = W1 \cdot x - h1$	$g1 = Fc[o1]$
$o2 = W2 \cdot g1 - h2$	$g2 = Fc[o2]$
$o3 = W3 \cdot g2 - hs$	$Ye = Fs[o3]$

Tab. 2.1: Equations d'évaluation d'un réseau multicouches .

Avec :

$x[N_i,1]$; $h1[N_{h1},1]$; $h2[N_{h2},1]$; $hs[N_s,1]$; $W1[N_{h1},N_i]$; $W2[N_{h2},N_{h1}]$; $W3[N_s,N_{h2}]$.

Fc : fonction d'activation des couches cachées (sigmoïde) .

Fs : fonction d'activation de la couche de sortie (linéaire) .

L'objectif de la rétropropagation est d'ajuster les paramètres du réseau dans le but de minimiser la valeur moyenne de l'erreur quadratique sur l'ensemble des échantillons d'entraînement , tel que :

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T Ep(i) \quad \text{avec} \quad Ep(i) = (Yd(i) - Ye(i))^2 \bullet (Yd(i) - Ye(i)) \quad (2.3)$$

Avec $Yd(i)$ est le vecteur de sortie désiré, $Ye(i)$ le vecteur de sortie du réseau et T la longueur de l'ensemble des échantillons d'entraînement. L'approche la plus utilisée pour la minimisation de la norme d'erreur E est basée sur les méthodes de gradient [18,14,44,11].

Évaluons maintenant pour un vecteur d'entrée ($T=1$; pour la lisibilité des équations) les relations du tableau Tab: 2.1. Une fois la sortie du modèle neuronale Ye est obtenue, l'erreur correspondante et le gradient de l'erreur par rapport à tous les paramètres sont calculés.

Ces derniers sont ajustés dans le sens opposé du gradient de l'erreur en utilisant la formule itérative suivante [29 , 31 , 32 , 33]:

$$P_j(n+1) = P_j(n) - \mu \cdot \frac{\partial E_p}{\partial P_j(n)} \quad (2.4)$$

Où P_j est le paramètre à adapter, μ est le pas d'apprentissage, j désigne le j ème neurone et n est le numéro d'itération. Le facteur μ a une grande importance dans la convergence de la méthode tel que si μ est faible la convergence est lente mais la direction de descente est optimale. Autrement, la convergence est rapide mais le risque du minimum local est probable [33,44]. pour limiter l'effet de cet inconvénient un autre facteur appelé (moment) est introduit. l'équation (2.2) aura donc la forme suivante:

$$P_j(n+1) = P_j(n) - \mu \cdot \frac{\partial E_p}{\partial P_j(n)} + \alpha \cdot (P_j(n) - P_j(n-1)) \quad (2.5)$$

avec: $0 < \mu, \alpha < 1$

Sachant que l'adaptation des paramètres du réseau est effectuée de la sortie vers l'entrée; alors on commence par le calcul de la dérivée de la fonction d'erreur E_p par rapport aux paramètres de la couche de sortie;

En exploitant les relations du tableau Tab: 2.1 et l'équation (2.1) : on aura;

$$E_p = \frac{1}{2} \cdot (Y_d - Y_e)^2$$

Pour les poids :

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_3} = \frac{\partial E_p}{\partial Y_e} \cdot \frac{\partial Y_e}{\partial O_3} \cdot \frac{\partial O_3}{\partial w_3} = -(Y_d - Y_e) \cdot F'_i[O_3] \cdot g_2 = E_{w_3} \cdot g_2 \quad (2.6)$$

et pour les seuils :

$$\frac{\partial E_p}{\partial \theta_s} = \frac{\partial E_p}{\partial Y_e} \cdot \frac{\partial Y_e}{\partial O_3} \cdot \frac{\partial O_3}{\partial \theta_s} = -(Y_d - Y_e) \cdot F'_i[O_3] \cdot (-1) = -E_{w_3} \quad (2.7)$$

Pour la deuxième couche cachée, on procède de la même manière :

pour les poids :

$$\frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial w_2} = \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_2} \cdot \frac{\partial g_2}{\partial \mathcal{O}_2} \cdot \frac{\partial \mathcal{O}_2}{\partial w_2} = \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_2} \cdot F'_c[\mathcal{O}_2] \cdot g_1$$

reste à évaluer le premier terme :

$$\frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_2} = \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial Y_e} \cdot \frac{\partial Y_e}{\partial \mathcal{O}_3} \cdot \frac{\partial \mathcal{O}_3}{\partial g_2} = -(Y_d - Y_e) \cdot F'_c[\mathcal{O}_3] \cdot w_3$$

Alors :

$$\frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial w_2} = \left\{ -(Y_d - Y_e) \cdot F'_c[\mathcal{O}_3] \cdot w_3 \right\} \cdot F'_c[\mathcal{O}_2] \cdot g_1 = E w_2 \cdot g_1 \quad (2.8)$$

et pour les seuils :

$$\frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial h_2} = \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_2} \cdot \frac{\partial g_2}{\partial \mathcal{O}_2} \cdot \frac{\partial \mathcal{O}_2}{\partial h_2} = \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_2} \cdot F'_c[\mathcal{O}_2] \cdot (-1)$$

le premier terme est déjà calculé , alors :

$$\frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial h_2} = \left\{ -(Y_d - Y_e) \cdot F'_c[\mathcal{O}_3] \cdot w_3 \right\} \cdot F'_c[\mathcal{O}_2] \cdot (-1) = - E w_2 \quad (2.9)$$

Et finalement , pour la première couche cachée on a :

pour les poids :

$$\frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial w_1} = \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_1} \cdot \frac{\partial g_1}{\partial \mathcal{O}_1} \cdot \frac{\partial \mathcal{O}_1}{\partial w_1} = \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_1} \cdot F'_c[\mathcal{O}_1] \cdot X$$

reste à évaluer le premier terme :

$$\frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_1} = \sum_{k=1}^{N_2} \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_2} \cdot \frac{\partial g_2}{\partial \mathcal{O}_2} \cdot \frac{\partial \mathcal{O}_2}{\partial g_1} = \sum_{k=1}^{N_2} \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_2} \cdot F'_c[\mathcal{O}_2] \cdot w_2$$

avec le premier terme est déjà calculé :

pour les poids :

$$\frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial w_2} = \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_2} \cdot \frac{\partial g_2}{\partial \mathcal{O}_2} \cdot \frac{\partial \mathcal{O}_2}{\partial w_2} = \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_2} \cdot F'_c[\mathcal{O}_2] \cdot g_1$$

reste à évaluer le premier terme :

$$\frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_2} = \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial Y_e} \cdot \frac{\partial Y_e}{\partial \mathcal{O}_3} \cdot \frac{\partial \mathcal{O}_3}{\partial g_2} = -(Y_d - Y_e) \cdot F'_c[\mathcal{O}_3] \cdot w_3$$

Alors :

$$\frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial w_2} = \left\{ -(Y_d - Y_e) \cdot F'_c[\mathcal{O}_3] \cdot w_3 \right\} \cdot F'_c[\mathcal{O}_2] \cdot g_1 = E_{w_2} \cdot g_1 \quad (2.8)$$

et pour les seuils :

$$\frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial h_2} = \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_2} \cdot \frac{\partial g_2}{\partial \mathcal{O}_2} \cdot \frac{\partial \mathcal{O}_2}{\partial h_2} = \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_2} \cdot F'_c[\mathcal{O}_2] \cdot (-1)$$

le premier terme est déjà calculé , alors :

$$\frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial h_2} = \left\{ -(Y_d - Y_e) \cdot F'_c[\mathcal{O}_3] \cdot w_3 \right\} \cdot F'_c[\mathcal{O}_2] \cdot (-1) = -E_{w_2} \quad (2.9)$$

Et finalement , pour la première couche cachée on a :

pour les poids :

$$\frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial w_1} = \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_1} \cdot \frac{\partial g_1}{\partial \mathcal{O}_1} \cdot \frac{\partial \mathcal{O}_1}{\partial w_1} = \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_1} \cdot F'_c[\mathcal{O}_1] \cdot X$$

reste à évaluer le premier terme :

$$\frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_1} = \sum_{k=1}^{N_2} \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_2} \cdot \frac{\partial g_2}{\partial \mathcal{O}_2} \cdot \frac{\partial \mathcal{O}_2}{\partial g_1} = \sum_{k=1}^{N_2} \frac{\partial \mathcal{E}_p}{\partial g_2} \cdot F'_c[\mathcal{O}_2] \cdot w_2$$

avec le premier terme est déjà calculé :

pour les poids :

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_2} = \frac{\partial E_p}{\partial g_2} \cdot \frac{\partial g_2}{\partial O_2} \cdot \frac{\partial O_2}{\partial w_2} = \frac{\partial E_p}{\partial g_2} \cdot F'_c[O_2] \cdot g_1$$

reste à évaluer le premier terme :

$$\frac{\partial E_p}{\partial g_2} = \frac{\partial E_p}{\partial Y_e} \cdot \frac{\partial Y_e}{\partial O_3} \cdot \frac{\partial O_3}{\partial g_2} = -(Y_d - Y_e) \cdot F'_c[O_3] \cdot w_3$$

Alors :

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_2} = \{-(Y_d - Y_e) \cdot F'_c[O_3] \cdot w_3\} \cdot F'_c[O_2] \cdot g_1 = E w_2 \cdot g_1 \quad (2.8)$$

et pour les seuils :

$$\frac{\partial E_p}{\partial h_2} = \frac{\partial E_p}{\partial g_2} \cdot \frac{\partial g_2}{\partial O_2} \cdot \frac{\partial O_2}{\partial h_2} = \frac{\partial E_p}{\partial g_2} \cdot F'_c[O_2] \cdot (-1)$$

le premier terme est déjà calculé , alors :

$$\frac{\partial E_p}{\partial h_2} = \{-(Y_d - Y_e) \cdot F'_c[O_3] \cdot w_3\} \cdot F'_c[O_2] \cdot (-1) = - E w_2 \quad (2.9)$$

Et finalement , pour la première couche cachée on a :

pour les poids :

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_1} = \frac{\partial E_p}{\partial g_1} \cdot \frac{\partial g_1}{\partial O_1} \cdot \frac{\partial O_1}{\partial w_1} = \frac{\partial E_p}{\partial g_1} \cdot F'_c[O_1] \cdot X$$

reste à évaluer le premier terme :

$$\frac{\partial E_p}{\partial g_1} = \sum_{k=1}^{M_1} \frac{\partial E_p}{\partial g_2} \cdot \frac{\partial g_2}{\partial O_2} \cdot \frac{\partial O_2}{\partial g_1} = \sum_{k=1}^{M_1} \frac{\partial E_p}{\partial g_2} \cdot F'_c[O_2] \cdot w_2$$

avec le premier terme est déjà calculé :

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_1} = \left\{ \sum_{k=1}^{M_2} (Y_d - Y_e) \cdot F'_c[O_3] \cdot w_3 \right\} \cdot F'_c[O_2] \cdot w_2 \cdot F'_c[O_1] \cdot X = Ew_1 \cdot X \quad (2.10)$$

et pour les seuils :

$$\frac{\partial E_p}{\partial \theta_1} = \frac{\partial E_p}{\partial g_1} \cdot \frac{\partial g_1}{\partial O_1} \cdot \frac{\partial O_1}{\partial \theta_1} = \frac{\partial E_p}{\partial g_1} \cdot F'_c[O_1] \cdot (-1)$$

le premier terme est déjà calculé , alors :

$$\frac{\partial E_p}{\partial w_1} = \left\{ \sum_{k=1}^{M_2} (Y_d - Y_e) \cdot F'_c[O_3] \cdot w_3 \right\} \cdot F'_c[O_2] \cdot w_2 \cdot F'_c[O_1] \cdot (-1) = - Ew_1 \quad (2.11)$$

La fonction sigmoïde est donnée par :

$$F_c(x) = \frac{\{ 1 - \exp(-\alpha \cdot x) \}}{\{ 1 + \exp(-\alpha \cdot x) \}} \quad (2.12)$$

α : est un coefficient qui détermine la descente de la fonction sigmoïde .

2.4.3. ALGORITHME DE LA RETROPROPAGATION :

Etape 1: Initialiser les poids et les seuils internes des neurones par des valeurs aléatoires faibles.

Etape 2 : Présenter le vecteur d'entrée X_p à la première couche en spécifiant la sortie désirée correspondante.

Etape 3 : Calculer les sorties des neurones en utilisant les équations (2.1) et (2.2) récapituler dans le tableau (Tab.2.1).

Etape 4 : Évaluer l'erreur de sortie en utilisant l'équation (2.3) et les gradients du critère de performance par rapport aux paramètres du réseau selon les équations (2.6) à (2.11).

Etape 5 : Adapter les paramètres du réseau selon l'équation (2.5) et aller à l'étape 3 s'il n'y pas convergence.

2.5. CONCLUSION :

Malgré le succès spectaculaire de cet algorithme dans diverses applications, il comporte des lacunes, en particulier, le problème des minima locaux qui empêchent la convergence. Cet obstacle a une importance comme dans toute descente du gradient nécessite un choix adéquat du pas d'apprentissage. Plusieurs chercheurs ont proposé des remèdes à ce problème;

YAMADA et YABUTA ont procédé par l'adaptation de la pente d'inclinaison de la fonction sigmoïde pour éviter les problèmes de saturation [15]. D'autre part, R. AZIMI-SEDJADI et ALL [53] ont développé la technique de création dynamique des neurones des couches cachées.

Enfin, certains auteurs [32,45,46,48] ont proposé une modification de la loi d'adaptation en introduisant un terme appelé (moment) pour éviter les problèmes d'oscillations. En plus, pour assurer et accélérer la convergence de cet algorithme, plusieurs méthodes sont utilisées adapter le pas d'apprentissage pendant l'entraînement (Newton-Raphson, méthode du gradient conjugué, méthode de Gauss-Newton et la méthode de Fletcher-powell) [30,45]. Cependant, la majorité des auteurs préfèrent les méthodes heuristiques, simples à implémentées.

Le principe de ces méthodes sert à incrémenter ou décrementer le pas d'ajustement de chaque poids individuellement suivant le signe de la dérivée partielle de la norme d'erreur par rapport au poids en question.

A noter que les lois d'adaptation (équations (2.6) . . . (2.11)) élaborées souvent autour de l'erreur quadratique de l'ensemble des exemples d'entraînement, diffèrent d'une couche à autre.

CHAPITRE III

CONTRÔLE AVEC RÉSEAUX DE NEURONES

III. CONTRÔLE AVEC RÉSEAUX DE NEURONES:

3.1. INTRODUCTION:

Les contrôleurs basés sur les réseaux de neurones multicouches connaissent des efforts récents dans le domaine du contrôle des systèmes dynamique non linéaires, cette démarche prouve un grand potentiel et un champ prometteur dans la branche non conventionnelle de la commande adaptative, appelée souvent; le contrôle neuronal [13,14, 47].

Les raisons motivant ce champ sont au nombre de trois:

- 1) les systèmes nerveux biologiques incluent des exemples typiques de contrôleurs adaptatifs intelligents.
- 2) les réseaux de neurones artificiels sont essentiellement des systèmes adaptatifs aptes à apprendre à réaliser des tâches complexes.
- 3) les techniques connexionistes sont capables de surmonter les difficultés dont la théorie conventionnelle du contrôle adaptatif souffre avec les systèmes non linéaires ou à structures inconnues.

En général, l'entraînement des contrôleurs neuronaux peut être effectué en ligne ou hors ligne. Bien que, l'entraînement en ligne permette une excellente généralisation, il nécessite un temps d'échantillonnage important pour atteindre l'objectif facilement.

En fait l'entraînement des contrôleurs neuronaux est exclusivement effectué en ligne, et à fréquence élevée. Axées sur cette optique, des structures d'émulateurs de procédé et de contrôleur neuronal sont proposés. Une simple connaissance qualitative du processus à commander est nécessaire. Le contrôleur neuronal, avec des poids initiaux aléatoires, doit apprendre la dynamique inverse du système en exploitant ses entrée / sorties à travers le temps. [1, 2, 20, 22, 26]. En général les performances fournies par ces structures sont atteintes après un lent entraînement, et par conséquent un temps considérable est demandé.

Pour remédier, on doit trouver un compromis, en multipliant la fréquence d'entraînement par période dans les limites permises par les contraintes pratiques et la dynamique du système.

3.2. CONTRÔLE DES SYSTÈMES DYNAMIQUES NON LINÉAIRES:

3.2.1. POSITION DU PROBLÈME:

Un système dynamique " non linéaire " peut être décrit par le modèle continu suivant:

$$\frac{d x(t)}{d t} = \Phi [x(t), U(t)] \quad (3.1)$$

$$Y(t) = \Psi [x(t)]$$

avec: $x(t) \in \mathbb{R}^n$, $U(t) \in \mathbb{R}^p$, $Y(t) \in \mathbb{R}^m$.

Φ et Ψ sont des fonctions non linéaires quelconques.

pour le cas discret, le modèle a la forme:

$$x(k+1) = \Phi [x(k), U(k)] \quad (3.2)$$

$$Y(k) = \Psi [x(k)]$$

Étant données les fonctions Φ et Ψ ou leurs estimées, l'objectif du contrôle est de concevoir un contrôleur qui génère une commande $U(k)$ en entrée, basée sur les données disponibles à l'instant " k " concernant le procédé.

Pour les systèmes non linéaires, plusieurs suppositions portées sur les entrées/sorties du procédé (système) doivent être posées pour permettre l'exploitation du progrès analytique marqué dans la théorie de contrôle des systèmes linéaires [29, 34].

Soit un système dynamique de type monovarié décrit par une équation similaire à celle définie ci-dessus. On suppose que l'état du système est reconstitué par la disponibilité de n mesures sur les entrée/sortie du système.

3.2. CONTRÔLE DES SYSTÈMES DYNAMIQUES NON LINÉAIRES:

3.2.1. POSITION DU PROBLÈME:

Un système dynamique " non linéaire " peut être décrit par le modèle continu suivant:

$$\frac{d x(t)}{d t} = \Phi [x(t), U(t)] \quad (3.1)$$

$$Y(t) = \Psi [x(t)]$$

avec: $x(t) \in \mathbb{R}^n$, $U(t) \in \mathbb{R}^p$, $Y(t) \in \mathbb{R}^m$.

Φ et Ψ sont des fonctions non linéaires quelconques.

pour le cas discret, le modèle a la forme:

$$x(k+1) = \Phi [x(k), U(k)] \quad (3.2)$$

$$Y(k) = \Psi [x(k)]$$

Étant données les fonctions Φ et Ψ ou leurs estimées, l'objectif du contrôle est de concevoir un contrôleur qui génère une commande $U(k)$ en entrée, basée sur les données disponibles à l'instant " k " concernant le procédé.

Pour les systèmes non linéaires, plusieurs suppositions portées sur les entrées/sorties du procédé (système) doivent être posées pour permettre l'exploitation du progrès analytique marqué dans la théorie de contrôle des systèmes linéaires [29, 34].

Soit un système dynamique de type monovarié décrit par une équation similaire à celle définie ci-dessus. On suppose que l'état du système est reconstitué par la disponibilité de n mesures sur les entrées/sorties du système.

Ces mesures sont récapitulées par le système d'équations suivant:

$$\begin{aligned}
 Y_p(k) &= \Psi [x (k)] \\
 Y_p(k+1) &= \Psi [\Phi [x (k), U (k)] \\
 Y_p(k+n+1) &= \Psi [\Phi [\dots \Phi [\Phi [x (k), U (k)], U(k+1), \dots, U(k+n-2)]]
 \end{aligned}
 \tag{3.3}$$

Ce qui nous donne " n " équations non linéaires à " n " inconnues $x(k)$.

Alors si les mesures:

$$[U(k), U(k-1), \dots, U(k+n-2), Y_p(k), Y_p(k-1) \dots, Y_p(k+n-1)]$$

Sont spécifiées, on peut supposer que $\forall U(k)$ borné, il existe une seule solution au problème. Ces suppositions nous permettent d'exploiter les concepts et théories d'identification et de contrôle utilisés avec les systèmes linéaires invariants.

En revanche, si la fonction Φ est connue ou bien estimée et le vecteur d'état est accessible, la détermination de la commande U pour avoir la trajectoire désirée reste un problème à poser, puisque pour générer cette commande, on suppose l'existence des opérateurs inverses convenables.

En outre si la structure du contrôleur est donné, d'autre suppositions doivent être poser pour assurer l'existence d'un vecteur constant des paramètres du contrôleur.

Pour éviter ces inconvénients un progrès considérable est requis dans la théorie de contrôle des systèmes non linéaires pour obtenir des solutions rigoureuses.

Une solution consiste à choisir convenablement des structures d'identification et de contrôle inspirées du modèle linéaire auquel on va introduire les réseaux de neurones caractérisés par leurs aspect empiriques. Ces réseaux qui peuvent être statique (multicouche) ou dynamiques (récurrents), sont considérés comme des sous systèmes destinés à la conception des contrôleurs des systèmes non linéaires sous forme de blocs [5, 17, 31, 44].

Les choix discutés auparavant ne sont que des extensions des configurations de la commande adaptative.

3.2.2. THÉORIE CONVENTIONNELLE DE LA COMMANDE ADAPTATIVE:

3.2.2.1. INTRODUCTION:

Le progrès important connu dans le domaine de contrôle des systèmes linéaires invariants est concrétisé par la commande adaptative à modèle de référence " RMAC ", cette technique basée sur la présence de certaines informations sur la fonction de transfert, génère une loi de commande stable qui ajuste les paramètres du contrôleur pour que ce dernier atteigne l'objectif désiré.

Précisément, pour chaque vecteur des paramètres du système, il existe un vecteur des paramètres du contrôleur tel que la sortie de l'ensemble " système-contrôleur " approche asymptotiquement celle du modèle [12, 34].

On doit élaborer une loi qui ajuste un vecteur $\theta(k)$ tel que:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \theta(k) \rightarrow \theta^* \quad (3.4)$$

Et l'erreur à la sortie tend vers zéro.

3.2.2.2. COMMANDE ADAPTATIVE DIRECTE ET INDIRECTE:

Dans le cas de la commande adaptative directe schématisée par la figure (Fig.3.1), les paramètres du contrôleur estimés chaque itération sont ajustés en une seule étape.

Pour l'approche indirecte (Fig.3.2), durant chaque itération, l'adaptation des paramètres du contrôleur s'effectue en deux étapes:

- Estimation des paramètres du système " modèle du procédé ".
- Calcul des paramètres du contrôleur à partir des paramètres estimés

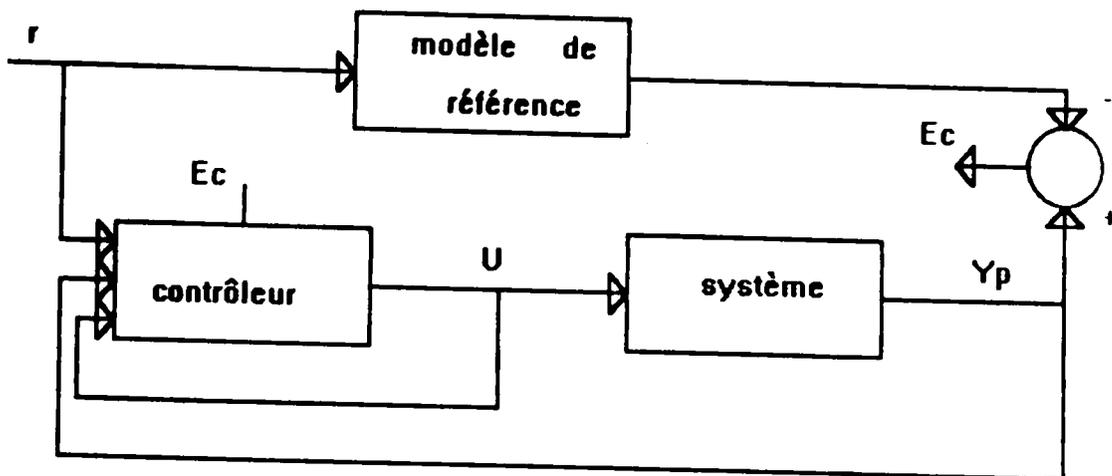


Fig.3.1: Commande adaptative directe

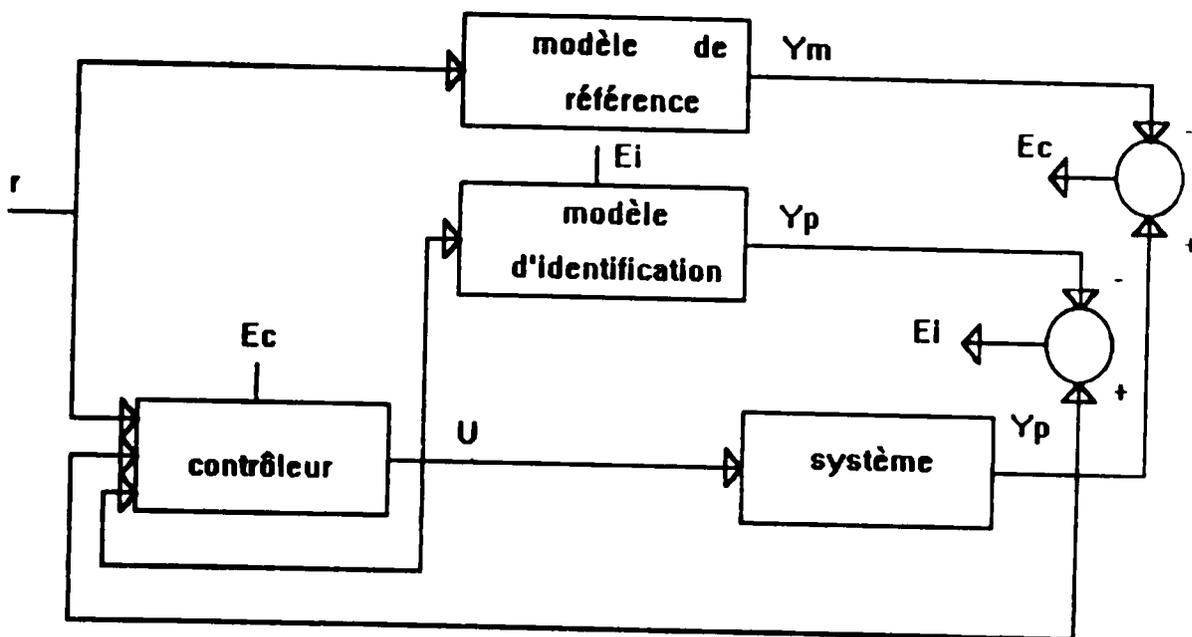


Fig.3.2: Commande adaptative Indirecte

3.3. STRUCTURES DE BASE DU CONTRÔLE NEURONAL :

3.3.1 INTRODUCTION:

Soit un système dynamique décrit par l'équation discrète suivante:

$$Y(k+1) = F [Y(k), Y(k-1), \dots, Y(k-p+1), U(k), U(k-1), \dots, U(k-q)] \quad (3.5)$$

dont:

$Y(k)$: la sortie actuelle du système.

$U(k)$: la commande d'entrée.

$F[.]$: fonction non linéaire quelconque.

p et q : définissent l'ordre du système.

