

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

BADJI MOKHTAR ANNABA UNIVERSITY

UNIVERSITE BADJI MOKHTAR ANNABA



جامعة باجي مختار – عنابة

Faculté des sciences de l'ingénieur
Département d'électronique
Année 2010

MEMOIRE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme de magister

Thème

Estimation paramétrique et diagnostic de fonctionnement

Option : surveillance des Systèmes à capteurs intelligents

Par

GUEDAOURIA ISMAIN

Directeur de mémoire : Professeur Noureddine DOGHMANE

Composition du jury

| | | |
|--------------|----------------|-------------------|
| Présidents : | M. M. DJEGHABA | Prof Univ. Annaba |
| Examineurs : | M. M. LAFIFI | M.C. Univ. Annaba |
| | M. M.F. HARKAT | M.C. Univ. Annaba |
| | M. T. KHADIR | M.C. Univ. Annaba |

Résumé

Le modèle ASM1 est un modèle mathématique avec une représentation non-linéaire. Dans les littératures scientifiques il existe des modèles réduits du modèle mathématique original. A partir du modèle adopté on peut estimer ses paramètres et surveiller le fonctionnement de processus de dégradation biologique.

Dans la première partie, nous procédons à la modélisation de la station d'épuration (bassin d'aération, clarificateur), puis nous formulons un modèle réduit par des simplifications, liées aux processus lui même et en utilisant des méthodes théoriques.

Dans la deuxième partie, nous exposons une nouvelle approche du filtrage de Kalman étendu pour l'estimation des paramètres des systèmes non-linéaires.

Aussi, nous présentons un algorithme récursif (moindres carrés non linéaire) pour estimer les paramètres des systèmes non-linéaires dans le troisième chapitre.

Pour terminer, nous adoptons une nouvelle méthode de seuillage adaptatif pour la détection de défaut et permettant un diagnostic.

Abstract:

The ASM1 model is a mathematical model with a non-linear representation. In scientific literature there are reduced models of the original mathematical model. From the model adopted can estimate its parameters and monitor the functioning of biological degradation processes.

In the first part, we proceed to model the treatment plant (aeration basin, clarifier), then we formulate a model by simplifications, related to the process itself and using theoretical methods.

In the second part, we outline a new approach to the extended Kalman filter for estimating parameters of nonlinear systems.

Also, we present a recursive algorithm (nonlinear least squares) to estimate the parameters of nonlinear systems in the third chapter.

Finally, we adopt a new method of adaptive thresholding for defect detection and for diagnosis.

ملخص

ASM1 هو نموذج رياضي، ذو تمثيل غير الخطي، لمحطات معالجة مياه الصرف الصحي. في الأدبيات العلمية، فيما يخص محطات معالجة مياه الصرف الصحي، هناك نماذج مختصرة للنموذج الرياضي الأصلي. من النموذج المعتمد يمكننا تقدير معلماته، ورصد أداء عملية التحلل البيولوجي.

في الجزء الأول، نشرع بوضع نموذج لمحطة معالجة مياه الصرف الصحي (حوض التهوية، الترسيب)، ثم نصوغ نمودجا مبسطا باستعمال طرق نظرية خاصة بالتبسيط.

في الجزء الثاني، نقترح طريقة جديدة لمرشح كالمان (Kalman) الموسع من أجل تقدير معاملات الأنظمة الغير الخطية.

أيضا، نقدم خوارزمية التكرارية (المربعات الصغرى الغير الخطية) من أجل تقدير معاملات الأنظمة الغير الخطية في الجزء الثالث.

وأخيرا، نعتمد طريقة جديدة للعبة التكيفية للكشف عن خطأ في التشخيص.

Table des matières

| | |
|---|------|
| Tables des figures..... | vi |
| Liste des tableaux..... | viii |
| Notations | ix |
| Introduction générale..... | 1 |
| 1 Modélisation d'une Station d'épuration | 4 |
| 1.1 Plan de fonctionnement d'une station d'épuration | 5 |
| 1.1.1. Le prétraitement | 6 |
| 1.1.2 Le traitement primaire | 7 |
| 1.1.3 Le traitement secondaire | 8 |
| 1.2. Modélisation des stations d'épuration à boues activées | 9 |
| 1.2.1. Modélisation du réacteur biologique..... | 10 |
| 1.2.2. Modélisation du clarificateur | 18 |
| 1.2.3. Modèle global de l'unité de traitement | 21 |
| 1.2.4. Modèle simplifié de l'unité de traitement | 22 |
| 1.3. Formulation de modèle réduit..... | 23 |
| 1.3.1. Simplification des dynamiques lentes | 23 |
| 1.3.2. Simplifications complémentaires | 25 |
| 1.3.3. Expression de modèle réduit | 27 |
| 1.4. Autre présentation d'une modèle simplifié | 28 |
| 1.5. Conclusion..... | 30 |
| 2. Filtrage non-linéaire | 31 |
| 2.1. Introduction | 32 |
| 2.2. Filtre de Kalman étendu | 32 |
| 2.2.1 Modèle général de filtrage | 33 |
| 2.2.2. Principe du filtre de Kalman Étendu (EKF) | 33 |
| 2.3. Estimation paramétrique par Filtre de Kalman Etendue | 35 |
| 2.3.1. L'algorithme FKE pour l'estimation paramétrique | 36 |
| 2.4. Simulation | 37 |