A noter qu'en pratique, on limite souvent la commande $U(k)$ par une borne expérimentale [15, 20, 36, 12], tel que:

$$U_m \leq U(k) \leq U_M \quad (3.6)$$

Donc étant donné l'ordre du système " p et q " ou leurs estimés, notre objectif est la détermination d'une loi de commande, qui guide la sortie $Y(k)$ à converger vers une consigne de référence $r(k)$, en minimisant une norme d'erreur de sortie $e(k)$, avec:

$$e(k) = r(k) - Y(k) \quad (3.7)$$

3.3.2. CONTRÔLE PAR LES RÉSEAUX DE NEURONES MULTICOUCHES:

L'utilisation des réseaux multicouches dans la conception des contrôleurs neuronaux est motivée par les trois raisons de base suivantes:

a / Dans ce type de réseaux, l'information circule de l'entrée vers la sortie via les couches cachées. Cette caractéristique est très appropriée pour la conception des contrôleurs, ce qui nous donne une architecture sous forme de blocs; définis par leurs entrées et sorties [6, 11, 48].

b / Les couches cachées utilisent des fonctions d'activation arbitraires " fonction sigmoïde", cette dernière permet d'approximer n'importe quelle fonction non linéaire et

définie entre deux espaces de dimensions finies, la précision de l'approximation dépend étroitement du nombre de neurones implémentés dans ces couches [15, 47].

c / Le point fort de ce type de réseaux réside dans l'algorithme d'entraînement utilisé, ce dernier basé sur la méthode du gradient " utilisée souvent en commande optimale", réajuste les paramètres du réseaux en partant de la sortie vers l'entrée d'où l'appellation de la " rétropropagation " [7, 45].

L'exploitation des avantages des trois points précédents, nous permet d'envisager deux structures générales des contrôleurs neuronaux qui sont:

- L'émulateur neuronal. (Fig.3.3) , [13, 26]
- Le contrôleur neuronal proprement dit. (Fig.3.4) , [9, 26, 29].

3.3.2.1. ÉMULATEUR NEURONAL DU PROCÉDÉ:

Étant donné les estimés de l'ordre du procédé " p " et " q ", un réseau multicouches de $(m = p+q+1)$ entrées et une sortie peut émuler la fonction non linéaire qui modélise le système donné par l'équation (3.5).

Si $\varphi_e(\cdot)$ est la fonction d'évaluation de l'émulateur, x_e son vecteur d'entrée ; la sortie de l'émulateur est donnée par l'équation:

$$Y_e = \varphi_e(x_e) \quad (3.8)$$

Le vecteur d'entrée x_e de dimension " m " est donné par:

$$x_e(k) = [Y(k), Y(k-1), \dots, Y(k-p+1), U(k), \dots, U(k-q)]^T \quad (3.9)$$

Pour un tel vecteur d'entrée l'émulateur est entraîné dans l'ordre de minimiser une norme de l'erreur d'émulation donnée par:

$$e(k+1) = Y(k+1) - Y_e \quad (3.10)$$

$Y(k+1)$ est la sortie actuelle du procédé.

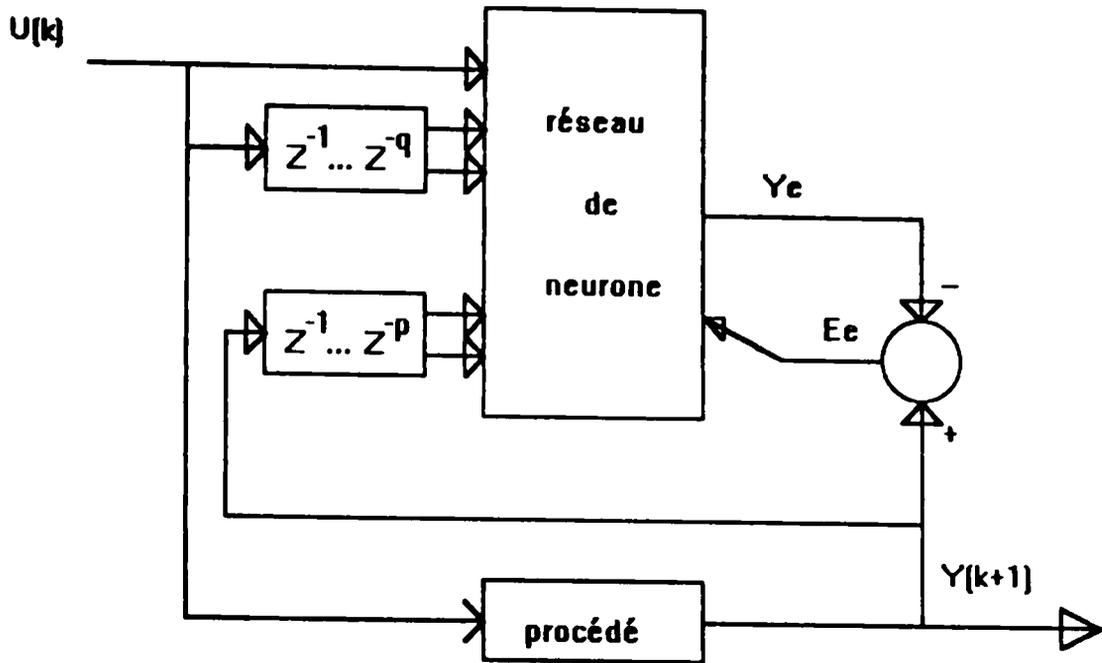


Fig.3.3: Emulateur neuronal du procédé

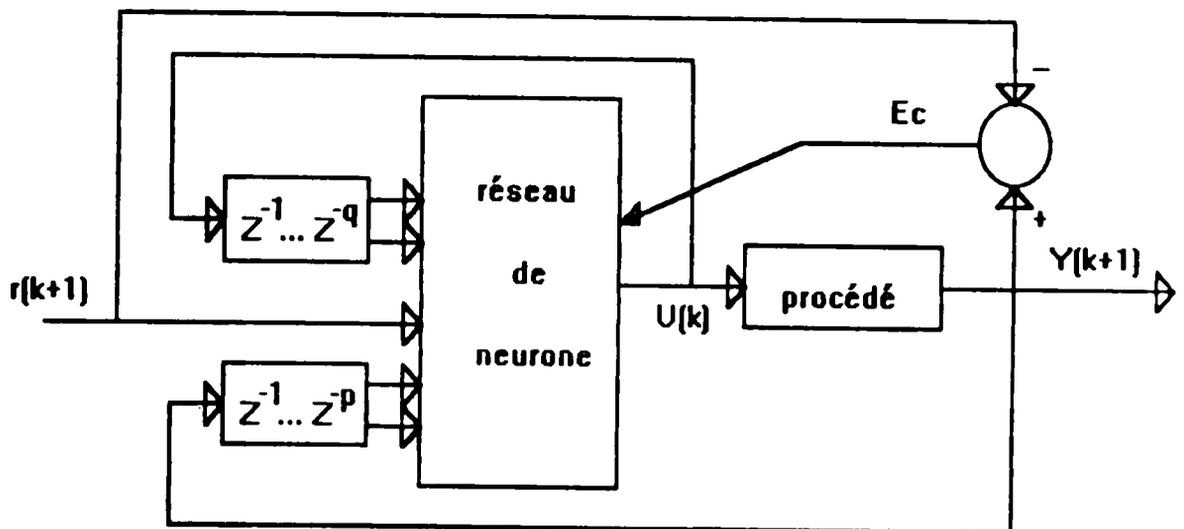


Fig.3.4: Contrôleur neuronal du procédé

3.3.2.2 CONTRÔLEUR NEURONAL DU PROCÉDÉ:

Supposons que le procédé décrit par l'équation (3.5) est inversible, donc elle existe une fonction $G(\cdot)$ tel que :

$$U(k) = G[Y(k+1), Y(k), \dots, Y(k-p+1), U(k-1), \dots, U(k-q)] \quad (3.11)$$

Considérons un réseau multicouches de " m " entrées et une sortie reliées par une fonction d'évaluation notée : $\Phi_c(\cdot)$.

Si le vecteur d'entrée est donnée par " x_c ", la sortie du réseau peut être donnée par l'équation :

$$U_c = \Phi_c(x_c) \quad (3.12)$$

Si la fonction d'évaluation $\Phi_c(\cdot)$ du réseau approche la fonction $G(\cdot)$ de la relation (3.11) pour des entrées correspondantes, le réseau en vigueur peut être considéré comme un contrôleur neuronal (Fig.3.4).

A un instant donné " k " le vecteur d'entrée du procédé $x_c(k)$ peut être déterminé à partir de la relation (3.12), en remplaçant la sortie actuelle calculée $Y(k+1)$ par l'entrée de consigne $r(k+1)$; tel que :

$$x_c(k) = [r(k+1), Y(k), \dots, Y(k-p+1), U(k-1), \dots, U(k-q)]^T \quad (3.13)$$

Après l'entraînement du contrôleur neuronal par des séquences de vecteur $x_c(k)$, l'erreur de sortie $e(k)$ tend vers zéro quand k tend vers l'infini. Dans ce cas le vecteur d'entraînement $x_c(k)$ peut avoir les composantes:

$$x_c(k) = [r(k+1), r(k), \dots, r(k-p+1), U(k-1), \dots, U(k-q)]^T \quad (3.14)$$

3.4. MODES D'ENTRAÎNEMENT:

3.4.1. DÉFINITIONS DE BASE :

L'entité de base intervenant dans l'entraînement des réseaux de neurones est la norme J , qui est fonction de l'erreur de sortie $e(k)$.

Cet entraînement s'effectue, en exploitant la méthode du gradient qui nécessite le calcul de la dérivé de la fonction J par rapport à la sortie du contrôleur [8, 33, 47], cette dérivé est donnée par:

$$\delta = - \partial J / \partial U_c \tag{3.15}$$

L'entité δ appelée " la sensibilité à l'erreur " nous permet d'adapter les poids du réseau en se propageant de la sortie vers l'entrée du réseau.

Suivant la définition précédente on peut décrire trois schémas d'entraînement qui seront décrit dans les prochains paragraphes.

3.4.2. CONTRÔLE DIRECT PAR MODÈLE INVERSE:

Cette configuration représentée par la figure (Fig.3.5) permet un entraînement en ligne ou hors ligne [26, 30, 31].

A l'instant $k+1$ et pour un vecteur d'entrée $x_c'(k)$ donné; tel que:

$$x_c'(k) = [Y(k+1), Y(k), \dots, Y(k-p+1), U(k-1), \dots, U(k-q)]^T \tag{3.16}$$

Le contrôleur peut évoluer dans l'ordre de minimiser la fonction d'erreur J , définie comme étant une norme de la différence : $U(k) - U_c(k)$.

Avec $U_c(k)$ est la sortie du contrôleur qui a une valeur donnée par la relation (3.12).

à savoir;

$$U_c(k) = \varphi_c[x_c'(k)]$$

Exemple:

soit la fonction d'erreur: $J(k) = 0.5[U(k) - U_c(k)]^2$

suivant l'équation (3.15), on tire: $\delta_k = U(k) - U_c(k)$

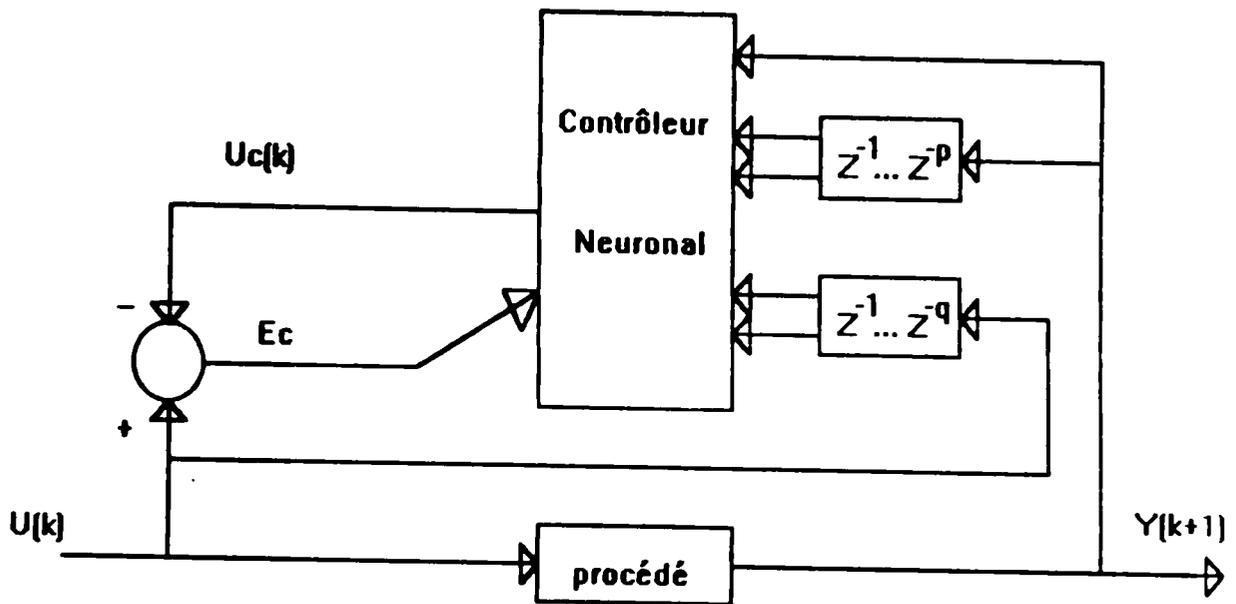


Fig.3.5: Contrôle direct par modèle inverse

3.4.3 CONTRÔLE NEURONAL ADAPTATIF DIRECT:

La configuration de ce type de contrôle est illustrée dans la (Fig.3.6), dont l'entraînement s'effectue en ligne. La fonction d'erreur J est définie comme étant l'erreur de sortie du procédé:

$$e(k) = r(k) - Y(k) \tag{3.17}$$

On voit que la détermination de la sensibilité δ_k ; équivalent à la dérivé de la fonction d'erreur J par rapport à la sortie du contrôleur $U_c(k)$, nécessite le calcul du Jacobien du procédé [19, 20, 30, 31].

Si par exemple: $J(k) = 0.5 \cdot [e(k)]^2$ (3.18)

la sensibilité devient : $\delta_k = \zeta_k \cdot e(k) \cdot [dY(k) / dU(k)]$ (3.19)

Le commutateur ζ_k est utilisé pour remplir la condition requise sur la commande $U(k)$, donnée par l'équation (3.6).

Posons : $\hat{e}(k) = e(k) \cdot [dY(k) / dU(k)]$ (3.20)

A l'instant k le commutateur ζ_k est donnée par:

$$\begin{aligned} \zeta_k &= 0 & \text{Si : } \hat{e}(k) > 0 \text{ et } U(k-1) = U_m \\ \zeta_k &= 0 & \text{Si : } \hat{e}(k) < 0 \text{ et } U(k-1) = U_m \\ \zeta_k &= 1 & \text{autrement.} \end{aligned} \quad (3.21)$$

3.4.4. CONTRÔLE NEURONAL ADAPTATIF INDIRECT:

La structure de ce genre de contrôle est représentée par la (Fig.3.7), elle contient deux réseaux de neurones, l'un a pour rôle l'estimation des paramètres du procédé, tandis que l'autre génère la commande convenable en exploitant le résultats du premier réseau appelé aussi "émulateur du procédé", ce dernier entraîné en premier lieu en hors ligne évolue par le calcul de la sensibilité de la fonction d'erreur par rapport à la sortie du contrôleur neuronal. En deuxième étape, les deux réseaux "contrôleur et émulateur" sont entraînés en ligne pour suivre la trajectoire désirée [11, 25, 26].

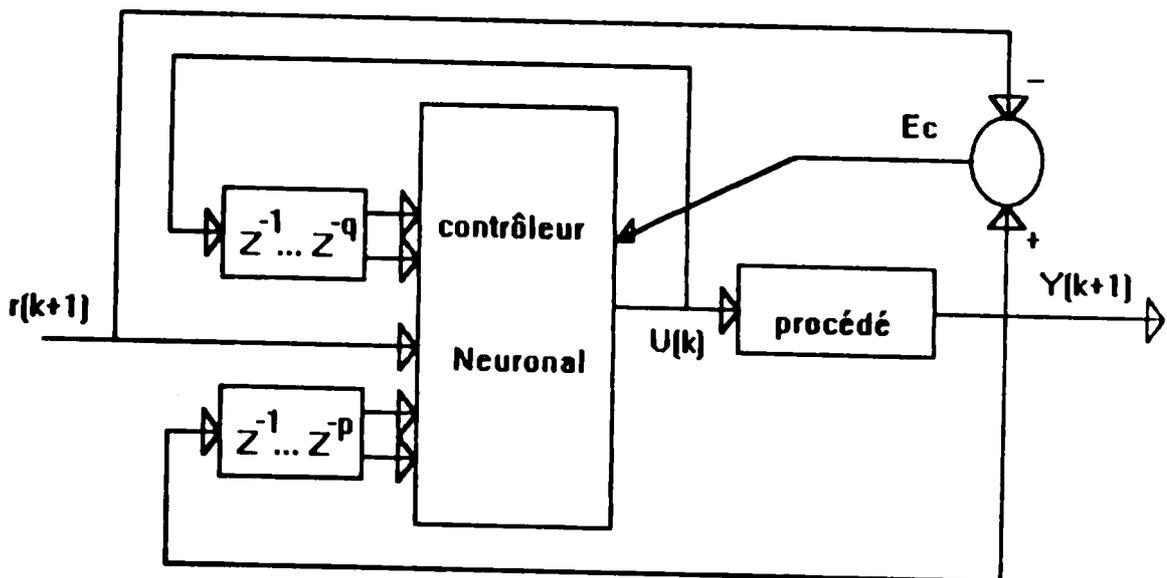


Fig.3.6: Contrôle neuronal adaptatif direct

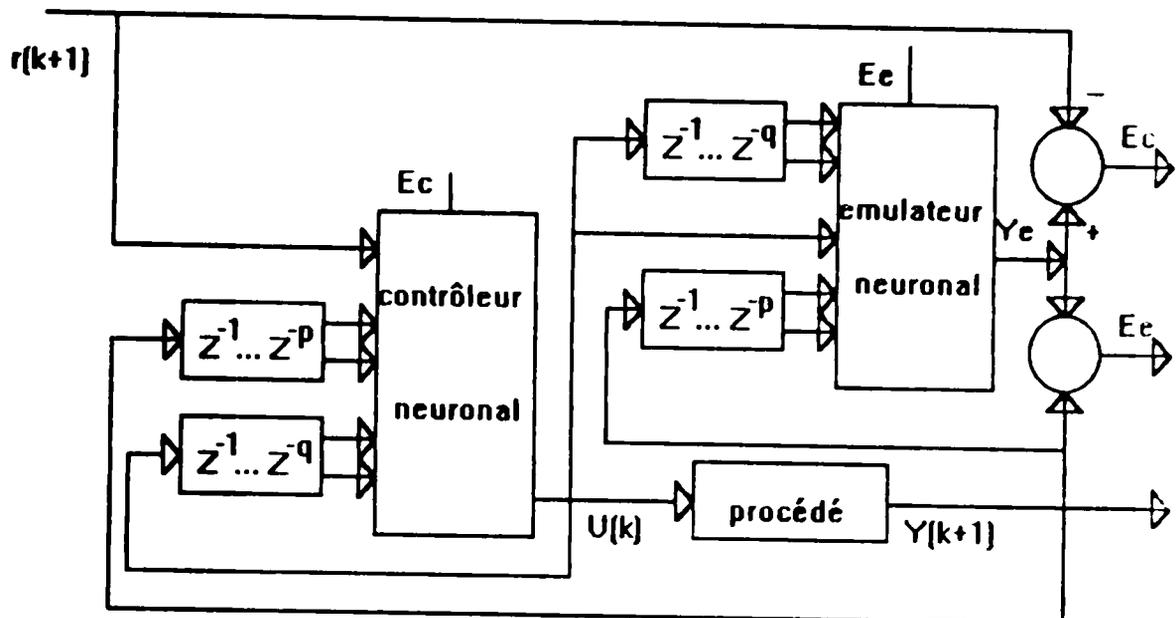


Fig.3.7: Contrôle neuronal adaptatif indirect

3.5 EFFICACITÉ DE L'ENTRAÎNEMENT EN LIGNE:

Les premières utilisations des réseaux multicouches étaient déroulées avec des problèmes statiques " exp: problèmes de classification " dans lequel le facteur de temps n'affecte pas les performances données par l'entraînement de ces réseaux, malgré la durée écoulée avec l'algorithme de la rétropropagation [27, 28].

Dans le domaine de contrôle des systèmes dynamiques, dont la majorité évoluent en temps réel et suivant une cadence rapide par rapport à la durée d'entraînement lente ce qui nécessite un entraînement convenable et efficace. Donc pour remédier et rendre ces réseaux utiles et permettre un contrôle en ligne efficace, on prévoit les idées suivantes:

- Développement d'un algorithme de rétropropagation puissant et rapide.
- Incorporation de la structure du procédé connue dans la structure du réseaux.
- Conception des systèmes hybrides englobants des réseaux neuronaux avec des structures de contrôle conventionnelles.
- Le pré-entraînement et l'utilité de l'initialisation.

La borne " T " note le nombre maximal des séquences d'entraînement par période, le numéro de séquence est donné par " i " et finalement la norme de l'erreur de sortie peut être formulé comme suit:

$$J_c(k) = 0.5 \cdot \sum_{i=1}^T \lambda_i \cdot [Y(k-i) - Y_c(k-i)]^2 \tag{3.24}$$

avec; $1 \geq \lambda_i \geq 0$

Le coefficient λ_i appelé facteur d'oubli est utilisé pour donner plus importance aux séquences d'entraînement récentes. La procédure d'entraînement est illustrée par la (Fig.3.8), [25, 26] dont la notation $PE^{k,i}$ désigne l'état de l'émulateur à l'instant k et l'itération d'entraînement i, par conséquent il est évident que:

$$PE^{k,T-1} = PE^{k+1,0} \tag{3.25}$$

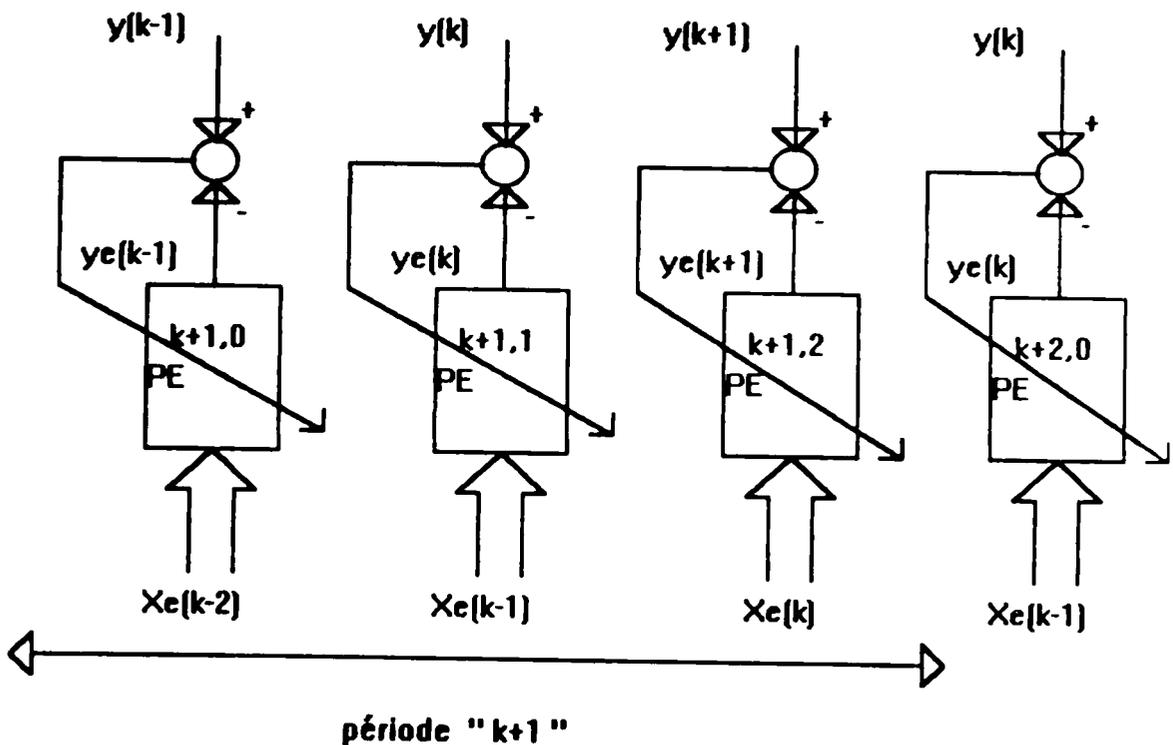


Fig.3.8: Entraînement multiple d'émulateur (T=3).

3.5.1.1. ALGORITHME D'ENTRAÎNEMENT:

Etape 1: Lecture de la nouvelle sortie réelle; $Y(k)$.

Etape 2: Chargement de la matrice d'entraînement; $ME ((p+q+1) \times T)$.

$$ME \Leftarrow [X_{e,0} \quad X_{e,1} \quad X_{e,2} \quad X_{e,3} \quad \dots \quad X_{e,T-1}]$$

Etape 3: Entraînement d'émulateur s'il n'y a pas convergence;

pour $i \Leftarrow T-1, \dots, 0$

* $Y_{e,i} \Leftarrow Re (X_{e,i})$.

** $err \Leftarrow 0.5 * \lambda * [Y(k-i) - Y_{e,i}]^2$

*** Adaptation du réseau émulateur par la rétropropagation.

**** Si l'erreur se stabilise à une valeur inacceptable, alors on incrémente le nombre d'entraînement par période « T »

Etape 4: Génération de la commande; $U(k) \Leftarrow G (X_e)$; tel que:

$$X_e \Leftarrow [r(k+1), Y(k), \dots, Y(k+1-p), U(k-1), \dots, U(k-q)]^t \text{ où}$$

$$X_e \Leftarrow [r(k+1), r(k), \dots, r(k+1-p), U(k-1), \dots, U(k-q)]^t$$

Etape 5: Appliquer la commande $U(k)$ au procédé et attendre une période «Ts »

tel que: $Y(k) \Leftarrow F (. , .)$

Etape 6: Décalage des données;

pour $i \Leftarrow T-1, \dots, 1$; $X_{e,i} \Leftarrow X_{e,i+1}$.

Etape 7: Formulation du vecteur d'entraînement récent;

$$X_{e,0} \Leftarrow [Y(k), Y(k-1), \dots, Y(k+1-p), U(k), U(k-1), \dots, U(k-q)]^t$$

Etape 8: $k \Leftarrow k+1$ et retour à l'étape (1).

3.5.2 ENTRAÎNEMENT DES CONTRÔLEURS:

3.5.2.1. CONTRÔLE DIRECT A MODÈLE INVERSE COMBINÉ:

Supposons qu'on dispose des même informations sur l'entrée / sortie de l'émulateur neuronal précédent, d'où le vecteur x_c utilisé à l'instant " k+1 " pour entraîner le contrôleur neuronal est donné par:

$$x_c(k-i) = [Y(k-i+1), \dots, Y(k-i-p+1), U(k-i+1), \dots, U(k-i-q)] \quad (3.26)$$

Ainsi, la sortie du contrôleur à l'instant " k+1 " est donnée par:

$$U_c(k-i) = \varphi_c [x_c(k-i)] \quad (3.27)$$

avec; $i = 0, 1, \dots, T-1$

Et la fonction d'erreur est donnée par :

$$J_c(k) = 0.5 \cdot \sum_{i=1}^T \lambda_i \cdot [U(k-i) - U_c(k-i)]^2 \quad (3.28)$$

Ainsi, la sensibilité à l'erreur devient:

$$\delta_{x,i} = \lambda_i [(U(k-i) - U_c(k-i))] \quad (3.29)$$

On voit que la fonction d'erreur ne dépend pas réellement de la sortie du procédé ce qui empêche l'amélioration directe des performances. Pour remédier, on doit combiner cet entraînement par un autre auxiliaire qui minimise directement l'erreur de sortie du procédé. La configuration complète est illustrée par la (Fig.3.9) [25, 26], où la notation $NC^{k,i}$ désigne l'état du contrôleur à l'instant " k " et l'itération d'entraînement " i ", par conséquent il est clair que:

$$NC^{k,T-1} = NC^{k+1,0} \quad (3.30)$$

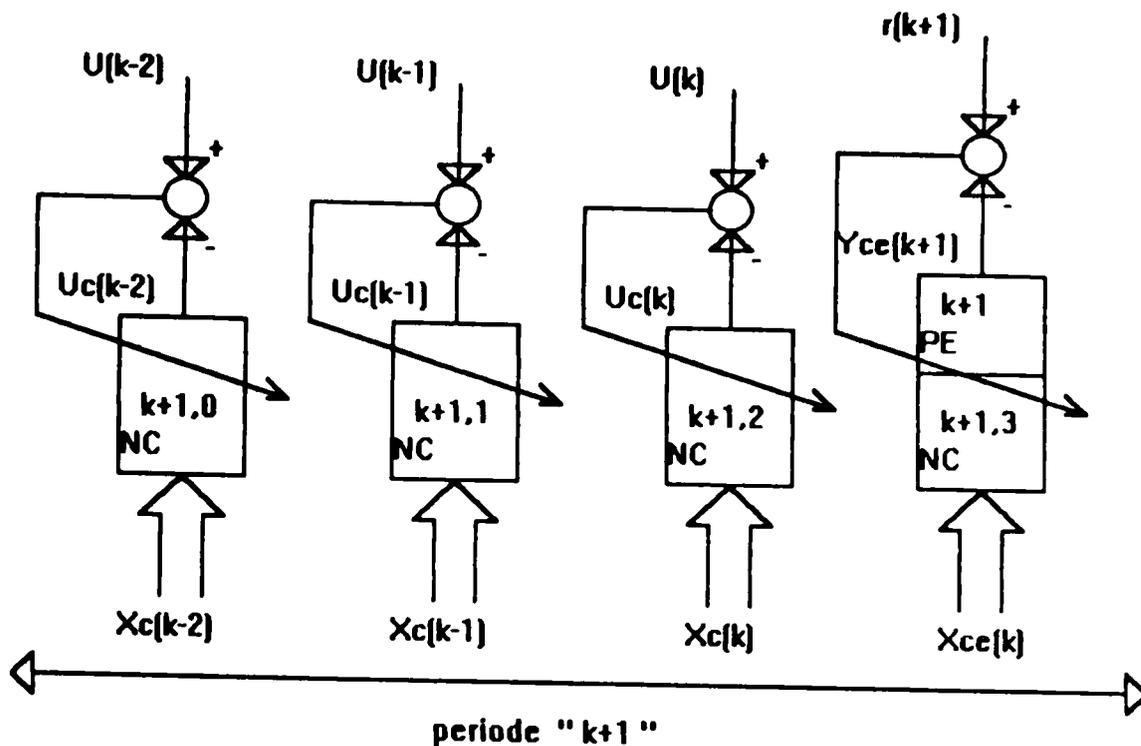


Fig.3.9: Entraînement du contrôleur inverse combiné (T=4).

3.5.2.1.1. ALGORITHME D'ENTRAÎNEMENT:

Etape 1: Lecture de la nouvelle sortie réelle; $Y(k)$.

Etape 2: Formulation du vecteur d'entraînement récent du contrôleur; tel que:

$$X_{c,0} \leftarrow [Y(k), Y(k-1), \dots, Y(k-p), U(k-2), U(k-3), \dots, U(k-q-1)]^t$$

Etape 3: Entraînement du contrôleur s'il n'y a pas convergence;

3.1 Chargement de la matrice d'entraînement; $ME ((p+q+1) \times T)$.

$$ME \leftarrow [X_{c,0} \quad X_{c,1} \quad X_{c,2} \quad X_{c,3} \quad \dots \quad X_{c,T-1}]$$

3.2 pour $i \leftarrow T-1, \dots, 0$

$$-U_{c,i} \leftarrow Rc (X_{c,i});$$

$$- \text{erc} \leftarrow 0.5 * \lambda_c * [U(k-i-1) - U_c]^2;$$

- Adaptation du réseau contrôleur par la rétropropagation.

3.3 Décalage des données; pour $i \leftarrow T-1, \dots, 1$; $X_{c,i} \leftarrow X_{c,i-1}$

Etape 4: Génération de la commande; $U(k) \leftarrow Rc(X_c)$; tel que:

$$X_c \leftarrow [r(k+1), Y(k), \dots, Y(k+1-p), U(k-1), \dots, U(k-q)]^T \text{ où}$$

$$X_c \leftarrow [r(k+1), r(k), \dots, r(k+1-p), U(k-1), \dots, U(k-q)]^T$$

Etape 5: Appliquer la commande $U(k)$ au procédé et attendre une période «Ts»

tel que: $Y(k) \leftarrow F(\dots)$

Etape 6: Génération de la sortie émulateur; $Y_e(k+1) \leftarrow Re(X_e)$. tel que :

$$X_e \leftarrow [r(k), Y(k-1), \dots, Y(k+1-p), U(k), U(k-1), \dots, U(k-q)]^T \text{ où}$$

$$X_e \leftarrow [r(k), r(k-1), \dots, r(k+1-p), U(k), U(k-1), \dots, U(k-q)]^T$$

Etape 7: S'il n'y a pas convergence d'émulateur;

$$- \text{ere} \leftarrow 0.5 * \lambda_e * [Y(k+1) - Y_e(k+1)]^2$$

- Adaptation du réseau émulateur par la rétropropagation.

Etape 8: S'il n'y a pas convergence du contrôleur;

$$- \text{erc} \leftarrow 0.5 * \lambda_c * [r(k+1) - Y_e(k+1)]^2$$

- Adaptation du réseau contrôleur par la rétropropagation.

- Si l'erreur se stabilise à une valeur inacceptable, alors on incrémente le nombre d'entraînement par période «T»

Etape 9: $k \leftarrow k+1$ et retour à l'étape (1).

3.5.2.2. APPROCHE DE PREDICTION D'ERREUR DE SORTIE :

Inspirée de la configuration du contrôle adaptatif indirecte (Fig.3.7) [26, 49], cette approche nécessite la disponibilité en mémoire de certaines informations concernant l'entrée/sortie du procédé:

- t valeurs précédentes de la consigne " r " incluant $r(k+1)$.
- t + p valeurs précédentes de la sortie réelle " Y " incluant $Y(k+1)$.
- t + q valeurs précédentes de la commande " U ".

De ces données, on peut former " t " vecteurs d'entrée pour entraîner le contrôleur neuronal. Ces vecteurs, notés $x_c(k-i)$ sont reliés aux sorties correspondantes qui sont les commandes $U(k-i)$ par l'équation d'évaluation du réseau contrôleur suivante:

$$U(k-i) = \varphi_c^{k+1,0} [x_c(k-i)] \quad (3.31)$$

$$i = 0, 1, \dots, t-1$$

Donc, à un instant donnée "k+1", le contrôleur neuronal attaqué par les vecteurs en mémoire $x_c(k-i)$, doit être adapter pour chaque entraînement. Par conséquent les commandes issues de l'utilisation des échantillons passés par rapport à l'instant en vigueur sont des commandes virtuelles, tel que:

$$U^*(k-i) = \varphi_c^{k+1,0} [x_c(k-i)] \quad (3.32)$$

$$i = 1, 2, \dots, t-1$$

L'émulateur neuronal, attaqué par ces commandes, donne des sorties virtuelles correspondantes tel que:

$$Y^*(k+1-i) = \varphi_r^{k+1} [x_c^*(k-i)] \quad (3.33)$$

Les constituants des vecteurs d'entrée du contrôleur et de l'émulateur sont donnés respectivement par:

$$x_{c,i} = [r(k-i), Y(k-1-i), \dots, Y(k-p-i), U(k-2-i), \dots, U(k-q-1-i)] \quad (3.34)$$

$$i = 1, 2, \dots, t-1$$

$$x_e^*(k-i) = [Y(k-i), \dots, Y(k-p+1-i), U^*(k-i), \dots, U^*(k-q-i)] \quad (3.35)$$

$$i = 1, 2, \dots, t-1$$

Les données virtuelles obtenues précédemment sont exploitées dans la prédiction de l'erreur de sortie donnée par la différence:

$$r(k+1-i) - Y^*(k+1-i) \quad (3.36)$$

Ainsi, suivant cette dernière, la norme d'erreur à minimiser est former comme suit:

$$J_t(k) = 0.5 \cdot \sum_{i=1}^T \lambda_i \cdot [r(k-i) - Y^*(k-i)]^2 \quad (3.37)$$

En dernier lieu, le vecteur d'entrée $x_c(k-i)$ d'indice " $i = 0$ " correspond à l'itération " $k+1$ " permet au réseau contrôleur de générer la commande convenable $U(k)$ qui sert comme entrée de l'émulateur et du procédé proprement dit en parallèle.

Le résultat final est l'obtention des sorties $Y_c(k+1)$ et $Y(k+1)$ pour passer à l'itération suivante.

Les schémas de principe et d'entraînement de cette approche sont illustrés par les figures (Fig.3.10) et (Fig.3.11) suivantes:

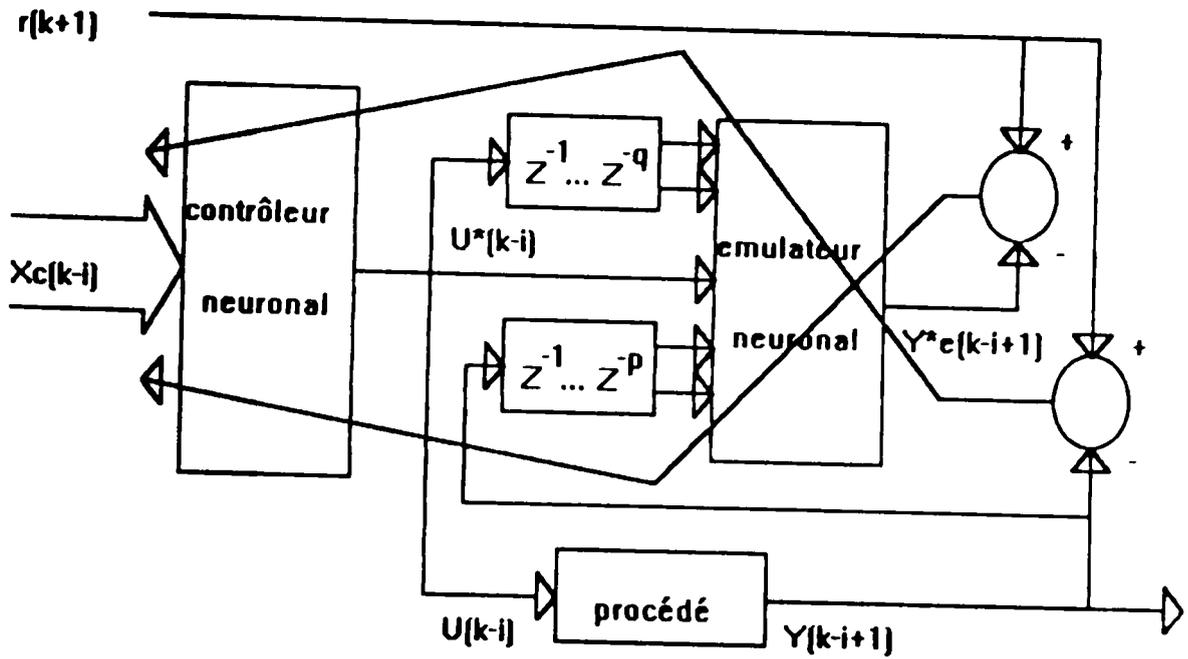


Fig.3.10: Schéma d'entrainement par prédiction d'erreur de sortie .

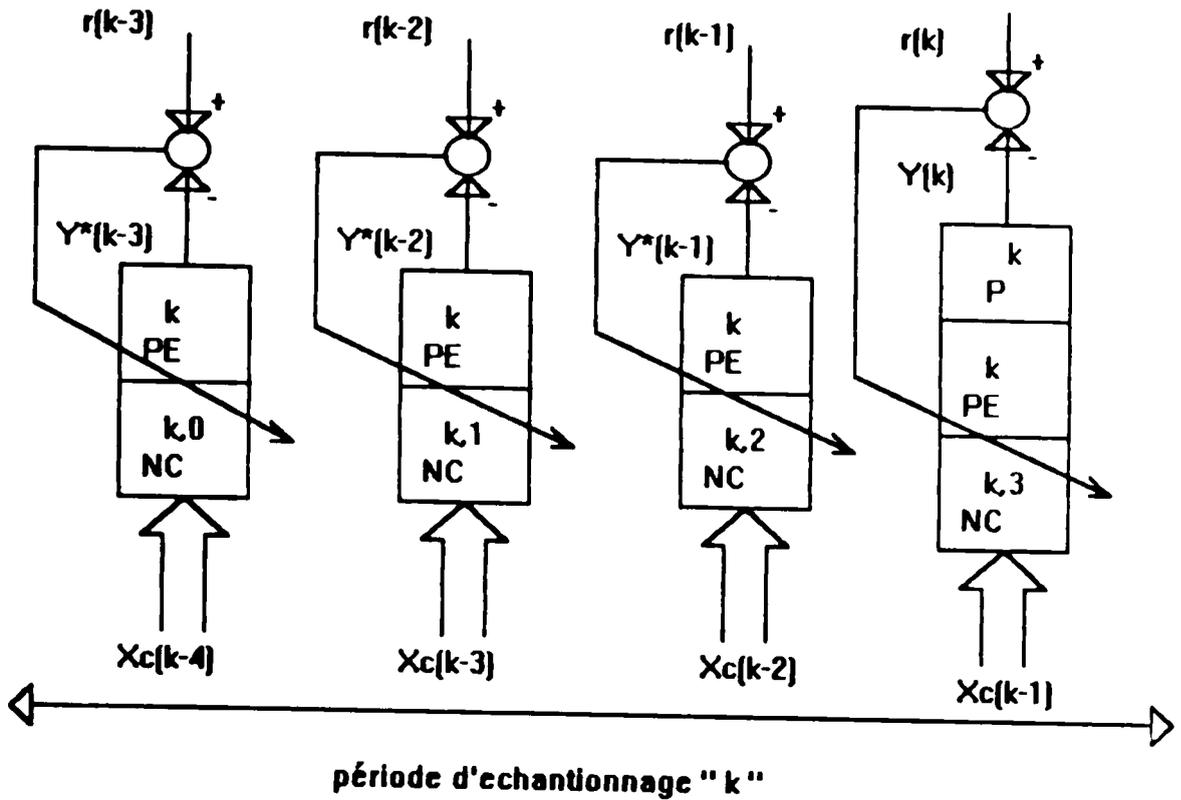


Fig.3.11: Entraînement multiple par l'erreur de prédiction .

3.5.2.1. ALGORITHME D'ENTRAÎNEMENT:

Etape 1: Lecture de la nouvelle sortie réelle; $Y(k)$.

Etape 2: Entraînement s'il n'y a pas convergence;

2.1 Chargement de la matrice d'entraînement; $ME ((p+q+1) \times (T+q))$.

$$ME \Leftarrow [X_{c,0} \quad X_{c,1} \quad X_{c,2} \quad X_{c,3} \quad \dots \quad X_{c,T+q-1}]$$

2.2 pour $l \Leftarrow T-1, \dots, 1$

- Evaluation des commandes virtuelles; tel que:

$$\text{pour } j \Leftarrow 0 \text{ jusqu'à } j \Leftarrow q; \quad U'(j+1) \Leftarrow Rc (X_{c,rj})$$

- Formulation du vecteur entrée d'émulateur; tel que :

$$X_c \Leftarrow [Y(k-i-1), Y(k-i-2), \dots, Y(k-i-p), U'(1), U'(2), \dots, U'(q)]^t$$

- Evaluation de la sortie virtuelle : $Y'_c \Leftarrow Re (X_c)$.

$$\text{- err} \Leftarrow 0.5 * \lambda_i * [r(k-i) - Y'_c]^2$$

- Adaptation du réseau contrôleur par la rétropropagation.

- Adaptation du réseau émulateur s'il n'y a pas convergence.

2.3 Entraînement conventionnel basé sur les données récentes;

$$\text{- err} \Leftarrow 0.5 * \lambda_i * [r(k) - Y(k)]^2$$

- Adaptation du réseau contrôleur par la rétropropagation.

- Adaptation du réseau émulateur s'il n'y a pas convergence

2.4 Si l'erreur se stabilise à une valeur inacceptable, alors on incrémente le nombre d'entraînement par période « T »

2.5 Décalage des données; pour $l \Leftarrow T+q-1, \dots, 1$; $X_{c,l} \Leftarrow X_{c,l-1}$.

Etape 3: Formulation du vecteur entrée récent du contrôleur; tel que

$$X_{c,0} \Leftarrow [r(k+1), Y(k), \dots, Y(k+1-p), U(k-1), U(k-2), \dots, U(k-q)]^t \text{ où}$$

$$X_{c,0} \Leftarrow [r(k+1), r(k), \dots, r(k+1-p), U(k-1), U(k-2), \dots, U(k-q)]^t$$

Etape 4: Génération de la commande; $U(k) \Leftarrow Rc (X_{c,0})$.

Etape 5: Appliquer la commande $U(k)$ au procédé et attendre une période « Ts »

$$\text{tel que: } Y(k+1) \Leftarrow F (\dots)$$

Etape 8: $k \Leftarrow k+1$ et retour à l'étape (1).

3.6. CONCLUSION:

Les réseaux multicouches prouvent une grande habilité dans l'implémentation d'un contrôle adaptatif efficace pour les systèmes non linéaires. Cependant, l'obstacle majeur est la durée d'entraînement très longue, surtout avec les applications pratiques et industrielles. Alors pour surmonter cet obstacle, de nouvelles méthodes d'entraînement en ligne sont proposées et validées par des algorithmes. L'idée de base est l'exécution de plusieurs itérations d'entraînement durant une seule période d'échantillonnage. Cette technique permet d'améliorer efficacement la performance du contrôleur dépend étroitement par, la taille du réseau, la dynamique du système et la puissance du calculateur.

L'approche de contrôle par modèle inverse combiné est basée sur l'habilité de généralisation. Cet aspect fourni au contrôleur neuronal une meilleure performance lorsqu'il est raisonnablement entraîné.

L'approche de prédiction d'erreur de sortie minimise directement l'erreur de contrôle, ce qui accélère la convergence du contrôleur neuronal, dont les paramètres sont initialisés aléatoirement.

La validation des algorithmes montre que les contrôleurs neuronaux proposés sont relativement robustes pour des faibles erreurs d'estimations de l'ordre du système. Cependant, on peut avoir des structures de contrôle robustes car les techniques adaptatives conventionnelle sont souvent affectées par l'erreur entre les estimées de $(p$ et $q)$ et les valeurs réelles.

CHAPITRE IV

APPLICATION AU PROCÉDÉ D'ÉPURATION
DES EAUX USÉES

4.1. INTRODUCTION:

L'automatisation des stations de traitements des eaux usées est un champ relativement nouveau. Récemment un intérêt concrétisé par la mise en oeuvre des instruments de mesures très sophistiqués permettant un contrôle en ligne efficace est apparu. Le but major de cet investissement est la réduction des coûts d'exploitation (économie d'énergie) et l'amélioration de la qualité d'épuration.

Il est important de noter que malgré le faible taux de contamination des eaux usées (99,95 % d'eau pour les rejets domestiques) [35], il est difficile d'extraire les faibles concentrations des différents éléments polluants de bas niveau. Cette lacune nécessite des capteurs de haute précision.

Actuellement, et dans le but de caractériser la qualité d'eau en influent et en effluent, on manipule des mesures comme la BOD (Demande Biochimique en Oxygène), la COD (Demande Chimique en Oxygène), la TOC (Carbone Organique Total), la MLSS ou MLVSS (mg Solide Sec Total / litre)...etc.

Le grand problème pour le contrôle des procédés d'épuration des eaux réside dans les paramètres qui varient continuellement [35,39,40,41]. En outre, ces paramètres ont des constantes de temps très différentes, ce qui donne au système des non-linéarités très marquées.

En plus les variations brusques aussi bien en concentration qu'en composition de l'influent compliquent aussi l'automatisation de ces stations.

Tous ces points exigent un contrôle en continu aussi, les méthodes adaptatives d'estimation et de contrôle sont largement discutées dans ce chapitre. On s'intéressera principalement au fonctionnement de l'unité secondaire des stations d'épuration biologique des eaux où le traitement par les boues activées est la pratique la plus courante. L'oxygène dissous sera le paramètre clef du contrôle. L'état actuel de la commande automatique est aussi abordé et de nouvelles approches non conventionnelles sont envisagées.

4.2. STRUCTURE D'UNE UNITÉ DE PURIFICATION:

4.2.1. DEFINITIONS.

Les stations d'épuration des eaux usées connaissent plusieurs variantes des schémas de traitement. Dans ce thème, on va exposer celle recommandée par la pratique algérienne. La variante en question, schématisée par la figure (Fig.4.1) [37, 41] consiste en deux catégories de traitement. Elle est récapitulée par le tableau suivant:

4.1. INTRODUCTION:

L'automatisation des stations de traitements des eaux usées est un champ relativement nouveau. Récemment un intérêt concrétisé par la mise en oeuvre des instruments de mesures très sophistiqués permettant un contrôle en ligne efficace est apparu. Le but major de cet investissement est la réduction des coûts d'exploitation (économie d'énergie) et l'amélioration de la qualité d'épuration.

Il est important de noter que malgré le faible taux de contamination des eaux usées (99,95 % d'eau pour les rejets domestiques) [35], il est difficile d'extraire les faibles concentrations des différents éléments polluants de bas niveau. Cette lacune nécessite des capteurs de haute précision.

Actuellement, et dans le but de caractériser la qualité d'eau en influent et en effluent, on manipule des mesures comme la BOD (Demande Biochimique en Oxygène), la COD (Demande Chimique en Oxygène), la TOC (Carbone Organique Total), la MLSS ou MLVSS (mg Solide Sec Total / litre)...etc.

Le grand problème pour le contrôle des procédés d'épuration des eaux réside dans les paramètres qui varient continuellement [35,39,40,41]. En outre, ces paramètres ont des constantes de temps très différentes, ce qui donne au système des non-linéarités très marquées.

En plus les variations brusques aussi bien en concentration qu'en composition de l'influent compliquent aussi l'automatisation de ces stations.

Tous ces points exigent un contrôle en continu aussi, les méthodes adaptatives d'estimation et de contrôle sont largement discutées dans ce chapitre. On s'intéressera principalement au fonctionnement de l'unité secondaire des stations d'épuration biologique des eaux où le traitement par les boues activées est la pratique la plus courante. L'oxygène dissous sera le paramètre clef du contrôle. L'état actuel de la commande automatique est aussi abordé et de nouvelles approches non conventionnelles sont envisagées.

4.2. STRUCTURE D'UNE UNITÉ DE PURIFICATION:

4.2.1. DEFINITIONS.

Les stations d'épuration des eaux usées connaissent plusieurs variantes des schémas de traitement. Dans ce thème, on va exposer celle recommandée par la pratique algérienne. La variante en question, schématisée par la figure (Fig.4.1) [37, 41] consiste en deux catégories de traitement. Elle est récapitulée par le tableau suivant:

4.2.2. TRAITEMENTS DES EAUX :

Les différents traitements que subissent les eaux usées dans une unité industrielle de traitement sont les suivants:

DEGRILLAGE:

Le but du dégrillage est d'assurer la protection des équipements électromécaniques et de réduire les risques de colmatage des conduites mise en place dans la station d'épuration.

DESSABLAGE:

Le dessableur est un bassin à écoulement horizontal. Il a pour rôle la récupération des particules organiques et les graisses que se sont sédimentées et permettre la séparation solide-liquide.

DECANTEUR PRIMAIRE:

Le décanteur primaire, équipé d'un racleur de surface est un moyen de réduction des contraintes de pollution qui gênent le traitement biologique, en particulier les graisses, les écumes et la D.B.O.

BASSIN D'AERATION:

C'est le réacteur biologique proprement dit. Dans ce bassin qui reçoit les eaux résiduaires, on injecte les boues activées et de l'oxygène pour que l'opération de dégradation des éléments polluants s'effectue.

DECANTEUR SECONDAIRE:

Il permet la séparation des boues de l'influent, dont une partie est retournée au bassin d'aération et l'excès est évacué vers les parties du traitement des boues.

BASSIN DE CONTACT:

Il est prévu pour la désinfection de la population bactérienne de l'effluent par l'addition de l'hypochlorite de sodium.

4.2.3. TRAITEMENTS PAR LES BOUES ACTIVÉES:

Les principales opérations intervenant dans le traitement par les boues activées sont:

EPAISSISSEUR:

L'opération d'épaississement a principalement pour objectif de réduire le volume des boues en favorisant la séparation partielle eau-boue, l'échappement de gaz et l'amélioration de la consolidation.

DIGESTEUR:

C'est une opération de stabilisation qui demande des temps de séjours très importants. Elle est utilisée pour le renouvellement des boues activées. La digestion anaérobie utilisée souvent pour les études expérimentales et les préparations pharmaceutiques [40, 41] ne

demande pas assez du nutriment car la synthèse des biomasses est faible. Le produit final de cette voie un gaz combustible (METHANE) qui peut être exploité comme une source d'énergie. Cependant, l'inconvénient majeur est la chaîne des réactions donnant ce produit et qui prend beaucoup de temps. En conséquence, un réglage précis et en continu de la température est requis (35 °c) [40, 41]. Autrement, les fluctuations du pH peuvent interrompre la formation du méthane. Pour éviter la formation acide incontrôlée, l'alimentation des digesteurs en boues ne doit pas être espacée dans le temps.

Pour la digestion aérobie, elle est similaire au processus des boues activées, cependant la source d'énergie n'est plus le substrat mais les tissus cellulaires des micro-organismes, ce qui correspond à la phase endogène.

LIT DE SECHAGE:

Le séchage est une opération de séparation solide-liquide, qui utilise le principe de la percolation et le principe de l'évaporation de l'eau.