| | | |
|--------|--|----|
| 2.5. | Conclusion | 45 |
| 3. | Moindres carrés non linéaires | 47 |
| 3.1. | Définition | 48 |
| 3.2. | Fondements théoriques | 48 |
| 3.2.1. | Différences entre les moindres carrés linéaires et non-linéaires | 50 |
| 3.2.2. | Interprétation géométrique | 50 |
| 3.3. | Astuces calculatoires | 51 |
| 3.3.1. | Choix du vecteur d'incrément | 51 |
| 3.3.2. | Décompositions en QR | 51 |
| 3.3.3. | Décomposition en valeurs singulières | 52 |
| 3.3.4. | Critères de convergence | 52 |
| 3.4. | Minimums multiples | 53 |
| 3.5. | Autres méthodes | 53 |
| 3.5.1. | Linéarisation | 53 |
| 3.5.2. | Quelques ajustements | 54 |
| 3.6. | Simulation | 55 |
| 3.7. | Conclusion | 62 |
| 4. | Surveillance des systèmes..... | 63 |
| 4.1. | Définition | 64 |
| 4.2. | Détection des défauts | 66 |
| 4.2.1. | Les résidus | 66 |
| 4.2.2. | La prise de décision | 67 |
| 4.3. | Diagnostic | 69 |
| 4.3.1. | Les principes fondamentaux du diagnostic | 69 |
| 4.3.2. | Les étapes de diagnostic | 74 |
| 4.3.3. | Les différentes méthodes du diagnostic | 76 |
| 4.4. | Seuil adaptatif | 81 |
| 4.4.1. | Algorithme de Seuil adaptatif | 81 |
| 4.4.2. | Les différents algorithmes de seuil adaptatif | 83 |
| 4.4.3. | Simulation | 83 |
| 4.5. | Conclusion | 87 |
| 5. | Conclusion générale..... | 89 |
| | Bibliographie..... | 91 |

Table des figures

| | | |
|-------------|---|----|
| Figure 1-1 | Vue d'ensemble d'une station d'épuration..... | 5 |
| Figure 1-2 | Structures de la station d'épuration..... | 5 |
| Figure 1-3 | Les premières phases du prétraitement des eaux usées..... | 6 |
| Figure 1-4 | L'opération de nitrifications..... | 9 |
| Figure 1-5 | Procédés de traitement à boues activées en bassin unique..... | 10 |
| Figure 1-6 | Etapas du processus de dégradation biologique de l'azote..... | 11 |
| Figure 1-7 | Interactions entre les variables d'état du modèle ASM 1..... | 14 |
| Figure 1-8 | Illustration de l'effet du décanteur sur la concentration en azote soluble..... | 19 |
| Figure 1-9 | évolution des valeurs propres du modèle ASM 1 lors d'un cycle de fonctionnement, comportant 1 heures d'aération et 1 heures d'arrêt..... | 24 |
| Figure 2-1 | Structure de l'estimateur récursif EKF..... | 34 |
| Figure 2-2 | estimation des paramètres spécifiques ($\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, K_{DCO}, K_{ND}$)..... | 39 |
| Figure 2-3 | l'évolution des variables d'états de modèle ASM1..... | 40 |
| Figure 2-4 | l'évolution d'une variable d'état S_NO dans une plage de données entre 100 et 200..... | 40 |
| Figure 2-5 | La courbe logarithmique de la fonction de coût..... | 41 |
| Figure 2-6 | L'évolution des paramètres spécifiques (estimé et désiré) ($\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5$) | 41 |
| Figure 2-7 | L'évolution des variables d'état de modèle ASM1 et leur estimation | 42 |
| Figure 2-8 | L'évolution d'une variable d'état dans une plage de données entre 100 et 300..... | 42 |
| Figure 2-9 | La courbe logarithmique de la fonction de coût..... | 43 |
| Figure 2-10 | Estimation paramétrique de $rh_{an}, y_{an}, bh_{an}, ba_{an}, rh_{ae}, ra_{ae}, ya_{ae}$ par la méthode filtre de kalman étendu..... | 43 |
| Figure 2-11 | Évolution des variables d'états et leur estimation dans l'environnement anoxie et aérobie..... | 44 |
| Figure 2-12 | Évolution d'une variable d'état de modèle ASM1 dans une plage de données [100 150]..... | 44 |
| Figure 2-13 | La courbe logarithmique de la fonction coût..... | 45 |
| Figure 3-1 | Estimation paramétrique de $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, K_{DCO}, K_{ND}$ par la méthode moindre carrée non linéaire..... | 55 |