4.3. LES LIMITATIONS DU CONTRÔLE DES PROCÉDÉS DE PURIFICATION:

Suite aux lacunes de la théorie conventionnelle de la commande des systèmes de nature physique ou chimique, des difficultés multiples inhérentes à la conduite automatique des procédés d'épuration des eaux se posent. Parmi celles-ci on peut citer:

4.3.1. LES PERTURBATIONS:

Ces perturbations qui peuvent affecter n'importe quelles grandeurs de manière aléatoire en durée et en amplitude, mettent en doute essentiellement l'aspect stationnaire des procédés de purification souvent retenus. Le débit d'influent qui détermine directement la dynamique du procédé connaît des variations brusques très importantes. Ces dernières (causées principalement par un pluie d'orage, une fuite et/ou une présence des rejets industriels) éliminent automatiquement la périodicité de l'influent apparaissant avec les rejets domestiques.

Les variations aléatoires en concentration difficiles à mesurer en ligne, induisent probablement le phénomène de BULKING (production des boues difficiles à décanter) du en particulier, le manque d'oxygène et la présence des matières toxiques.

Autrement, le retard due à l'analyse des mesures peut retarder l'action de contrôle et rompre les performances du procédé.

4.3.2. LES PARAMÈTRES DE CONTRÔLE :

En raison de l'absence d'un modèle dynamique adéquat, il est difficile d'identifier les variables essentielles du processus de purification. Désormais, une petite fraction de ces variables sont des grandeurs mesurables. L'interprétation des mesures peut échouer, à titre d'exemple l'augmentation de la concentration de l'oxygène dissous aura lieu, soit par l'augmentation de la concentration du substrat, soit par la présence des matières toxiques.

À ces points, s'ajoute l'immense différence entre les constantes de temps des paramètres du procédé. Ces facteurs subissent des variations saisonnières, surtout pour les espèces biologiques sensibles à la température.

4.3.3. LES NON LINÉARITÉS:

Le processus d'épuration biologique des eaux est un système très complexe, qui possède des non linéarités très marquées, aussi, une commande conventionnelle utilisant la linéarisation du système autour d'un point de fonctionnement n'est rarement possible d'autant que l'amplitude des perturbations est très grande.

4.3.4. PROPOSITIONS ET REMÈDES:

En concluant, et pour surmonter ces obstacles ou limiter leurs effets afin d'atteindre l'objectif de l'opération de contrôle consistant dans la production d'une qualité meilleure à coût minimal, on recommande le couplage des différentes unités du processus (e.g.: le couplage entre le traitement des boues et celui des eaux) en exploitant la large portée des constantes de temps pour découpler les boucles de contrôle. La relation entre le fonctionnement du réseau d'assainissement et l'action de contrôle a une grande importance, surtout pour une station conçue et opérant convenablement. À noter que l'énergie fournie par la digestion anaérobie des boues peut être utilisée en plusieurs sites.

La mise en oeuvre de la distribution spatiale des concentrations peut améliorer l'opération de contrôle par retour des boues. Cette technique permet une estimation précise des boues activées dans le réacteur biologique. Aussi, la distribution spatiale de l'oxygène dissous peut être utilisée comme information à l'estimation de l'activité biologique.

Sachant qu'au niveau du réacteur biologique, le processus sous l'effet des variations en compositions et en concentration respectivement du substrat et de l'oxygène, change de caractère durant une période de quelques jours.

Ces changements, à titre d'exemple donnent naissance à des boues filamenteuses difficiles à décanter, ce qui amène le système à une dynamique totalement différente. Alors, il faut prévoir des régulateurs à paramètres changeables et de même la structure de contrôle peut être reconstruite.

4.4. PRATIQUE COURANTE DU CONTRÔLE DES PROCÉDÉS A BOUES ACTIVÉES:

4.4.1. INTRODUCTION:

La majorité des schémas de commande sont inspirés de la théorie de contrôle conventionnel, basée souvent sur des hypothèses d'aspects stationnaire. Les variables déterminants l'action de contrôle dans les procédés à boues activées sont:

- Le débit d'air.
- Le débit des boues recyclées.
- Le débit des boues rejetées.

Le traitement à boues activées est un processus multivariables, sa dynamique des actions varie de la minute à la journée. En conséquence, des stratégies de commande découplées sont développées [35, 37, 50, 51].

4.4.2. CONTRÔLE PAR L'OXYGÈNE DISSOUS:

La régulation du débit d'air a une grande importance économique, cependant l'efficacité de ce paramètre est limitée par des niveaux faibles de la DO (1-2 mg/l) [36,38]. Dans ce genre de contrôle, deux schémas de commande peuvent être envisagés:

- le débit d'air est contrôlé par action du débit d'influent sans d'autres mesures.
- la concentration de l'oxygène dissous DO est contrôlée autour d'un ensemble de points par des régulateurs de type P ou PI fréquemment utilisés. La limitation de la capacité du compresseur peut être levée par une conception adéquate de l'unité, cependant le débit d'air ne doit pas être assez faible pour éviter l'insuffisance de mixage.

Par ailleurs, une commande prédictive, utilisant les mesures du débit d'influent peut améliorer les performances.

Ces changements, à titre d'exemple donnent naissance à des boues filamenteuses difficiles à décanter, ce qui amène le système à une dynamique totalement différente. Alors, il faut prévoir des régulateurs à paramètres changeables et de même la structure de contrôle peut être reconstruite.

4.4. PRATIQUE COURANTE DU CONTRÔLE DES PROCÉDÉS A BOUES ACTIVÉES:

4.4.1. INTRODUCTION:

La majorité des schémas de commande sont inspirés de la théorie de contrôle conventionnel, basée souvent sur des hypothèses d'aspects stationnaire. Les variables déterminants l'action de contrôle dans les procédés à boues activées sont:

- Le débit d'air.
- Le débit des boues recyclées.
- Le débit des boues rejetées.

Le traitement à boues activées est un processus multivariables, sa dynamique des actions varie de la minute à la journée. En conséquence, des stratégies de commande découplées sont développées [35, 37, 50, 51].

4.4.2. CONTRÔLE PAR L'OXYGÈNE DISSOUS:

La régulation du débit d'air a une grande importance économique, cependant l'efficacité de ce paramètre est limitée par des niveaux faibles de la DO (1-2 mg/l) [36,38]. Dans ce genre de contrôle, deux schémas de commande peuvent être envisagés:

- le débit d'air est contrôlé par action du débit d'influent sans d'autres mesures.
- la concentration de l'oxygène dissous DO est contrôlée autour d'un ensemble de points par des régulateurs de type P ou PI fréquemment utilisés. La limitation de la capacité du compresseur peut être levée par une conception adéquate de l'unité, cependant le débit d'air ne doit pas être assez faible pour éviter l'insuffisance de mixage.

Par ailleurs, une commande prédictive, utilisant les mesures du débit d'influent peut améliorer les performances.

Ces changements, à titre d'exemple donnent naissance à des boues filamenteuses difficiles à décarter, ce qui amène le système à une dynamique totalement différente. Alors, il faut prévoir des régulateurs à paramètres changeables et de même la structure de contrôle peut être reconstruite.

4.4. PRATIQUE COURANTE DU CONTRÔLE DES PROCÉDÉS A BOUES ACTIVÉES:

4.4.1. INTRODUCTION:

La majorité des schémas de commande sont inspirés de la théorie de contrôle conventionnel, basée souvent sur des hypothèses d'aspects stationnaire. Les variables déterminants l'action de contrôle dans les procédés à boues activées sont:

- Le débit d'air.
- Le débit des boues recyclées.
- Le débit des boues rejetées.

Le traitement à boues activées est un processus multivariables, sa dynamique des actions varie de la minute à la journée. En conséquence, des stratégies de commande découplées sont développées [35, 37, 50, 51].

4.4.2. CONTRÔLE PAR L'OXYGÈNE DISSOUS:

La régulation du débit d'air a une grande importance économique, cependant l'efficacité de ce paramètre est limitée par des niveaux faibles de la DO (1-2 mg/l) [36,38]. Dans ce genre de contrôle, deux schémas de commande peuvent être envisagés:

- le débit d'air est contrôlé par action du débit d'influent sans d'autres mesures.
- la concentration de l'oxygène dissous DO est contrôlée autour d'un ensemble de points par des régulateurs de type P ou PI fréquemment utilisés. La limitation de la capacité du compresseur peut être levée par une conception adéquate de l'unité, cependant le débit d'air ne doit pas être assez faible pour éviter l'insuffisance de mixage.

Par ailleurs, une commande prédictive, utilisant les mesures du débit d'influent peut améliorer les performances.

A noter que pour les stations fonctionnant à l'oxygène pur, un algorithme de commande adaptative était très robuste et parvenait à compenser des variations brusques de l'influent allant jusqu'à 100% en débit et en concentration [43, 50].

4.4.3. CONTRÔLE PAR LES BOUES RECYCLÉES:

Le débit des boues recyclé est proportionnel au débit d'influent. Il est utilisé pour maintenir une concentration d'oxygène dissous dans l'aérateur. Dans cette stratégie qui ne tient pas compte des variations des concentrations de l'influent, les actions de contrôle sont très lentes et peuvent affecter la qualité de l'effluent.

4.4.4. CONTRÔLE PAR LES BOUES REJETÉES:

Cette action dépend essentiellement du temps de séjours des boues (production des boues). Elle détermine la nature et l'âge des boues. L'âge des boues (rapport entre les boues dans le système et boues produites par jours) est le critère le plus utilisé pour estimer les boues en excès. A l'état statique, ce paramètre est relié au taux de croissance spécifique des boues μ par l'équation suivante :

$$\mu = \frac{1}{\theta} + b \quad (4.1)$$

b: taux de décroissance des boues.

Cette technique est facile à mettre en oeuvre, mais son aspect statique peut rendre l'action de contrôle inefficace surtout pour des perturbations importantes. Alors une régulation du taux de croissance spécifique des boues (μ) par action sur le débit de rejet et à partir des mesures de la DO et de la masse des boues peut être réalisée par un algorithme de type PID

La régulation de la hauteur du lit des boues très utilisée en pratique influe directement sur la qualité d'eau épurée en limitant le rejet des boues de l'effluent. Cette manoeuvre efficace lorsque le décanteur secondaire travaille en surcharge conduit à des résultats néfastes, en particulier si les boues sont de mauvaise décantabilité.

En effet, ce phénomène causé lors des pics de pollution peut vider l'aérateur des micro-organismes or ce dernier a besoin d'un surplus.

Ces estimateurs sont reliés à des générateurs (SBPA) pour alterner l'action de contrôle ultérieurement. L'estimation en boucle fermée est obtenue par le couplage du précédent estimateur avec un régulateur self-tuning de type PID.

L'approche de contrôle par la logique floue était abordée par plusieurs auteurs [38,43,50,51]. L'idée centrale de cette méthode flexible qui exploite des informations qualitatives, est la génération des commandes étant donné certaines conditions sur le processus. Ses algorithmes utilisent des mots clefs imprécis, tel que; faible, large, très élevé, plus ou moins correct,...etc.

En concluant que la concentration de la DO est le paramètre le plus utilisé, surtout avec les techniques adaptatives. Ces dernières visent un contrôle non linéaire en continu de la bioactivité des procédés à boues activées. Ces techniques largement développées sont motivées par les critères suivants:

- Les paramètres du systèmes sont mal connus et varient au cours du temps (en raison par exemple de changements métaboliques, de mutations génétiques, ou encore de modifications de pH ou de température); d'où l'intérêt des méthodes adaptatives pour l'estimation des paramètres.

- La mesure de l'état du système nécessitant le plus souvent des analyses en laboratoire, la fréquence des mesures est forcément limitée par la complexité, le coût et la durée de ces analyses; d'où l'intérêt de méthodes adaptatives d'estimation en temps réel de ces variables pour remplacer certaines mesures.

- Le système est fortement non linéaire de sorte qu'un contrôle du procédé basé sur des modèles linéaires est voué à l'échec; d'où l'intérêt d'un contrôle adaptatif utilisant explicitement la structure non linéaire et non stationnaire du système.

Le critère de choix de la concentration de la DO comme variable de commande est le coté économique plus sa relation étroite avec les autres paramètres biologiques du processus.

Par conséquence nos travaux de simulation utilisent une modélisation complète basée sur ce paramètre, et essayent de combiner les avantages des techniques adaptatives avec les points forts des réseaux de neurones en matière d'approximation et de généralisation des systèmes dynamiques non linéaires.

Ces estimateurs sont reliés à des générateurs (SBPA) pour alterner l'action de contrôle ultérieurement. L'estimation en boucle fermée est obtenue par le couplage du précédent estimateur avec un régulateur self-tuning de type PID.

L'approche de contrôle par la logique floue était abordée par plusieurs auteurs [38,43,50,51]. L'idée centrale de cette méthode flexible qui exploite des informations qualitatives, est la génération des commandes étant donné certaines conditions sur le processus. Ses algorithmes utilisent des mots clefs imprécis, tel que; faible, large, très élevé, plus ou moins correct,...etc.

En concluant que la concentration de la DO est le paramètre le plus utilisé, surtout avec les techniques adaptatives. Ces dernières visent un contrôle non linéaire en continu de la bioactivité des procédés à boues activées. Ces techniques largement développées sont motivées par les critères suivants:

- Les paramètres du systèmes sont mal connus et varient au cours du temps (en raison par exemple de changements métaboliques, de mutations génétiques, ou encore de modifications de pH ou de température); d'où l'intérêt des méthodes adaptatives pour l'estimation des paramètres.

- La mesure de l'état du système nécessitant le plus souvent des analyses en laboratoire, la fréquence des mesures est forcément limitée par la complexité, le coût et la durée de ces analyses; d'où l'intérêt de méthodes adaptatives d'estimation en temps réel de ces variables pour remplacer certaines mesures.

- Le système est fortement non linéaire de sorte qu'un contrôle du procédé basé sur des modèles linéaires est voué à l'échec; d'où l'intérêt d'un contrôle adaptatif utilisant explicitement la structure non linéaire et non stationnaire du système.

Le critère de choix de la concentration de la DO comme variable de commande est le coté économique plus sa relation étroite avec les autres paramètres biologiques du processus.

Par conséquence nos travaux de simulation utilisent une modélisation complète basée sur ce paramètre, et essayent de combiner les avantages des techniques adaptatives avec les points forts des réseaux de neurones en matière d'approximation et de généralisation des systèmes dynamiques non linéaires.

4.5. MODÉLISATION DES PROCÉDÉS A BOUES ACTIVÉES:

Dans ce thème, on s'intéresse au fonctionnement de l'unité secondaire des stations d'épuration biologique des eaux donnée par la figure (Fig.3.2), dans laquelle, les eaux résiduaires (influent) sont mises en contact avec des micro-organismes (boues activées) au niveau de l'aérateur qui peut être ouvert (aérobie) ou fermé (anaérobie). Le résultat de ce contact en présence de l'oxygène est la production des réactions de biodégradation de la pollution organique (substrat). L'oxygène nécessaire pour cette opération est fournie suivant le type du réacteur, soit par injection (anaérobie), soit par brassage (aérobie). Le mélange passe ensuite dans le décanteur secondaire; l'eau épurée (effluent) s'écoule par la surface, tandis que les boues plus denses sédimentent. Une partie des boues est recyclée vers l'aérateur et le reste est extrait du système. La qualité de effluent épuré est caractérisée par sa concentration en pollution organique (DBO) et sa concentration en boues (MLSS) ces deux concentrations ne doivent pas dépasser en moyenne les valeurs fixées par les normes de rejet admises.

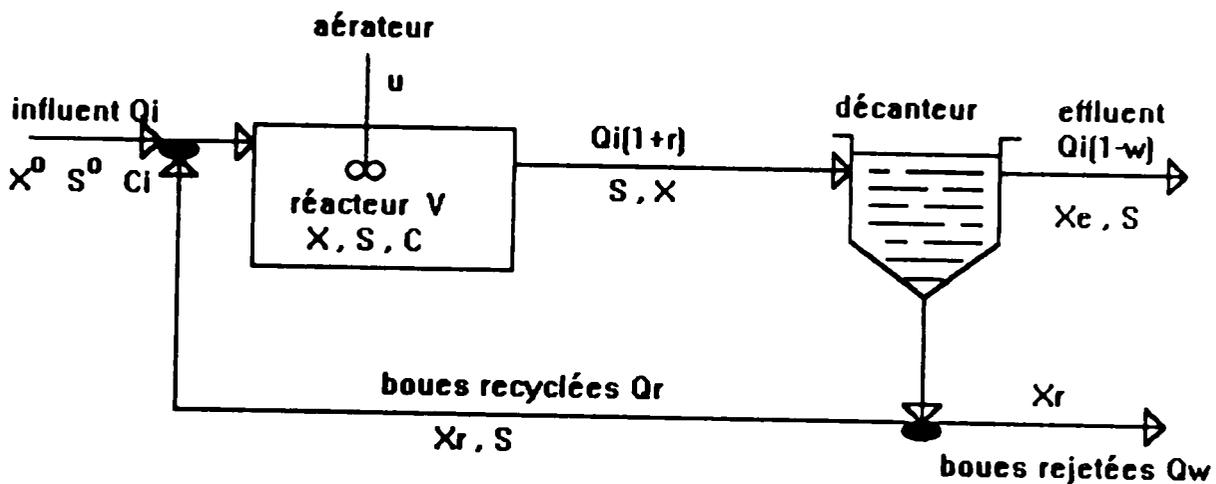


Fig.4.2: Schéma du procédé à boues activées .

Dans un bioréacteur ouvert, la population bactérienne consomme, pour son développement l'oxygène qui lui est fourni par une aération appropriée. La dynamique de la concentration en oxygène dissous DO peut être déterminé par les quatre mécanismes de bases suivants: [34, 35, 36].

La croissance bactérienne dans un bioréacteur alimenté en continu et infiniment mélangé est le plus souvent représenté par les équations de bilan suivantes: [34, 36]

$$\frac{dX}{dt} = -\frac{Q_i}{V} \cdot (1+r) \cdot X + \frac{Q_r}{V} \cdot X_r - K_d \cdot X + \mu \cdot X \quad (4.4)$$

$$\frac{dS}{dt} = -\frac{Q_i}{V} \cdot (1+r) \cdot S + \frac{Q_i}{V} \cdot S_o + \frac{Q_r}{V} \cdot r \cdot S - \frac{\mu}{K_y} \cdot X \quad (4.5)$$

L'équilibre massique au niveau du décanteur est donné par:

$$X_r = K_a \cdot (1+r) \cdot Q_i \cdot X \quad (4.6)$$

Avec:

r : rapport entre le débit recyclé et le débit d'influent (Q_r / Q_i).

w : rapport entre le débit rejeté et le débit d'influent (Q_w / Q_i).

S_o : concentration du substrat à l'entrée.

K_y : coefficient de création.

Pour les travaux de simulation, on a considéré le modèle complet représenté par les équations (4.2 ---4.6).

4.6. ANALYSE EN BOUCLE OUVERTE:

4.6.1. ÉLABORATION DU RÉGIME PERMANENT:

Étant donnée les normes de rejet admises en effluent (concentration du substrat autour de 20 mg / l et celle des boues environ 3500 mg / l), des coefficients expérimentaux inhérents aux réactions biochimiques pour une station d'influent domestique (K_y entre 0,5 et 0,7, K_s entre 50 et 120, μ entre 0,4 et 0,54, S_o entre 245 et 300 et K_d a une valeur faible 0,03-0,06 par heure), le régime permanent schématisé par les figures Fig.4.3.a, Fig.4.3.b et Fig.4.3.c est obtenu en maintenant le débit de recyclage et de rejet fixes ($r=0,78$ et $w = 0,01$), l'entrée d'air à une valeur moyennant faible (0,1 m³ / min). Les valeurs initiales des concentrations du substrat, des boues et de l'oxygène dissous pour un bassin de volume ($V = 1000$ m³) qui reçoit un débit d'influent ($Q_i = 4,2$ m³ / min) sont données respectivement par: 142 mg / l, 150 mg / l et 2mg / l. L'intégration des équations décrivant le système (4.2), (4.3), (4.4) et (4.5) est effectuée par la méthode de RUNJ KUTTA.

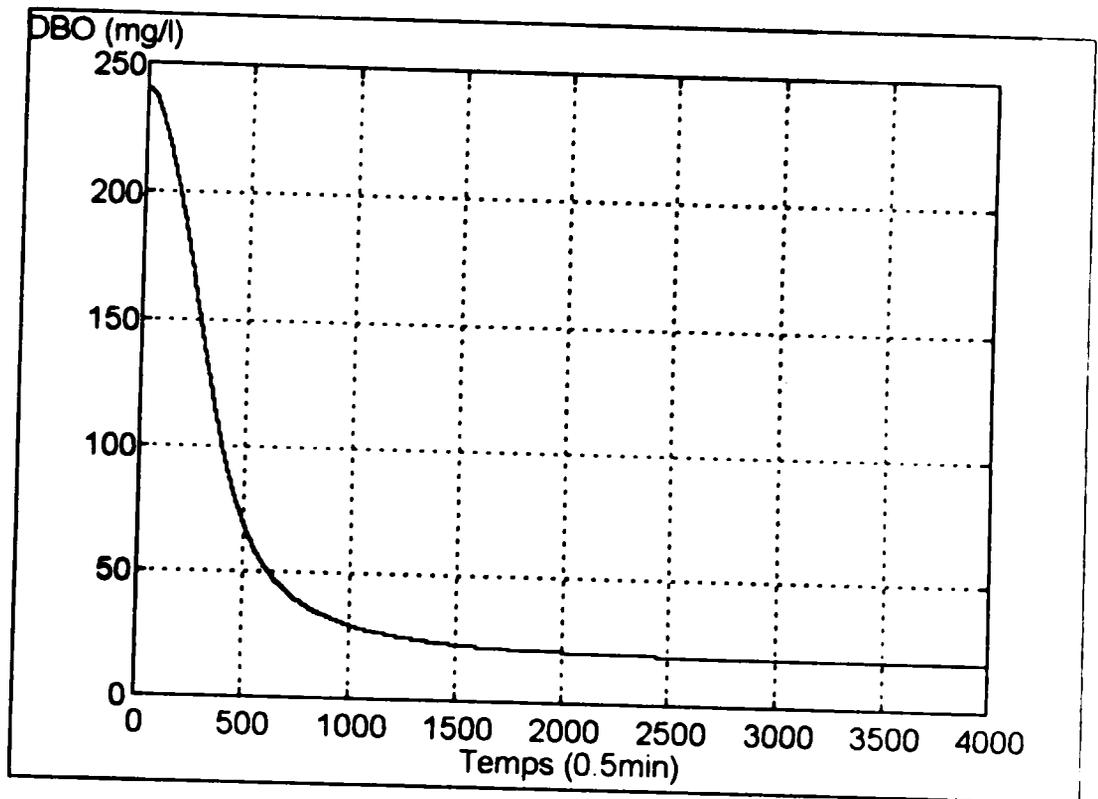


Fig.4.3.a: Concentration du substrat dans le réacteur.

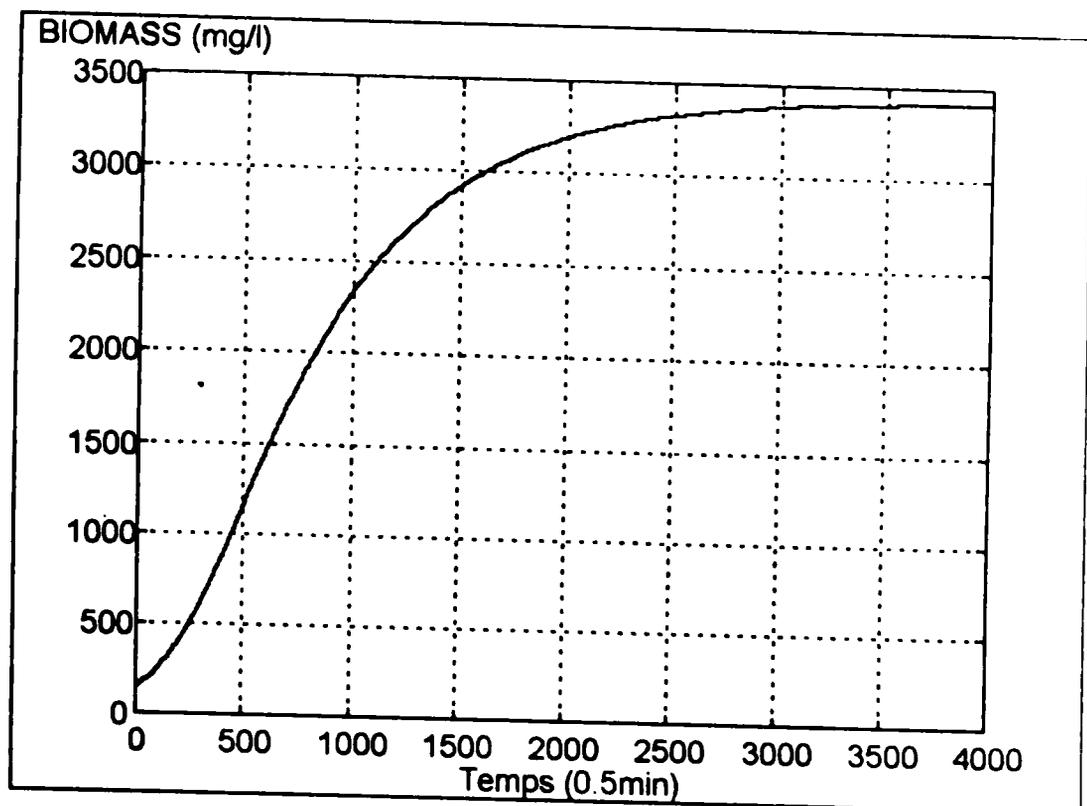


Fig.4.3.b: Concentration des boues dans le réacteur.

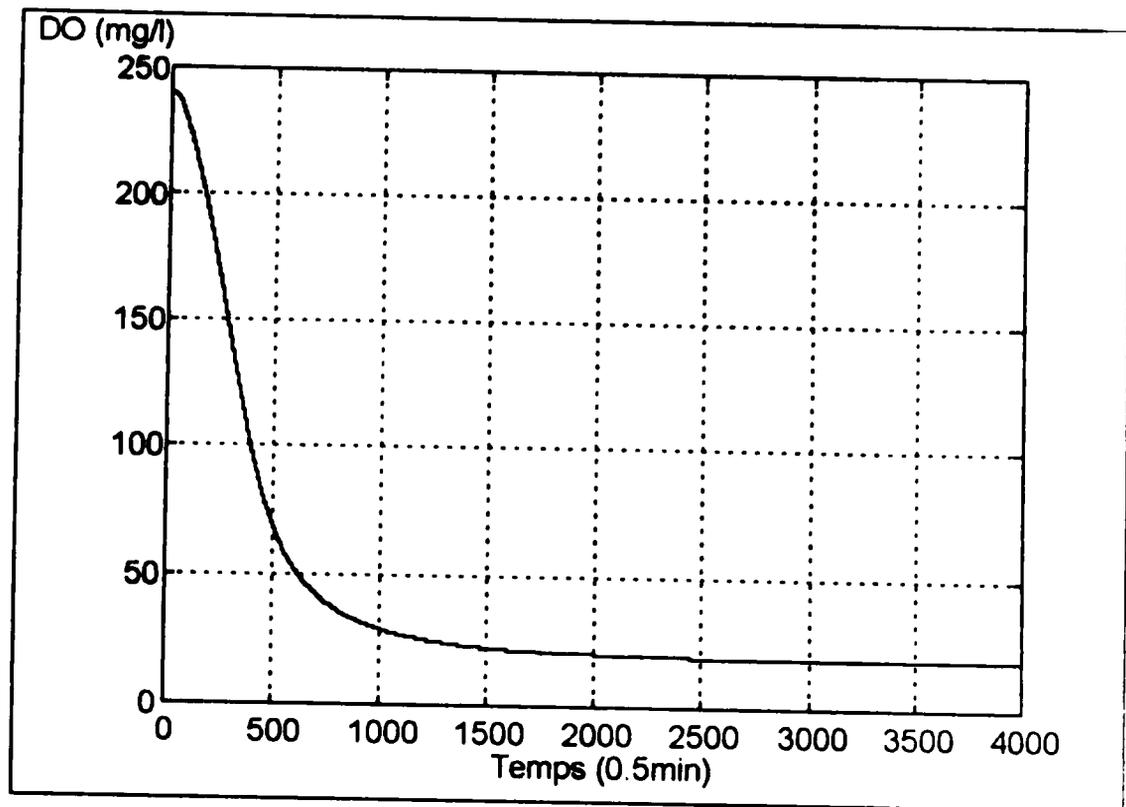


Fig.4.3.c: Concentration d'oxygène dissous dans le réacteur.

4.6.2. DYNAMIQUE DU SYSTÈME EN BOUCLE OUVERTE:

En gardant les coefficients du régime permanent, on essaye d'observer la dynamique du système pour une journée de fonctionnement en donnant aux débit d'influent Q_i et à la concentration du substrat à l'entrée S_0 des valeurs réelles variables.

Le profil de ces deux paramètres souvent en phases est donné par les figures Fig.4.4.a et Fig.4.4.b. Alors que les sorties décrivant la dynamique du système en boucle ouverte sont schématisées par les figures Fig.4.5.a, Fig.4.5.b et Fig.4.5.c.

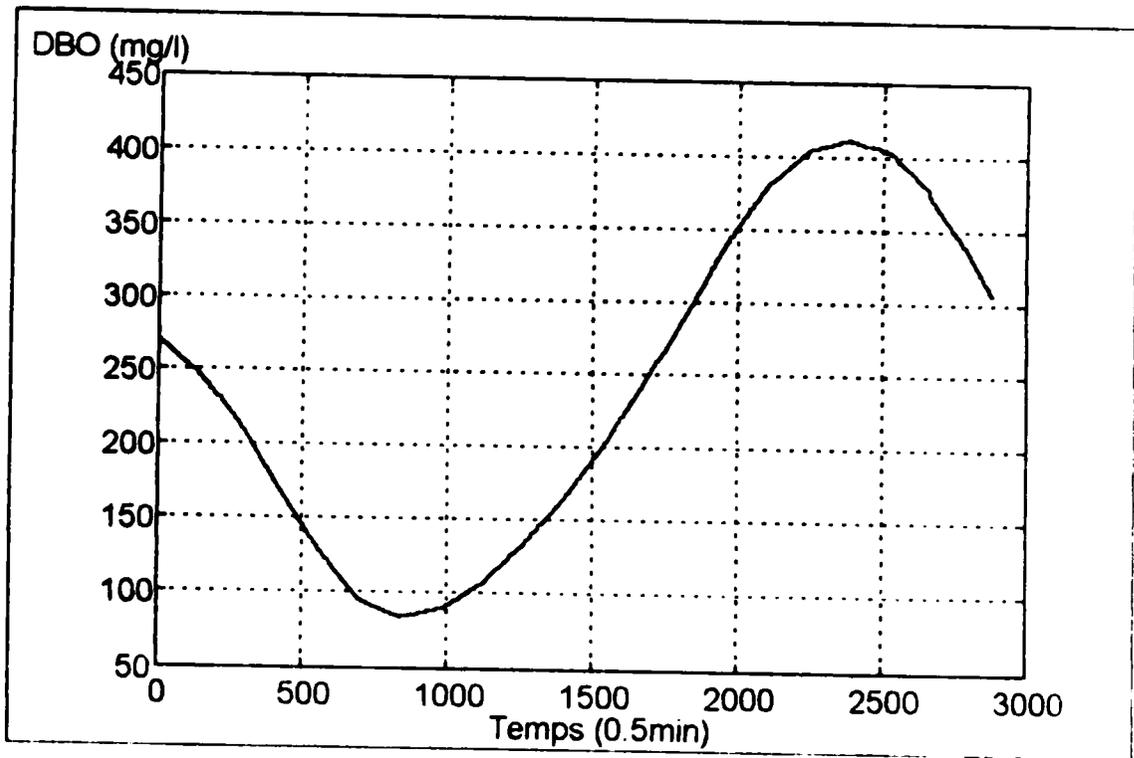


Fig.4.4.a: Concentration du substrat à l'entrée S_0 .

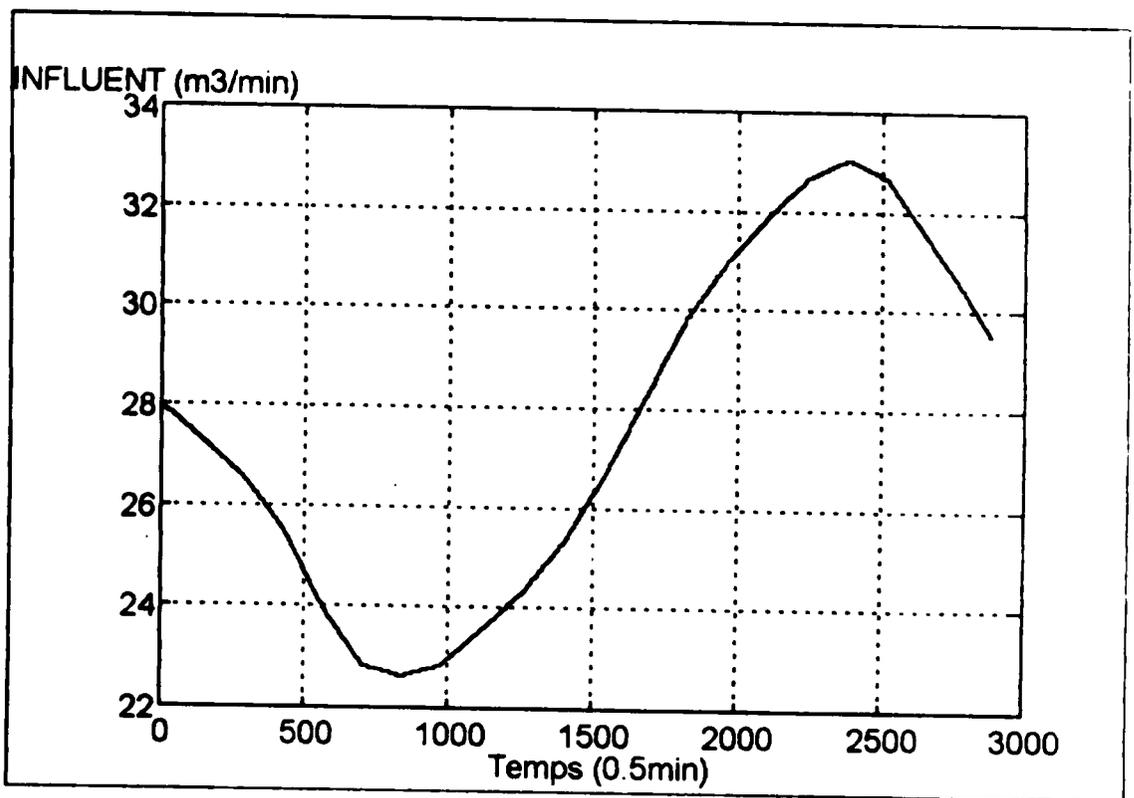


Fig.4.4.b: Débit d'influent Q_i .

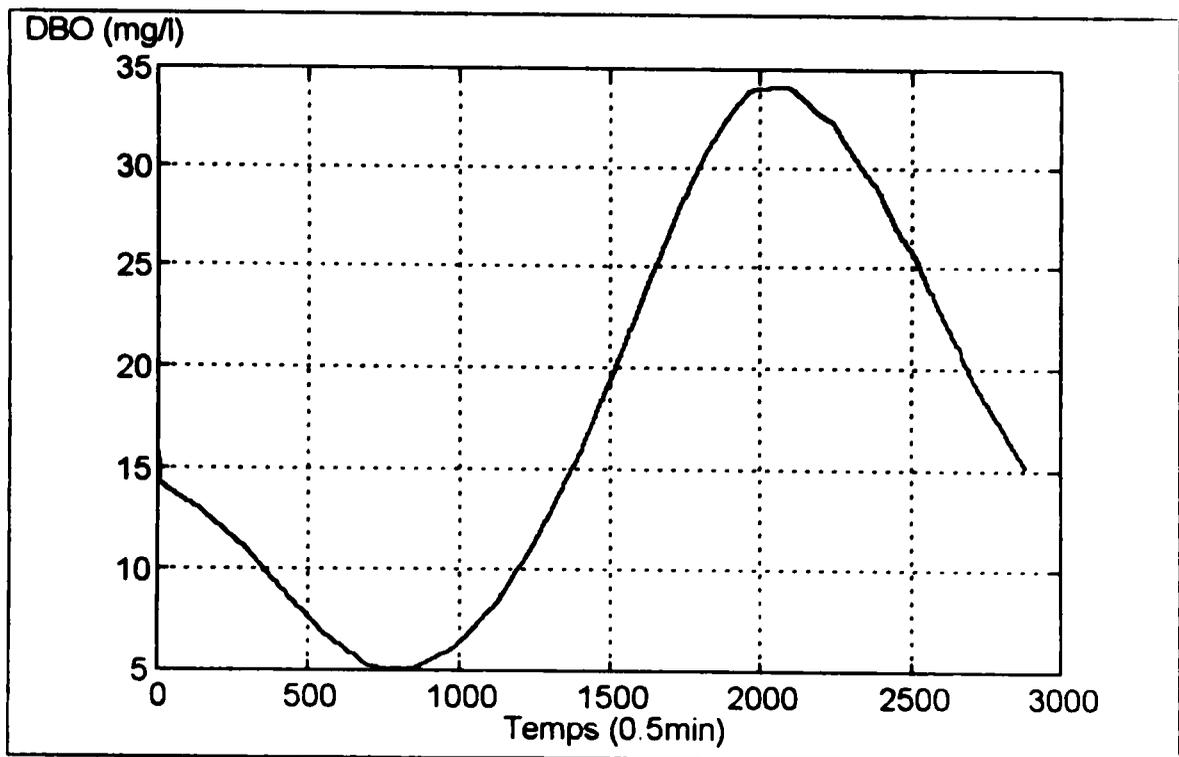


Fig.4.5.a: Concentration du substrat en régime variable.

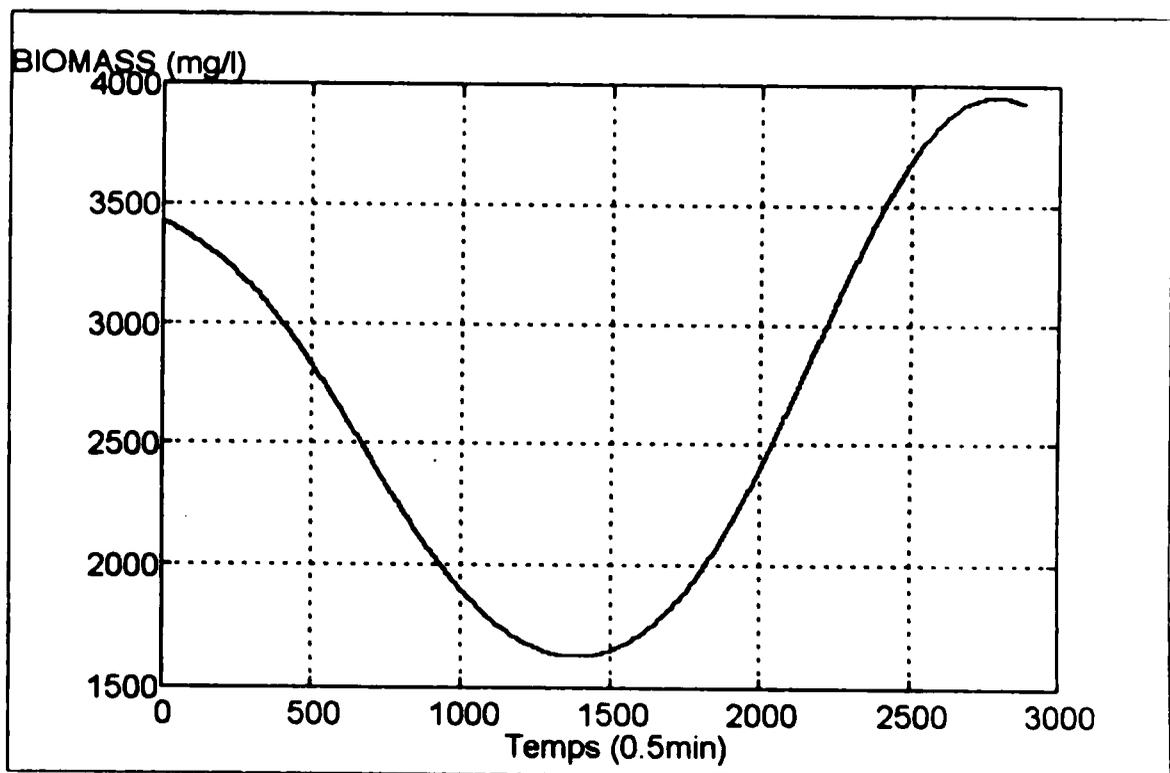


Fig.4.5.b: Concentration des boues en régime variable.

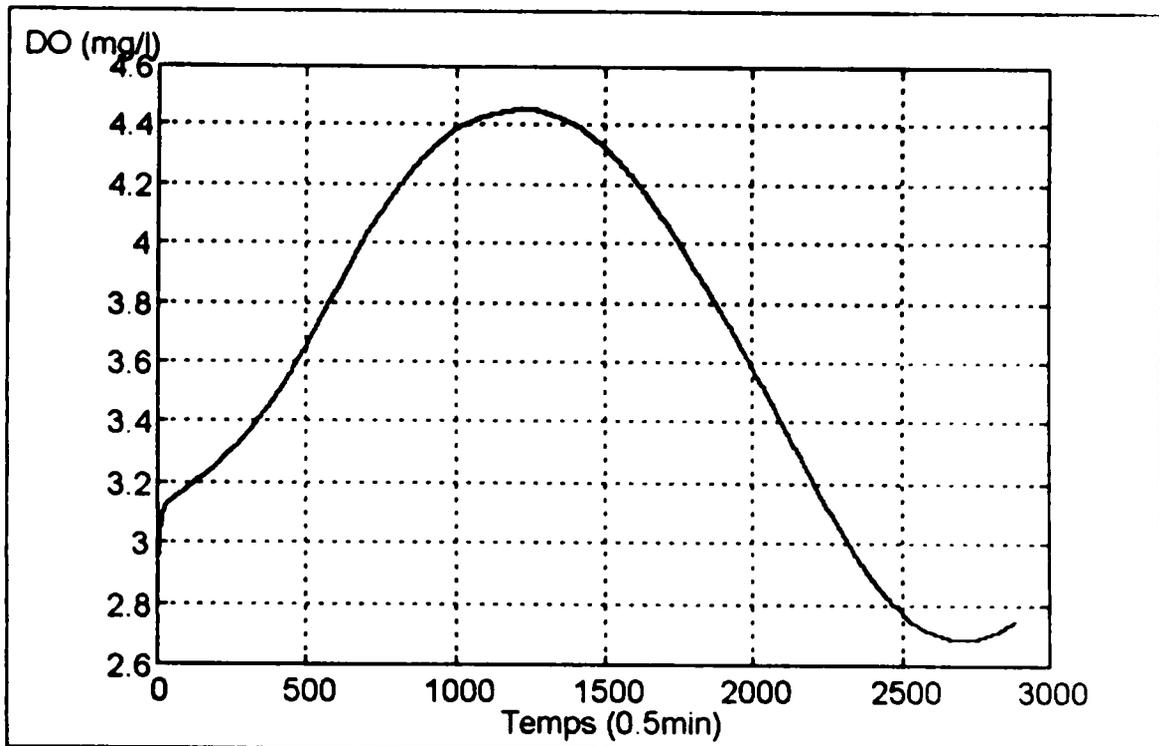


Fig.4.5.c: Concentration d'oxygène dissous en régime variable.

4.6.3. ÉMULATION DE LA DO EN BOUCLE OUVERTE :

Pour réaliser cette émulation, on conçoit un réseau statique contenant, 4 neurones à l'entrée, 15 neurones dans la première couche cachée, 10 neurones dans la deuxième couche cachée et une cellule de sortie. Le modèle neuronal placé en parallèle avec le système (comme il est illustré dans la figure Fig.3.3) émule la concentration de l'oxygène dissous en ligne. La concentration du substrat S et la concentration des boues dans le bioréacteur sont calculées pour chaque itération par les équations (4.4) et (4.5).

La sortie du réseau émulateur entraîne en ligne ainsi que l'erreur d'émulation sont données par les figures Fig.4.6.a et Fig.4.6.c tandis que la figure Fig.4.6.b présente l'allure transitoire de l'émulation.

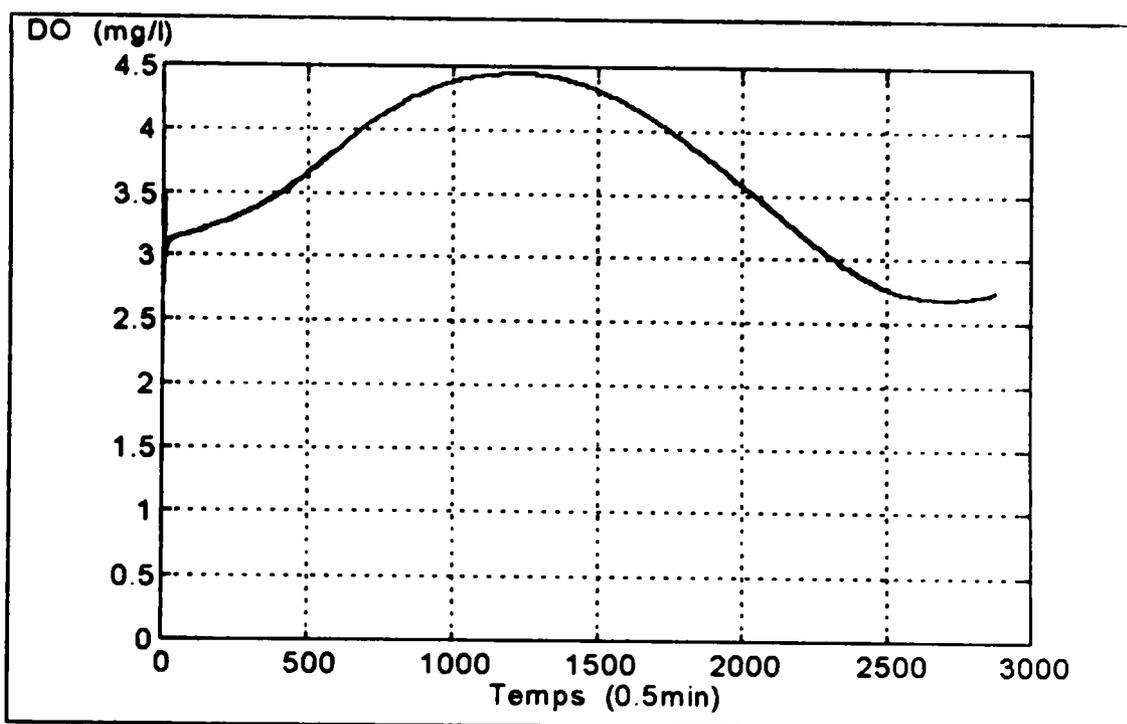


Fig.4.6.a: Emulation de la dynamique du procédé.

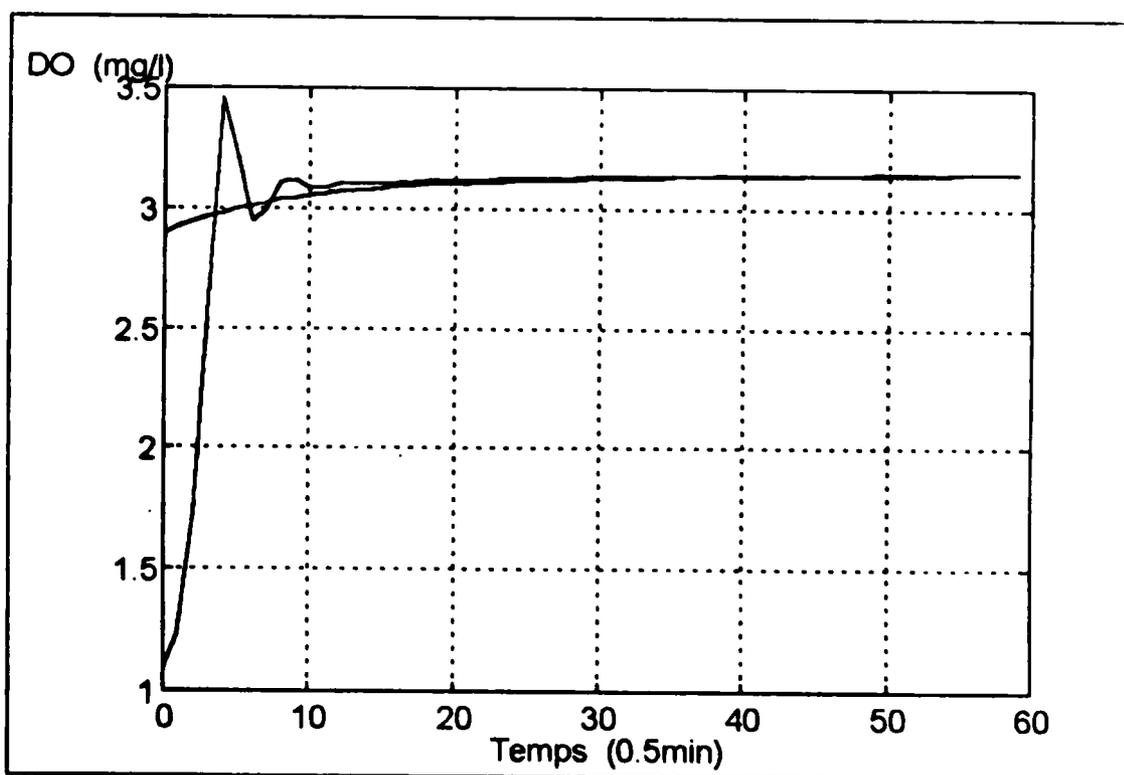


Fig.4.6.b: Emulation du régime transitoire.

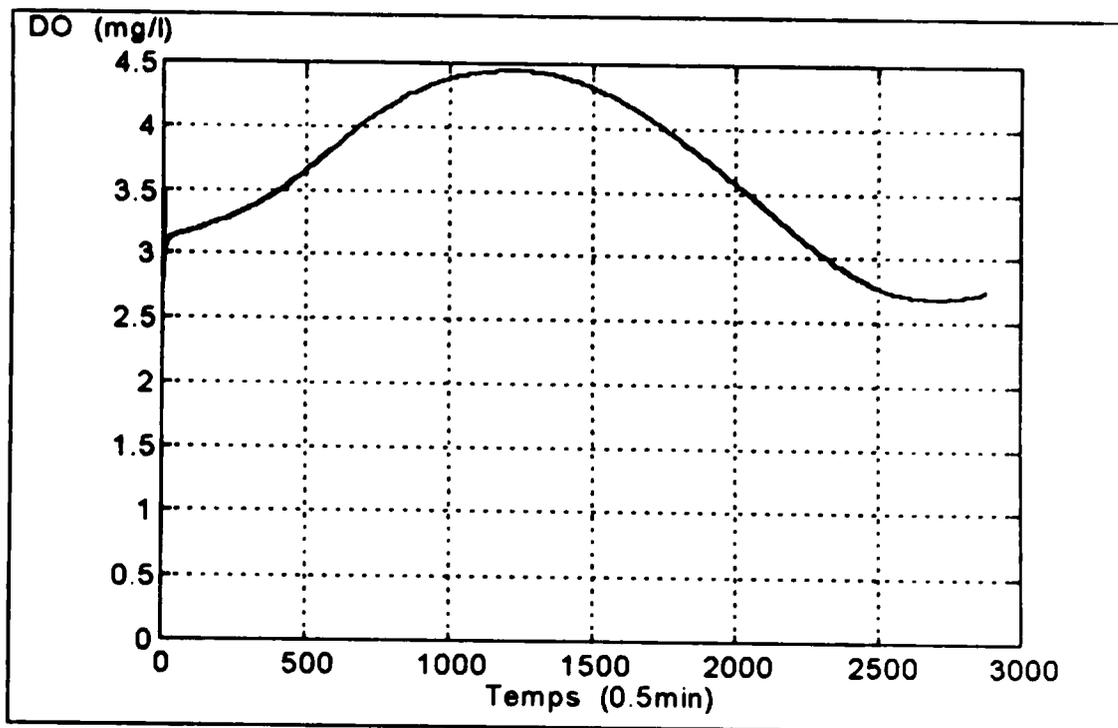


Fig.4.6.a: Emulation de la dynamique du procédé.

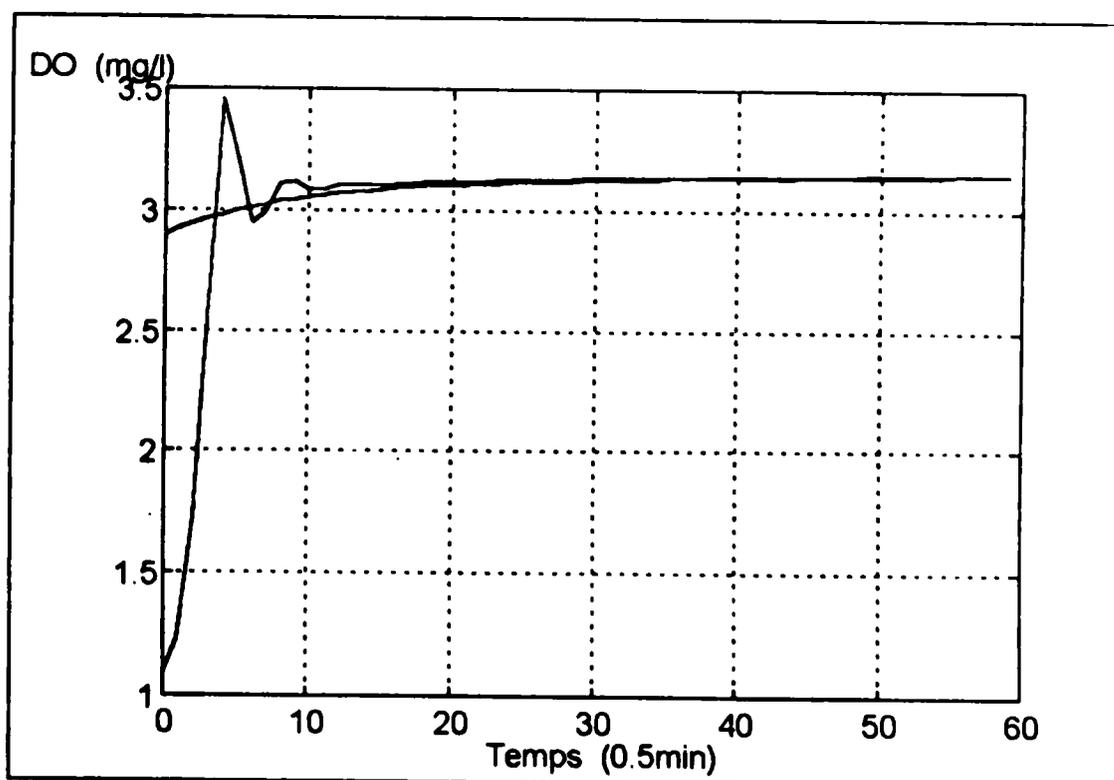


Fig.4.6.b: Emulation du régime transitoire.

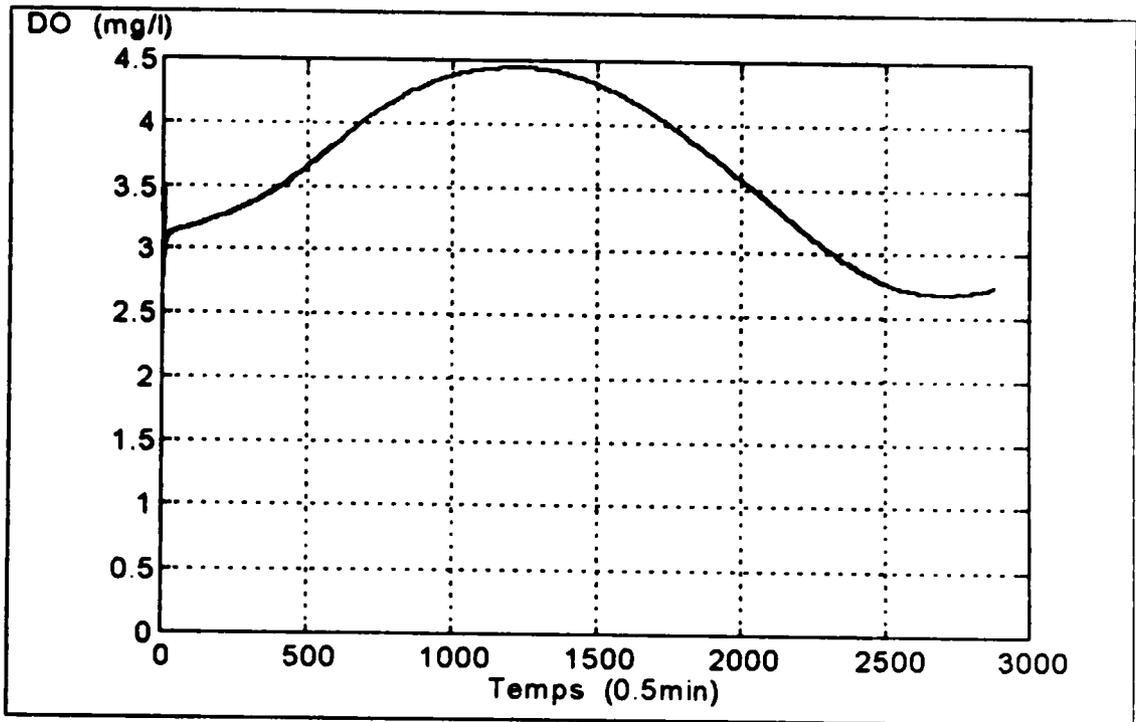


Fig.4.6.a: Emulation de la dynamique du procédé.

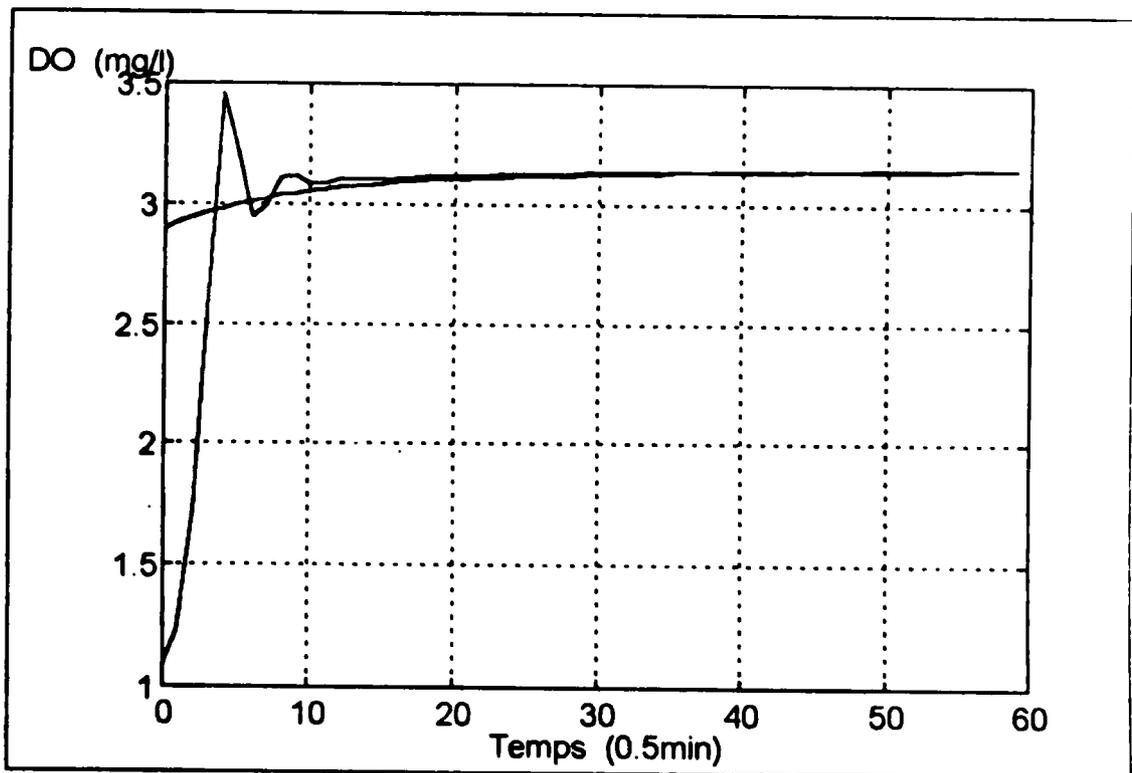


Fig.4.6.b: Emulation du régime transitoire.

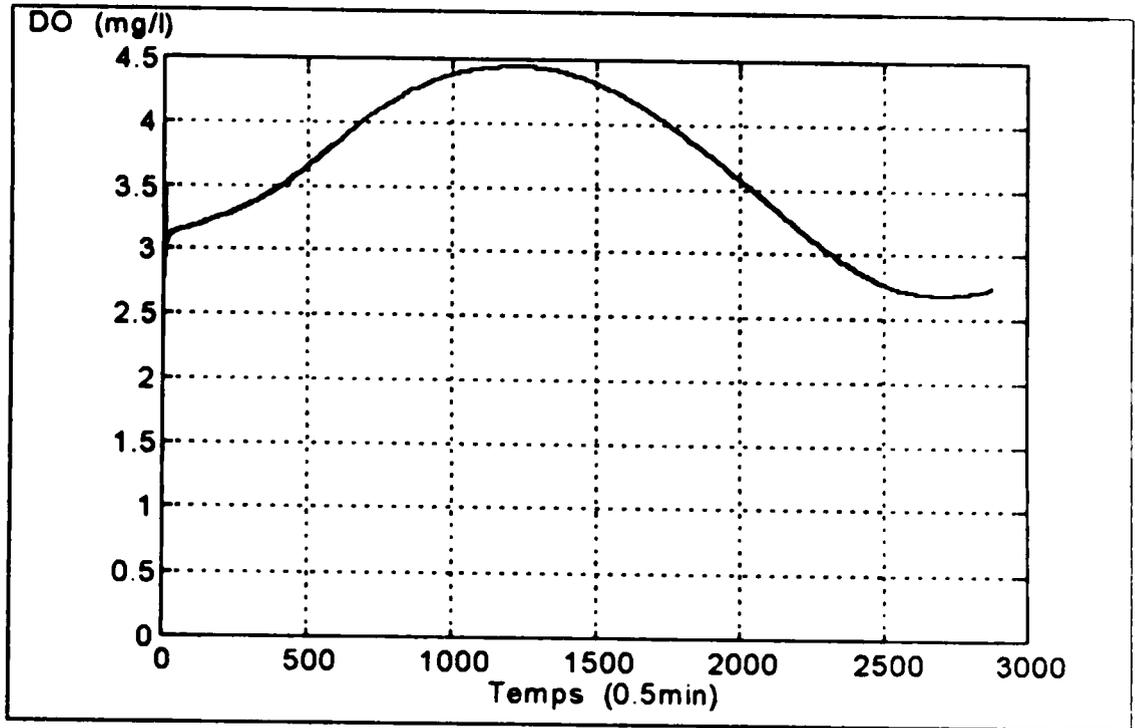


Fig.4.6.a: Emulation de la dynamique du procédé.

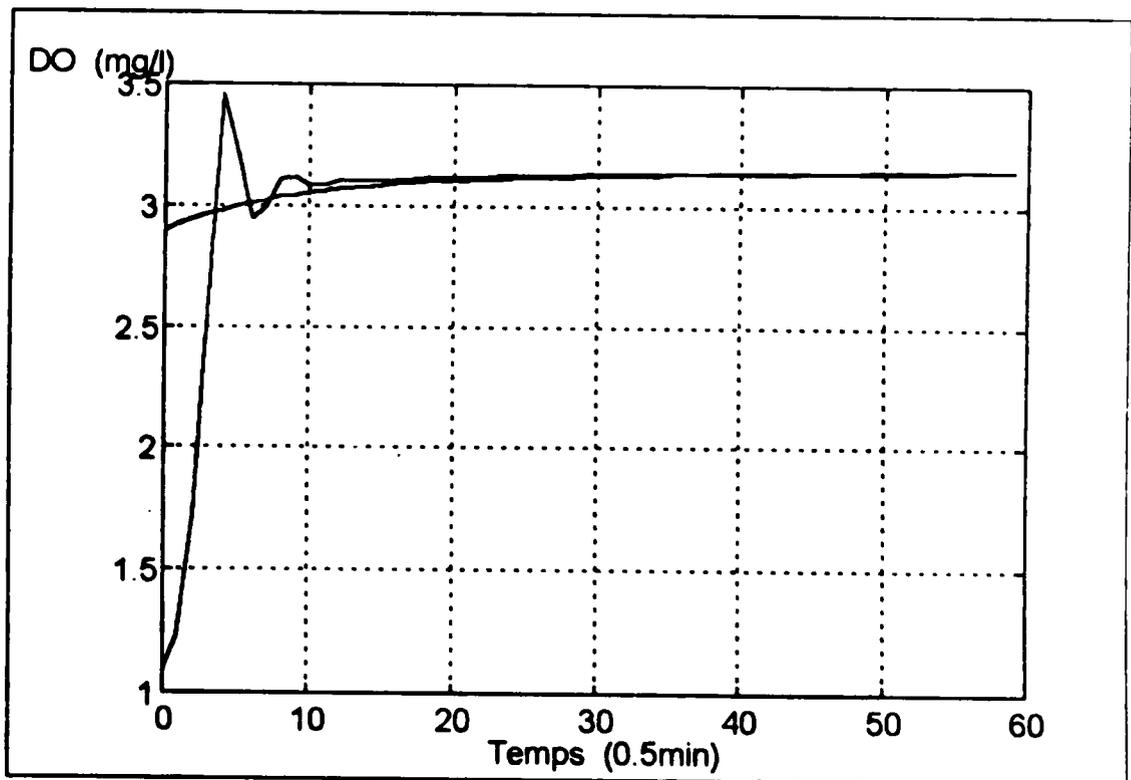


Fig.4.6.b: Emulation du régime transitoire.

Pour la première variante on a appliqué les deux approches de contrôle, tandis que pour les autres on limite les tests à l'approche de prédiction d'erreur de sortie. Laquelle, on suggère plus efficace et performante.

Variante N°1: $Q_i = C^{inc}$, $S_o = C^{inc}$, $Y_d = C^{inc}$

En premier lieu, fixant le débit d'influent et la concentration du substrat à des valeurs prédéfinies ($Q_i = 4 \text{ m}^3/\text{min}$ et $S_o = 380 \text{ mg/l}$). L'objectif de l'opération de contrôle est de réguler la concentration de la DO par action sur le débit d'air. La sortie désirée est fixée à la valeur (3,3 mg/l).

Pour les deux approches, les sorties du contrôleur et du système ainsi que l'erreur d'émulation et l'erreur de contrôle sont données par les figures (Fig.4.7.a) et (Fig.4.7.b) :

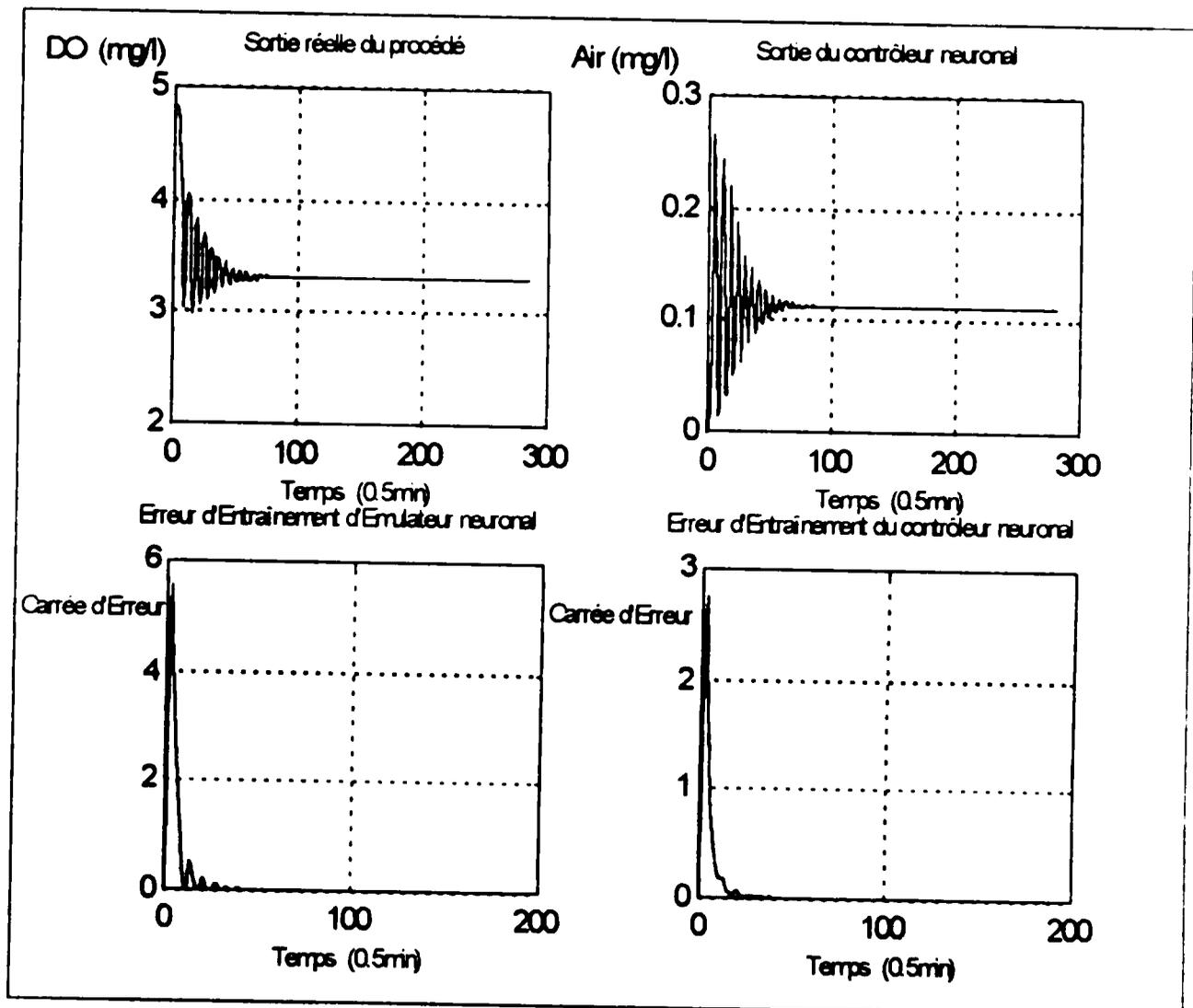


Fig.4.7.a: Régulation de la DO par l'approche à modèle inverse combiné.

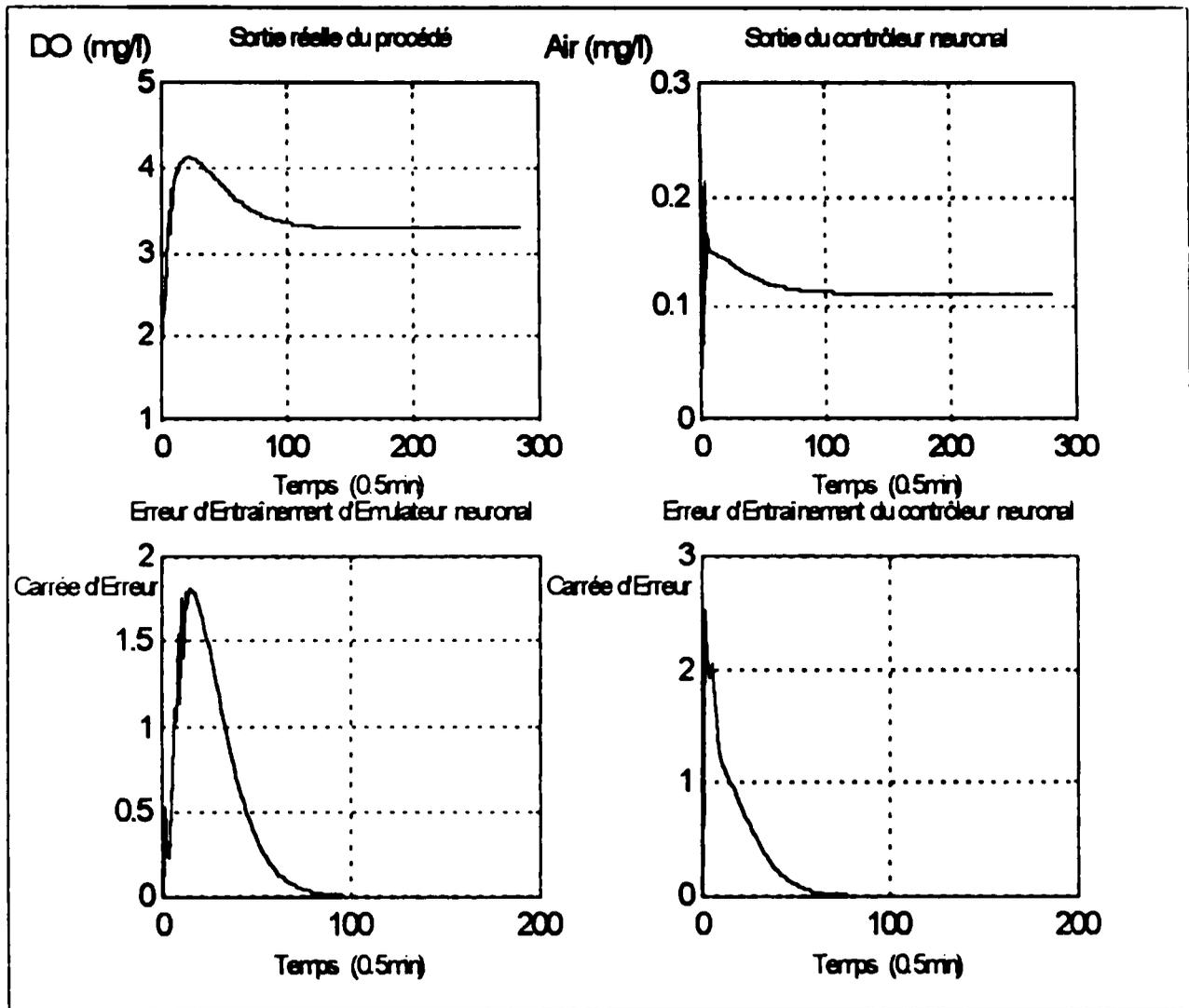


Fig.4.7.b: Régulation de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie.

Variante N°2: O_i , S_o et Y_d variables.

En gardant les valeurs des paramètres du procédé utilisés en boucle ouverte pour le régime permanent, essayons maintenant de construire une consigne de la DO autour de la valeur (3 mg/l) (Fig.4.8).

Le débit d'influent et la concentration du substrat à l'entrée ont les profils donnés par les figures (Fig.4.4.a) et (Fig.4.4.b) toujours fixées à ($Q_i=4 \text{ m}^3/\text{min}$ et $S_o=380 \text{ mg/l}$).

En agissant sur le débit d'air, on remarque que la sortie du système suit celle désirée. Les résultats de simulation pour l'approche à prédiction d'erreur de sortie sont schématisées les figures (Fig.4.9):

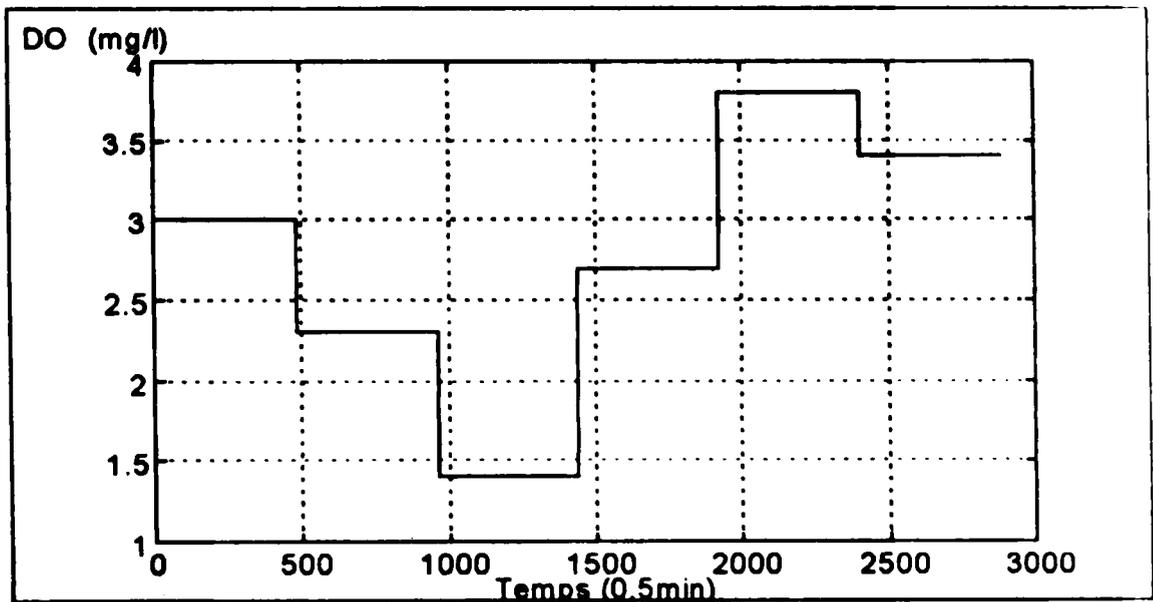


Fig.4.8: Concentration d'oxygène dissous désirée Y_d .

Variante N°2: Q_i , S_o et Y_d variables.

En gardant les valeurs des paramètres du procédé utilisés en boucle ouverte pour le régime permanent, essayons maintenant de construire une consigne de la DO autour de la valeur (3 mg/l) (Fig.4.8).

Le débit d'influent et la concentration du substrat à l'entrée ont les profils donnés par les figures (Fig.4.4.a) et (Fig.4.4.b) toujours fixées à ($Q_i=4 \text{ m}^3/\text{min}$ et $S_o=380 \text{ mg/l}$).

En agissant sur le débit d'air, on remarque que la sortie du système suit celle désirée. Les résultats de simulation pour l'approche à prédiction d'erreur de sortie sont schématisées les figures (Fig.4.9):

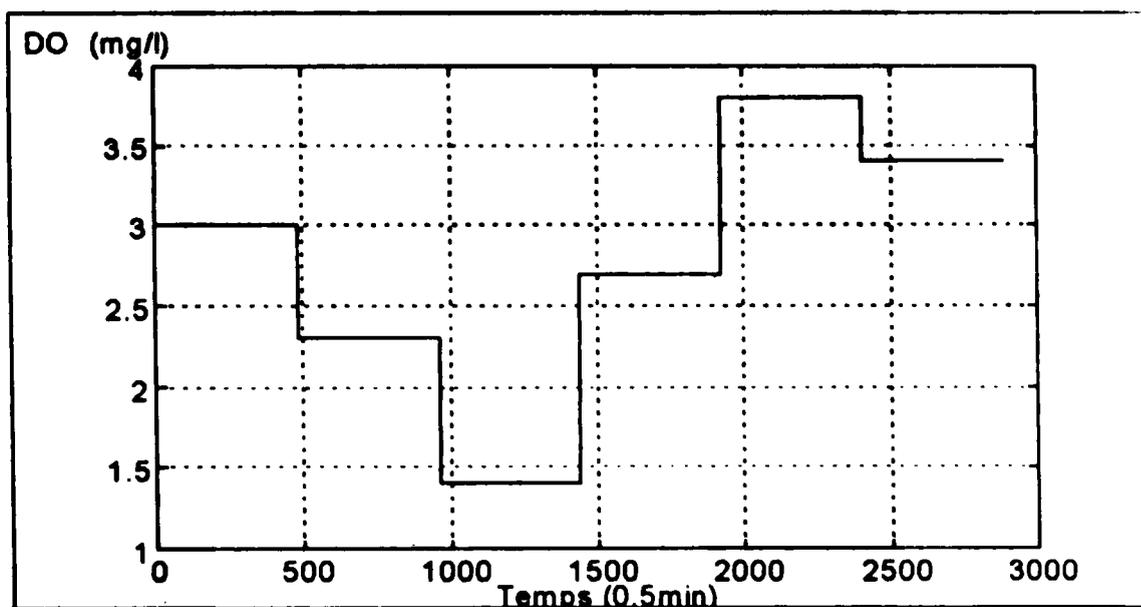


Fig.4.8: Concentration d'oxygène dissous désirée Y_d .

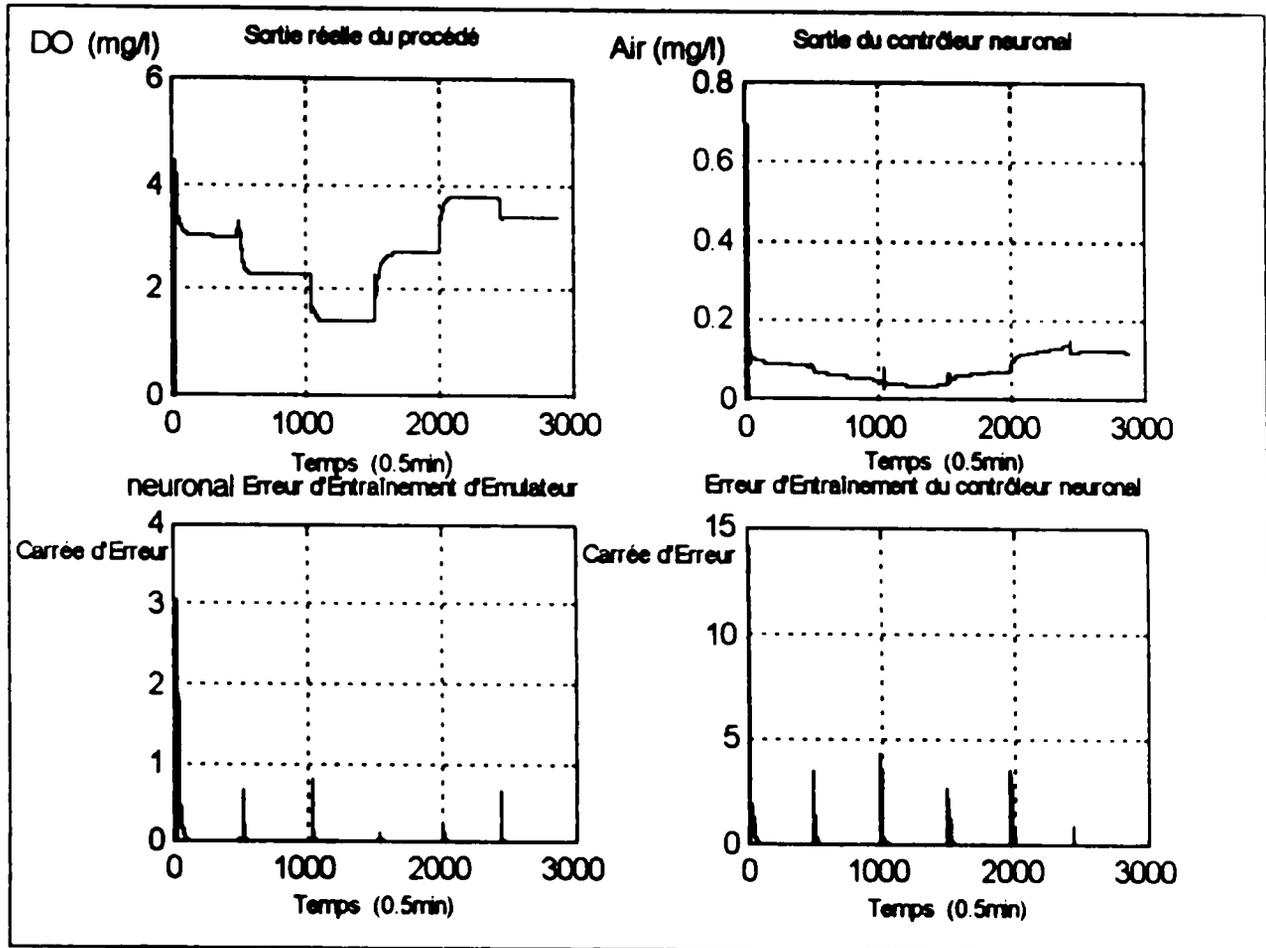


Fig.4.9: Contrôle de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie.

Consigne, Débit (Qi) et DBO à l'entrée (So) variables.

Le premier test est effectué en maintenant K_d constant et r variable. Les résultats de simulation sont schématisés par les figures (Fig.12.a) et (Fig.12.b).

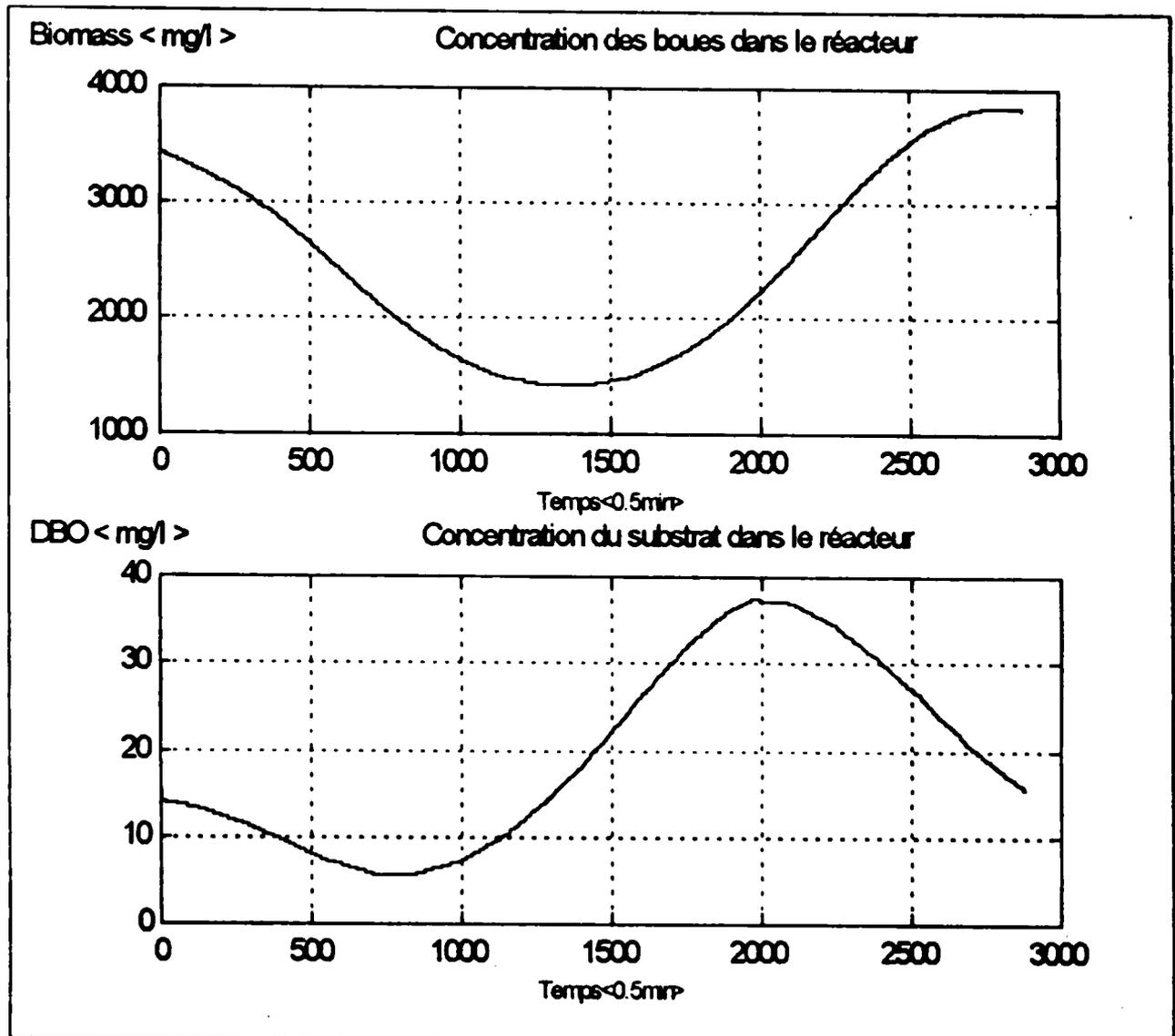
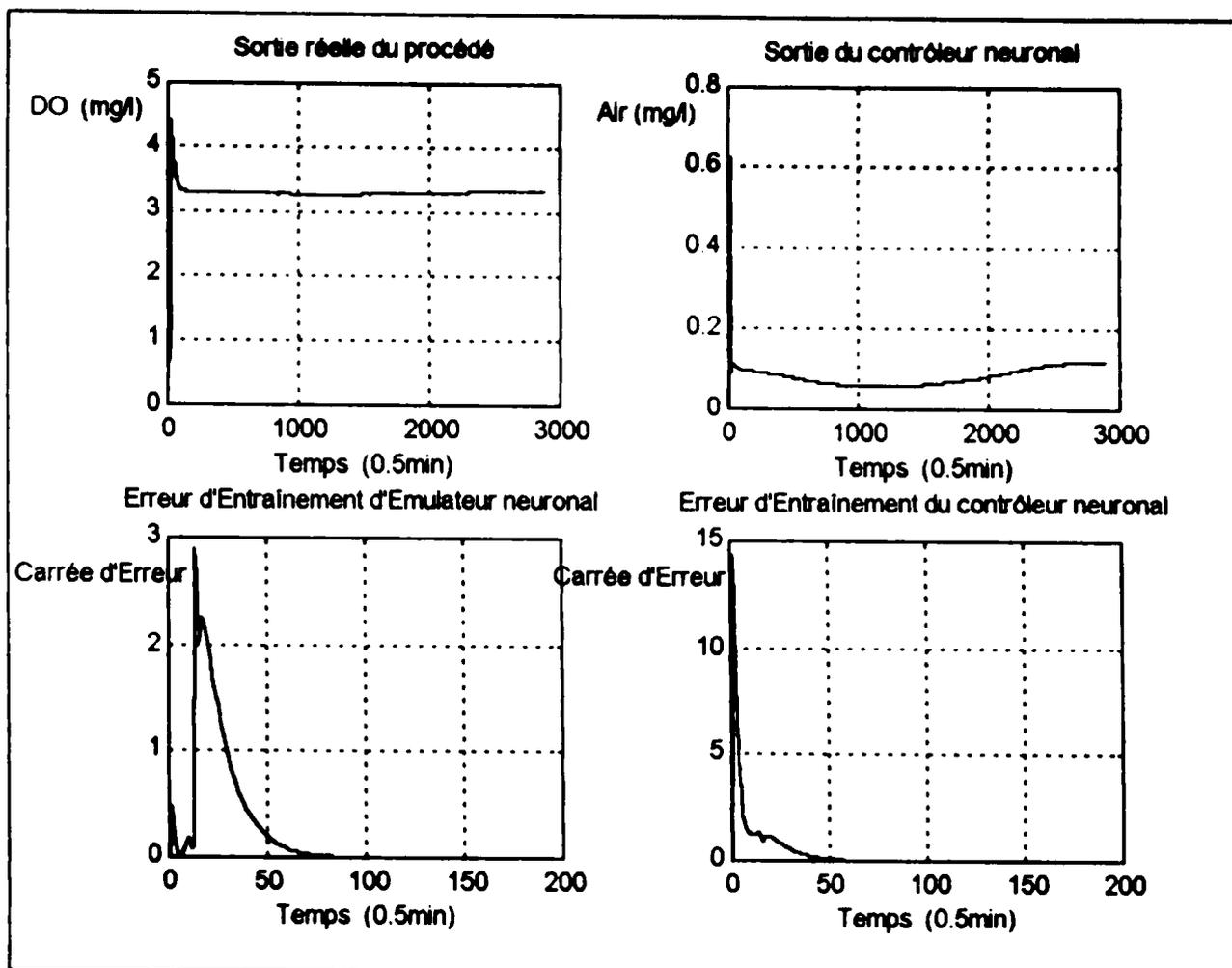


Fig.12.a: Concentrations du substrat et des boues dans le réacteur.

K_d constant et r variable.



**Fig.12.b: Contrôle de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie.
Kd constant et r variable.**

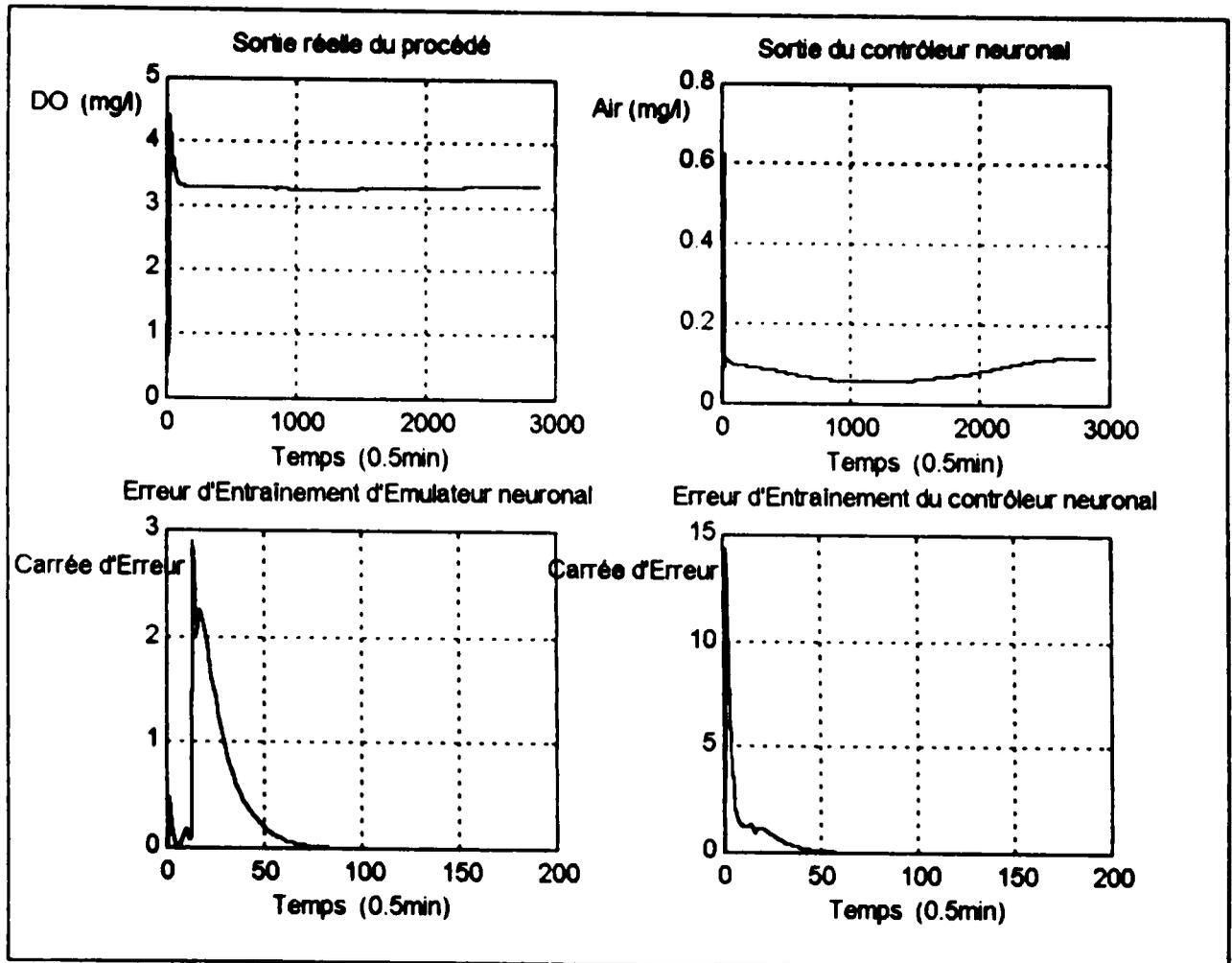
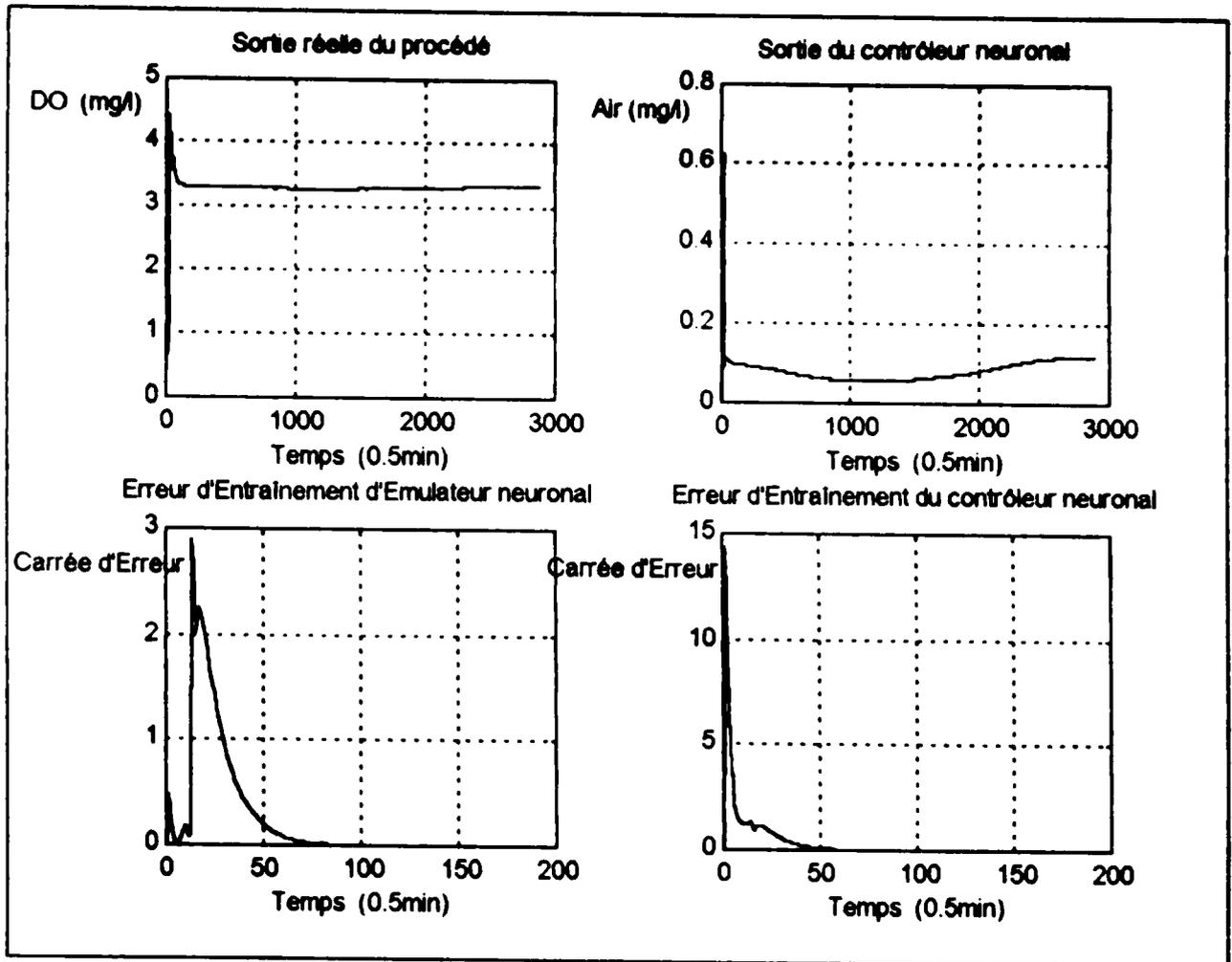


Fig.12.b: Contrôle de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie.

K_d constant et r variable.



**Fig.12.b: Contrôle de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie.
Kd constant et r variable.**

Le deuxième test déroulé avec r constant et K_d variable donne les résultats inscrits dans les figures (Fig.13.a) et (Fig.13.b).

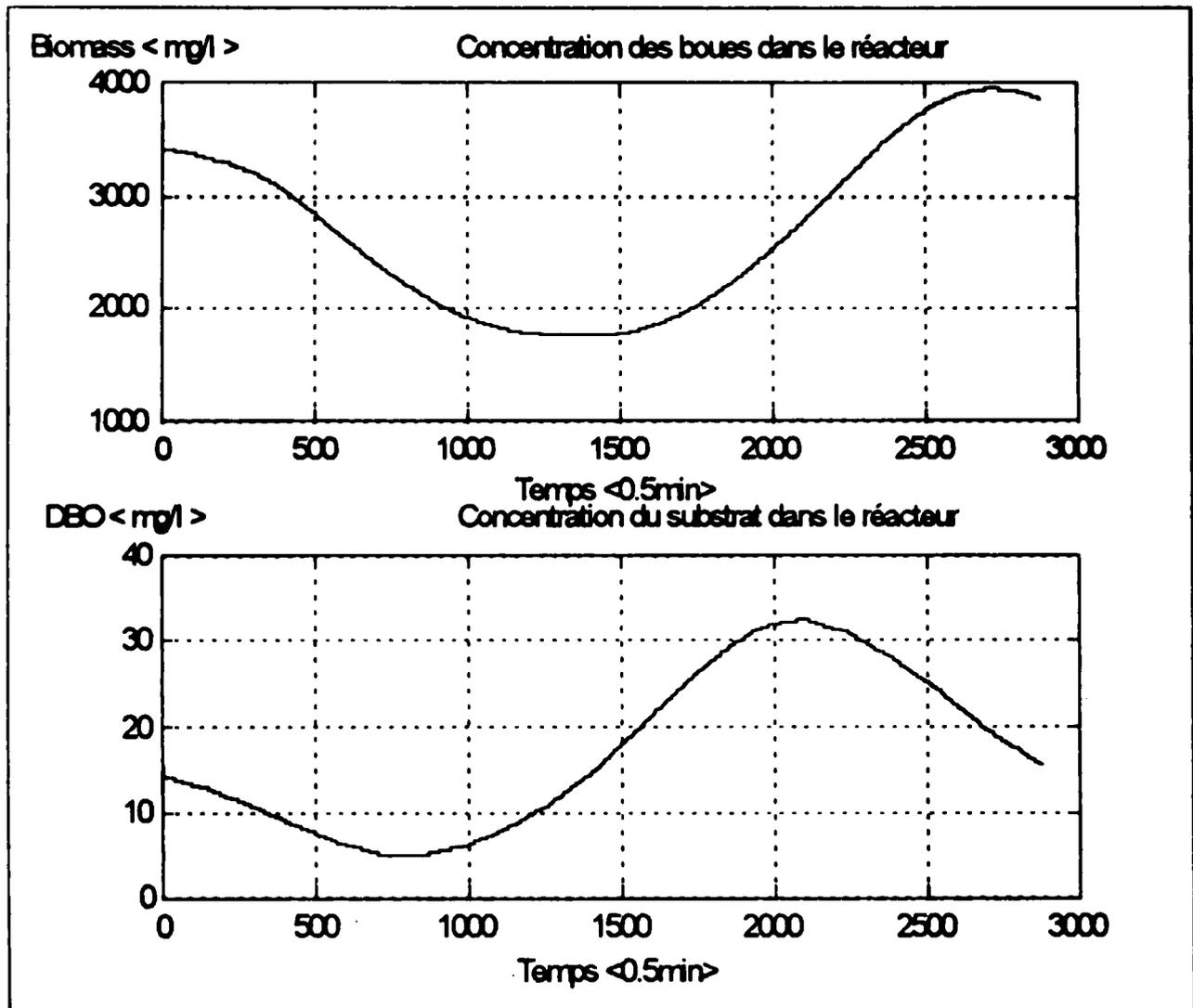
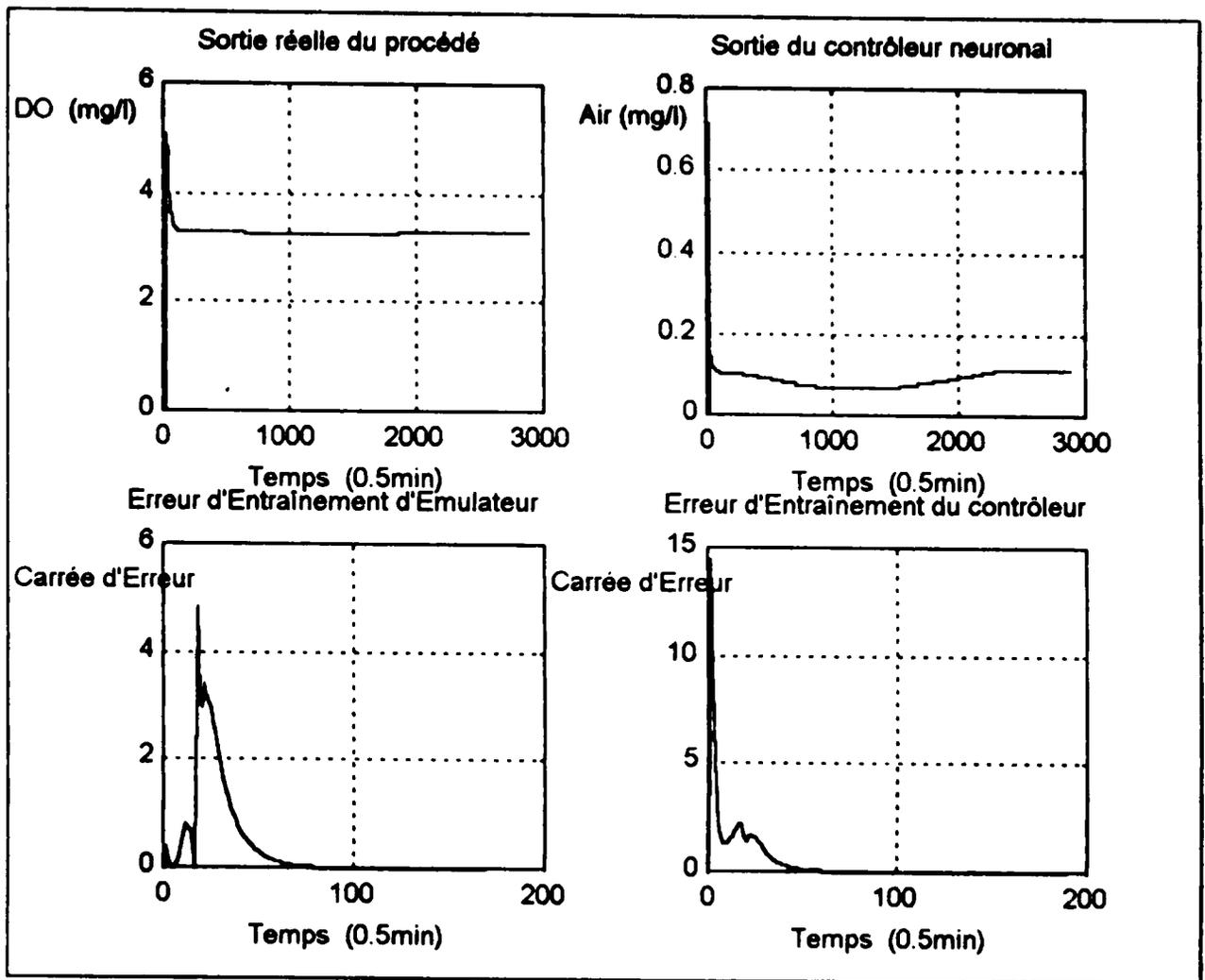


Fig.13.a: Concentrations du substrat et des boues dans le réacteur.

K_d variable et r constant.



**Fig.13.b: Contrôle de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie.
r constant et Kd variable.**

Pour Le dernier test, on affecte aux deux paramètres K_d et r des allures variables, alors que les courbes résultants sont données par les figures (Fig.14.a) et (Fig.14.b).

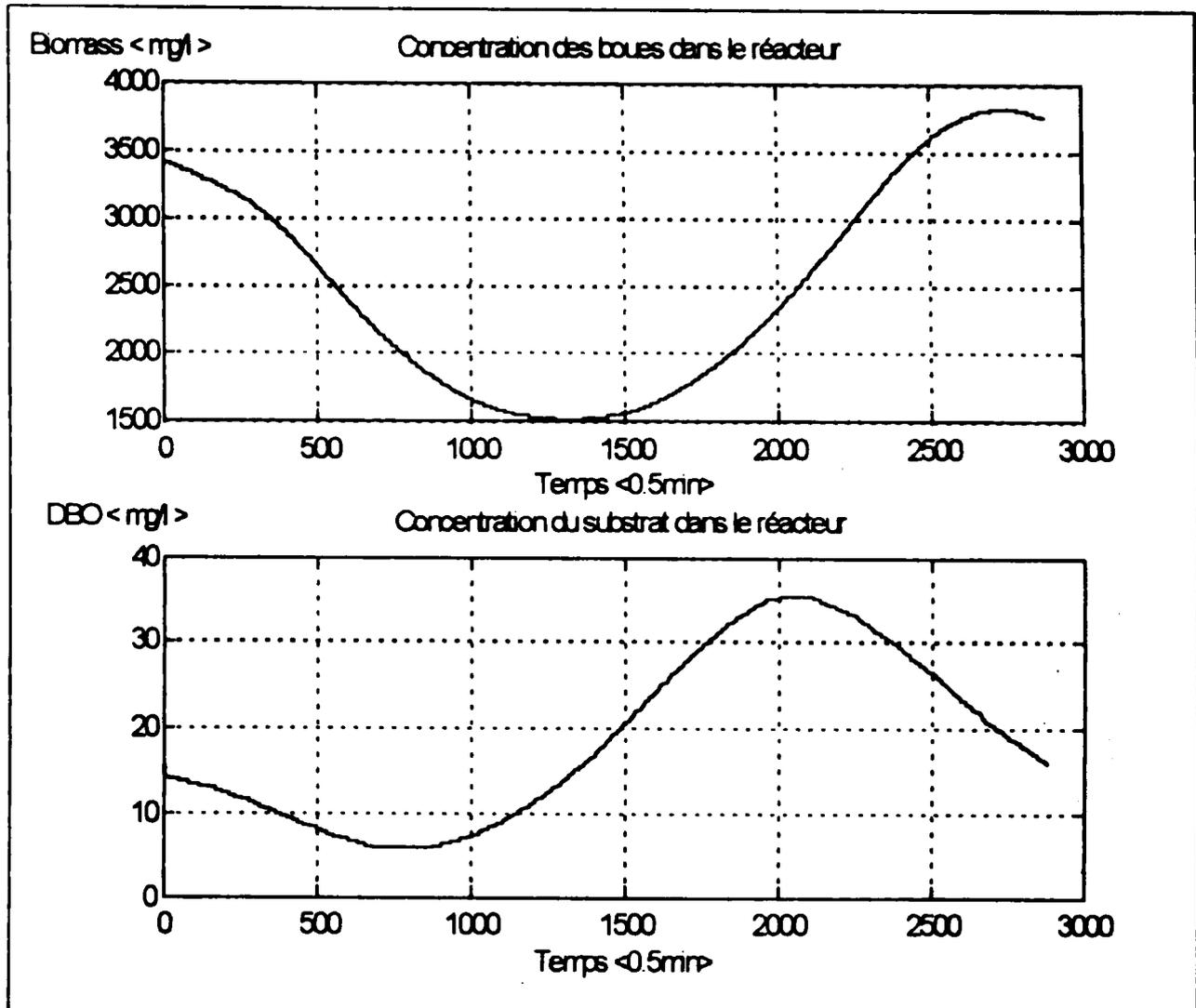


Fig.14.a: Concentrations du substrat et des boues dans le réacteur.

K_d et r les deux variable.

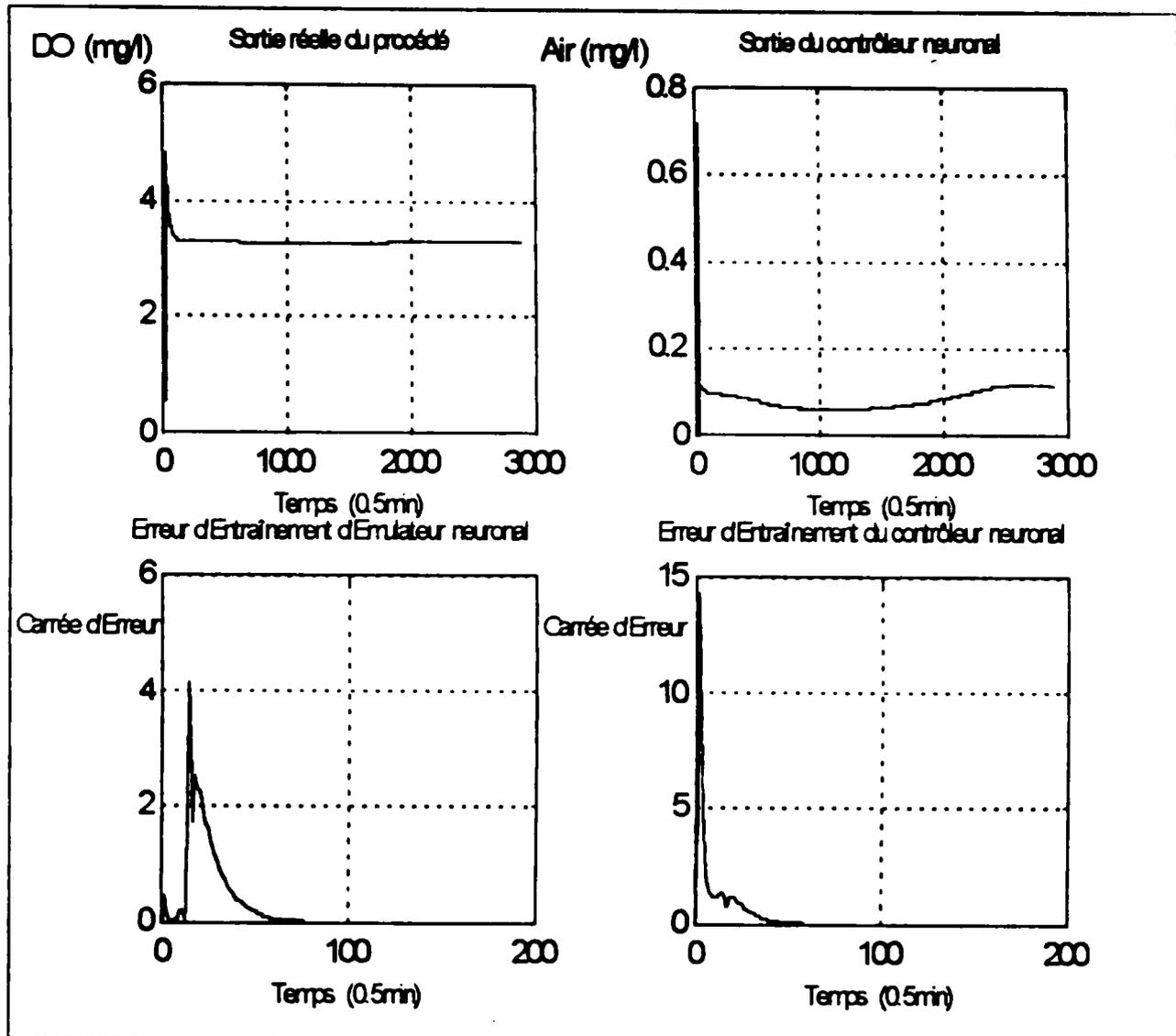


Fig.14.b: Contrôle de la DO par l'approche à prédiction d'erreur de sortie.
 r et K_d les deux variable.

4.8. Conclusion:

Les tests de la première variante valident l'approche à prédiction d'erreur de sortie dans lequel le contrôleur rejoint aisément la consigne malgré que le temps consommé avec cette approche est supérieur à celui de la première approche. Le contrôle de la deuxième variante vise la mise en évidence de la robustesse du réseau contrôleur dont ce dernier compense facilement les variations de la consigne et des autres paramètres du système (Q_i et S_o)

Les courbes des figures (Fig.12.a), (Fig.13.a) et (Fig.14.a) qui représentent les concentrations du substrat et des boues dans le réacteur ont presque le même allure du régime variable en BO dont les paramètres prépondérants sont le débit d'influent (Q_i) et le substrat à l'entrée (S_o). Alors, que les figures (Fig.12.b), (Fig.13.b) et (Fig.14.b) montrent que le réseau contrôleur donne une meilleure régulation de la DO en présence des variations des coefficients K_d et r qui influent la dynamique du système.

En général, les résultats de simulation témoignent que les structures de contrôle neuronales proposées prouvent des performances acceptables, en particulier L'émulateur neuronal qui converge à la bonne solution en temps minimal, et le contrôleur neuronal de l'approche à prédiction d'erreur de sortie qui fournit un meilleur degré de robustesse en minimisant directement l'erreur de contrôle ce qui lui permet de compenser aisément les perturbations des variables d'entrée.

Cependant, l'obstacle commun des trois structures neuronales est la durée d'entraînement lente, tel que pour un contrôle en temps réel, on est limité par la période de prélèvement qui dépend de la dynamique du système, et par conséquent le nombre d'entraînement par période ne peut excéder certaines limites, or Le réseau contrôleur nécessite un surplus d'itération d'entraînement pour générer des commandes convenables d'une façon immédiate.

Alors, en plus les critères d'accélération de la rétropropagation ainsi noter, on prévoit des calculateurs puissants et un nombre réduit des cellules des couches cachées en particulier avec la dernière approche.

CHAPITRE V

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

La technologie d'intelligence artificielle est fondée essentiellement sur des nouvelles techniques non conventionnelles, en citant les réseaux de neurones, la logique floue, les algorithmes génétiques...etc. Cette voie, imposée par la nature et la complexité des systèmes à commander, nous conduit à dégager les avantages des réseaux de neurones en aspect d'approximation et de généralisation dans le contrôle des systèmes dynamiques non linéaires pour lesquels la théorie de commande conventionnelle souffre des difficultés d'ordre pratiques et théoriques.

Des généralités sur les réseaux de neurones sont notées en premier lieu, pour éclaircir l'évolution de cet outil en matière d'architecture, d'apprentissage et du domaine d'application.

La méthode de la rétropropagation qui est à l'origine du progrès marqué dans ce champ était détaillée et des techniques d'accélération de son algorithme sont décrites.

Dans ce travail, on a introduit les techniques adaptatives souvent appropriées avec le procédé à commander, pour la conception des structures de contrôle adéquates. En conséquence, trois configurations sont proposées. L'émulateur du procédé permet une identification en ligne où hors ligne de la dynamique du système, tandis que les deux autres configurations représentent des contrôleurs neuronal proprement dit et agissant en ligne.

A noter que La différence entre les deux approches de contrôle réside dans le mode d'entraînement et d'adaptation du réseau contrôleur.

En général, les résultats de simulation témoignent que les structures de contrôle neuronales proposées prouvent des performances acceptables. L'émulateur neuronal converge toujours vers la sortie réelle en temps minimal, quelques soient les paramètres initiaux du réseau. Le contrôle par l'approche à modèle inverse combiné qui exploite la sortie du contrôleur et non la sortie réelle du procédé nécessite un choix convenable des paramètres initiaux du réseau contrôleur pour avoir une souplesse de suivi de la trajectoire désirée.

L'approche de contrôle par prédiction d'erreur de sortie qui minimise directement l'erreur de contrôle présente de meilleures degrés performances. La convergence est atteinte progressivement, ce qui rend l'algorithme de commande robuste est pratiquement applicable.

L'efficacité de ces techniques non conventionnelles a été démontrée par l'application au contrôle du procédé d'épuration des eaux usées à boues activées. La tâche est réalisée par l'utilisation d'un nombre variable d'itération d'entraînement par période d'échantillonnage, ce qui permet de faire un compromis entre les contraintes dynamique du système, le degré d'approximation et de généralisation du réseau contrôleur et la rapidité de convergence.

Le procédé en question connaît des non linéarités très accentuées, des constantes de temps allant de la minute à la journée et attaché à des perturbations très probables en concentration et en débit des différentes variables. Tous ces points peuvent affecter totalement la dynamique du procédé gouvernée par une bioactivité des micro-organismes très sensibles aux faibles perturbations.

Le choix du débit d'air comme paramètre de contrôle est motivé par son intérêt économique et sa simplicité de mise en oeuvre. En d'autre part, le découplage des différentes unités de traitements qui exploite la large portée des temps de réponse, peut faciliter la tâche de contrôle.

Les résultats de simulation obtenues prouvent la capacité des réseaux de neurones dans la réalisation des contrôleurs robustes et autonomes, dans lesquels l'aspect d'approximation et de généralisation est renforcé par les méthodes adaptatives de la théorie conventionnelle.

Finalement, nous constatons que le point noir des réseaux de neurones est la convergence très lente de la rétropropagation. Alors, avec des calculateurs puissants, le développement de nouvelles techniques d'adaptation des paramètres du réseau, la conception des structures de contrôle, basées sur des informations à priori du système et qui répondent aux exigences de sa dynamique, pourraient améliorer les performances d'une opération de contrôle en ligne des système dynamiques non linéaires.

Concernant le procédé d'épuration des eaux usées à boues activées, en plus le découplage de différentes unités de traitements, l'utilisation des capteurs en ligne de haute précision et l'établissement d'une interaction entre le système et le réseau d'assainissement approvisionnant, peuvent réduire l'ampleur des perturbations qui sont à l'origine des détériorations de la qualité d'effluent.

Bibliographie

- [1] K. MERZOUKI , O. SEGERU and R. YUSOF , "Temperature regulation with neural networks and alternative control schemes" IEEE trans. neural networks , vol. 6 , n° 3 , pp : 572-582 Mai 1995
- [2] HERBERT E. RAUCH "Introduction to neural networks and their application to control systems" IEEE neural networks council , pp : 212-216 , 1990.
- [3] K. MERZOUKI , O. SEGERU and R. YUSOF , "Mimo furnace control with neural networks" IEEE trans.control system technology , vol.1 , n° 4 , pp :238-245 , Dec. 1993.
- [4] R. YUSOF , O. SEGERU and K. MERZOUKI "Self-tuning PID control : a multivariable derivation and application". vol. 30 , n° 12 , pp: 1975-1981, Automatica 1994 .
- [5] RICHARD P. LIPPMANN "An introduction to computing with neural nets" IEEE ASSP MAGAZINE , pp: 4 -20 , April 1987.
- [6] F. TOSHIO , S. TAKANORI and T. MASATOSHI "Neuromorphic control : adaptation and learning" IEEE trans. Indust. electro. , vol.39 , n°6, pp: 497-501, Dec. 1992.
- [7] R. JYH-SHING "Self-learning fuzzy controllers based on temporal back propagation" IEEE trans. neural networks , vol.3 , n° 5, pp: 714 -721, Sep. 1992.
- [8] H. R. BERENJI and P. KHEDKAR, "Learning and tuning fuzzy logic controllers through reinforcements" IEEE trans . neural networks , vol. 3 , n° 5 , pp : 427-739 , Sep. 1992.
- [9] T. HENG-MING , W. JUNLI and A. KAVEH "A neural network-based tracking control system" IEEE trans. Indust. electro. , vol.39 , n° 6, pp: 504 -510, Dec 1992.
- [10] H. HIDEKI , K. TAKASHI , S. MOTOO and H. FUMIO "Visual control of robotic manipulator based on neural networks" IEEE trans. Indust. electronique , vol.39 , n°6, pp: 490-496 , Dec. 1992 .
- [11] K. S. NARENDRA and P. KHEDKAR " Gradient methods for the optimisation of systems containing neural networks" , vol.2, pp:252-262, Mars 1991.
- [12] D. A. HOSKINS , J. N. HWANG and J. VAGNERS "Iterative inversion of neural networks and its application to adaptive control" IEEE trans. neural networks , vol.3 , n°2, pp: 292-301, Mars 1992.
- [13] K. J. HUNT , D. SBARBARO , R. ZBIKOWSKI and P. J. GAWTHROP "Neural networks for control systems - a survey" International Journal of Control , pp: 1083- 1111.

- [14] U. L. ASRIEL , S. K. NARENDRA "Control of nonlinear dynamical systems using neural networks : controllability and stabilization" IEEE trans. neural networks , vol.4 , n°2 , Mars 1993.
- [15] T. YAMADA and T YABUTA , " Neural network controller using autotuning method for nonlinear functions " IEEE trans. neural networks , vol. 3 , n° 4 , pp :595-601 , juin 1992.
- [16] R.M. SANNER and J.E. SLOTINE "Gaussian networks for direct adaptive control " IEEE trans. neural networks , vol. 3 , n° 6 , pp : 837-863 , Nov 1992.
- [17] M.J. WILLIS , C.Di MASSIMO , G.A; MONTAGUE , M.T. THAM and A.J. MORRIS 'Artificial neural networks in process engineering' IEE proceedings-part D, vol.138 , n°3 , pp: 256-266 . Mai 1994.
- [18] K S NARENDRA and K.PARTHASARATHY "Identification and control of dynamical systems using neural networks" IEEE trans. neural networks , vol.1 n° 1, pp: 4-27 Mars 1990.
- [19] S. KAZUSHIGE , S. TAMAMI , S. MINORU , N. SHIGEMI and A. KAZUO "Mobile robot control by neural networks using self-supervised learning" IEEE trans. Indust. electro. . vol.39 , n°6, pp: 537-542. Dec.19 92.
- [20] W. A. CHARLES "Learning to control an inverted pendulum using neural networks" IEEE trans. control systems, pp: 31-37 , April 1989 .
- [21] K. HAJIME , O. HIDEYUKI and N. YOSHIKAZU "Solving a placement problem by means of an analog neural network" IEEE trans. Indust. electro. , vol.39 , n°6, pp: 543-550, Dec.19 92.
- [22] K. MARZUKI and O. SIGERU "A neural network controller for a temperature control system" IEEE trans. control systems, pp: 58-64, Juin 1992.
- [23] P. E. SILVIO , T. RAOUL , X.B. TIMONTHY , T. DAOUD and P. T. ANILKUMAR "Analog VLSI neural networks : Implementation issues and examples in optimisation and supervised learning" IEEE trans. Indust. electro. , vol39 , n°6, pp: 552-564 , Dec. 1992.
- [24] L. D. GARY and S. M. EUGENE "A hough transform system based on neural networks" IEEE trans. Indust. Electro. , vol.39 , n°6, pp: 522-536, Dec 1992.
- [25] I. AKIO , F. TAKESHI , O. SHIGERU and U. YOSHIKI "Aneural network compensator for uncertainties of robotics manipulators" IEEE trans. Indust. Electro. ,vol.39 , n° 6, pp: 565-570 , Dec. 1992.

- [26] T. JHLIO and O. SIGERU "Process control by on-line trained neural controllers" IEEE trans. Industr. Electro. , vol.39 , n°6, pp: 511-521, Dec. 1992.
- [27] D. TANK et J. HOPFIELD "Les réseaux de neurones formels" Pour la science. pp: 80-89, Fév. 1988.
- [28] D. SANZ "Un cerveau dans la machine" Science et vie micro , n° 69, pp:109-124, Fév. 1990.
- [29] F. TOSHIO and S. TAKANORI "Theory and applications of neural networks for industrial control systems" IEEE trans. Indust. Electro. , vol.39 , n°6, pp:472-488 , Dec.1992.
- [30] K. KARA "Application des réseaux de neurones à l'identification des systemes non linéaires" Inst. d'Electronique , U. de Constantine THESE de Magister 1995.
- [31] M. BOUMEHRAZ "Identification et contrôle avec réseaux de neurones", Inst. d'Electronique , U. de Sétif, THESE de Magister 1993.
- [32] E. DAVALO et P. NAIM "Des réseaux de neurones" Edition EYROLLES , Paris 1990
- [33] J. A. FREEMAN and D. M. SKAPURA "Neural networks : algorithms , applications , and programming techniques" Addison-Wesly Publishing Company.
- [34] I. D. LANDAU et L. DUGARD "Commande adaptative ; aspects pratiques et théoriques" Edition MASSON 1986 .
- [35] G. OLSSON "State of the art in sewage treatment plant control" Aiche Symposium Series, n°159 , vol.72 , pp: 52-75.
- [36] K. YUH-JU KO , C. M. BAYLISS and C. G. GRAHAM "Adaptive controle and identification of the dissolved oxygen process", vol.18 , n°6 , pp: 727-730, Automatica 1982.
- [37] Direction d'hydraulique de Souh-ahras " Projet de dimensionnement de la station d'épuration des eaux usées de Sedrata" Fév. 1995
- [38] R. M. TONG , M. B. BECK and A. LATTEN "Fuzzy control of activated sludge wastewater treatment process", vol.16 , pp: 659-701, Automatica 1980.
- [39] A. CHERUY "Sur la commande automatique des stations d'épuration biologique des eaux", vol.15 , n°4 , pp: 319-334. R.A.I.R.O 1981.
- [40] W.S. SMURTHON "Waste water treatment" , pp: 143-183, Wiley 1980.
- [41] W.S. SMURTHON "Waste water treatment" , pp: 84-118, Wiley 1980.
- [42] S.MARSILI-LIBELLI "Adaptive estimation of bioactivities in activated sludge process" IEE Proceeding-part D, Vol. 137 , Pt.D , n° 6 , Nov. 1990.
- [43] S. MUKHOPADHYAY and K.S.NARENDRA "Disturbance rejection in nonlinear systems using neural networks" IEEE trans.neural networks , vol.4 , n°1, pp:63-72, jan 1993.

- [44] O. OLUROTIMI "Reccurent neural network training with feedforward complexity " IEEE trans.neural networks , vol.5 , n° 2, pp : 185-197, Mars 1994.
- [45] S.W.PICHE "Steepest descent algorithms for neural network controllers and filters " IEEE trans. neural networks , vol. 5 , n° 2, pp :198-212. Mars 1994.
- [46] D.H. NGUYEN and B.WIDROW " Neural networks for self-learning control systems " IEEE control systems magazine , vol.10, pp. 18-23 , April 1990.
- [47] G. BARTE , R.S. SUTTON and C.W. ANDERSON " Neuronlike adaptive elements that can solve difficult learning control problems " IEEE trans. on systems , Man and cybenetics , vol. SMC -13 , pp.834-846, 1983.
- [48] P. J. WERBOS " Back-propagation through time " , what it does and how to do it . proc . IEEE , vol. 78, pp. 1550-1560 , Oct. 1990.
- [49] W. JACOBY and M. PANDIT " A prediction-error-method for recursive identification of nonlinear systems " AUTOMATICA , vol. 23 , No. 4, pp. 491-496, jul. 1987.
- [50] C. J. HARRIS " Modelling , simulation and control of stochastic systems with applications in waste water treatment " Int. J. Systems sci., vol. 8 , No. 4 , 1977.
- [51] C. J. HARRIS " Minumum variance control , estimation and simulation of nonlinear models of waste water treatment systems " . proc. IEEE, vol. 125 , No. 5, 1978.
- [52] METCALF & EDDY " Waste water engineering " Mc Graw hill , New-york, 1979.
- [53] M.R. AZIMI-SADJADI , S. SHEEDVASH and F.O. TRUJILLO " Recursive dynamic node creationin multilayer neural networks " , IEEE Trans. neural networks , vol. 4 , n° 2 , pp : 242-256 , Mars 1993.

ملخص

تهدف هذه الدراسة إلى تجلية التحكم الذاتي في عمل الوحدة الثانوية لنظام تصفية المياه المستعملة بالبكتيريا المنشطة المتميز بطبيعة حركية وغير خطية معقدة، حتى أن نظرية التحكم التقليدي بتقنياتها المتعددة لم تفلح في وضع قانون تحكم فعال و بموهلات مرتفعة وهذا ما دفعنا إلى اللجوء إلى طريقة جديدة غير تقليدية وهي الشبكات العصبونية. لكن هذه التقنية لها سلبياتها المثبطة والمتمثلة في وقت التدريب المستغرق، ومع ذلك فبالإمكان تجاوز هذه الإشكالية، وهذا بإبراز وإستغلال مزايا الطريقتين معا و كنتيجة لذلك، عدة تصاميم للتحكم الخطي قد أخرجت و طبقت على هذا النظام البيولوجي. التدريب المضاعف خلال دور التقطيع هي طريقة جديدة للتقويم أدخلت.

نتائج أعمال البرمجة أثبتت فعالية تصاميم التحكم المقترحة، خاصة طريقة التكهن بخطأ المخرج الذي يقلص مباشرة خطأ المراقبة و يحسن و يسرع بوضوح التقريب.

الكلمات الأساسية:

الشبكات العصبونية، النظام المزاحم، المراقب العصبوني، التدريب المضاعف الخطي، نظرية التحكم التقليدي، البكتيريا المنشطة.

ABSTRACT

This studies deals with the automatic control of activated sludge process in waste water treatment. The fondamental characteristic of this plant is the enormous complexity depending on both nonlinear and dynamic nature, in which the conventionnal control gives poor results if the system is subject to large disturbances. This is one reason why the application of neural networks tool has been investigated. However, time consuming is the major problem of this empirical approach.

Methods that combines neural networks techniques and adaptive control can overcome these shortcomings. In this work, one such method is applied for the control of activated sludge process with new on line multiple training updating during each sampling period.

The simulation results show the effectiness of the proposed neuromorphic control structures and training methods, in particular the predicted output error approach, directly minimizes the control error and greatly improves convergence.

Keywords : neural networks, plant emulator, neural controller, on-line multiple training, conventionnal control theory, activated sludge.

ملخص

تهدف هذه الدراسة إلى تجلية التحكم الذاتي في عمل الوحدة الثانوية لنظام تصفية المياه المستعملة بالبكتيريا المنشطة المتميز بطبيعة حركية وغير خطية معقدة، حتى أن نظرية التحكم التقليدي بتقنياتها المتعددة لم تفلح في وضع قانون تحكم فعال و بموهلات مرتفعة وهذا ما دفعنا إلى اللجوء إلى طريقة جديدة غير تقليدية وهي الشبكات العصبونية. لكن هذه التقنية لها سلبيتها المنبئة والمتمثلة في وقت التدريب المستغرق، ومع ذلك فبالإمكان تجاوز هذه الإشكالية، وهذا بإبراز وإستغلال مزايا الطريقتين معا و كنتيجة لذلك، عدة تصاميم للتحكم الخطي قد أخرجت و طبقت على هذا النظام البيولوجي. التدريب المضاعف خلال دور التقطيع هي طريقة جديدة للتقويم أدخلت. نتائج أعمال البرمجة أثبتت فعالية تصاميم التحكم المقترحة، خاصة طريقة التكهن بخطأ المخرج الذي يقلص مباشرة خطأ المراقبة و يحسن و يسرع بوضوح التقريب.

الكلمات الأساسية:

الشبكات العصبونية، النظام المزاحم، المراقب العصبوني، التدريب المضاعف الخطي، نظرية التحكم التقليدي، البكتيريا المنشطة.

ABSTRACT

This studies deals with the automatic control of activated sludge process in waste water treatment. The fundamental characteristic of this plant is the enormous complexity depending on both nonlinear and dynamic nature, in which the conventionnal control gives poor results if the system is subject to large disturbances. This is one reason why the application of neural networks tool has been investigated. However, time consuming is the major problem of this empirical approach.

Methods that combines neural networks techniques and adaptive control can overcome these shortcomings. In this work, one such method is applied for the control of activated sludge process with new on line multiple training updating during each sampling period.

The simulation results show the effectness of the proposed neuromorphic control structures and training methods, in particular the predicted output error approach, directly minimizes the control error and greatly improves convergence.

Keywords : neural networks, plant emulator, neural controller, on-line multiple training, conventionnal control theory, activated sludge.