| | | |
|-------------|---|----|
| Figure 3-2 | L'évolution des variables d'états de modèle ASM1 | 56 |
| Figure 3-3 | L'évolution du variable d'état S_{NH} dans une plage de données entre 700 et 1000..... | 56 |
| Figure 3-4 | La courbe logarithmique de la fonction coût..... | 57 |
| Figure 3-5 | Estimation paramétrique de $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5)$ par la méthode moindres carrés non linéaire..... | 58 |
| Figure 3-6 | L'évolution des variables d'état de modèle ASM1 et leur estimation..... | 59 |
| Figure 3-7 | L'évolution du variable d'état S_{NO} dans une plage de données entre 700 et 1000..... | 59 |
| Figure 3-8 | La courbe logarithmique de la fonction de coût..... | 60 |
| Figure 3-9 | Estimation paramétrique de $rh_{an}, yh_{an}, bh_{an}, ba_{an}, rh_{ae}, ra_{ae}, ya_{ae}$ par la méthode moindres carrés non linéaire..... | 60 |
| Figure 3-10 | Évolution des variables d'états et leur estimation dans l'environnement anoxique et aérobie..... | 61 |
| Figure 3-11 | L'évolution de la variable d'état S_{NH} de modèle ASM1 dans une plage de données [100,140]..... | 61 |
| Figure 3-12 | la courbe logarithmique de la fonction de coût..... | 62 |
| Figure 4-1 | Les grandes étapes des méthodes de surveillance | 64 |
| Figure 4-2 | Erreur de type I (α) et de type II (β)..... | 68 |
| Figure 4-3 | Génération des résidus..... | 76 |
| Figure 4-4 | Bloc diagramme d'Algorithme de Seuil adaptatif..... | 81 |
| Figure 4-5 | Évolution de l'erreur quadratique pondérée avec un seuil fixe..... | 82 |
| Figure 4-6 | Évolution de l'erreur quadratique pondérée avec un seuil adaptatif..... | 82 |
| Figure 4-7 | L'évolution de SWE en absence de défaut avec deux seuils fixes..... | 83 |
| Figure 4-8 | L'évolution de SWE en absence de défaut avec un seuil adaptatif..... | 84 |
| Figure 4-9 | L'évolution de SWE en présence de défaut avec deux seuils fixes..... | 84 |
| Figure 4-10 | L'évolution de SWE en présence de défaut avec un seuil adaptatif..... | 85 |
| Figure 4-11 | L'évolution de SWE dans une plage de donnée entre 58 et 66..... | 85 |
| Figure 4-12 | L'évolution de SWE du variable S_o en présence de défaut avec deux seuils fixes..... | 86 |
| Figure 4-13 | L'évolution de SWE du variable S_o en présence de défaut avec un seuil adaptatif..... | 86 |

Liste des tableaux

| | | |
|-------------|--|----|
| Tableau 1-1 | Variable d'état du modèle de dégradation biologique..... | 11 |
| Tableau 1-2 | stœchiométrie des réactions du model de dégradation..... | 16 |
| Tableau 1-3 | paramètres stœchiométriques et cinétique du modèle ASM 1..... | 17 |
| Tableau 1-4 | les paramètres de modèle simplifié d'une station d'épuration (Jeppson, 1996)..... | 29 |
| Tableau 2-1 | L'algorithme FKE pour l'estimation paramétrique..... | 36 |
| Tableau 2-2 | les paramètres stœchiométrique, cinétique et spécifique..... | 38 |
| Tableau 4-1 | Type d'erreur et risques associés aux tests d'hypothèses..... | 69 |

Notations

| | |
|-------------|---|
| A_O | Apport d'oxygène |
| b_A | Taux de mortalité des bactéries autotrophes |
| b_H | Taux de mortalité des bactéries hétérotrophes |
| D | Taux de dilution |
| f_{rXI} | Fraction de DCO inerte issue du décès de la biomasse |
| f_{ns} | Fraction non décantable de composés particulaires en suspension |
| f_{SS} | Fraction des composés solubles biodégradables dans la DCO totale |
| i_{NBM} | Proportion d'azote dans la biomasse |
| $k_L a$ | Coefficient de transfert d'oxygène |
| K_{DCO} | Constante d'affinité en substrat organique des bactéries hétérotrophes |
| K_{ND} | Constante d'affinité en substrat organique du processus d'hydrolyse de l'azote organique particulaire |
| K_S | Constante d'affinité en substrat soluble des bactéries hétérotrophes |
| $K_{NH,A}$ | Constante d'affinité en ammoniacque des bactéries autotrophes |
| $K_{NH,H}$ | Constante d'affinité en ammoniacque des bactéries hétérotrophes |
| K_{NO} | Constante d'affinité en nitrate des bactéries hétérotrophes |
| K_{OH} | Constante d'affinité en oxygène dissous des bactéries hétérotrophes |
| N_{CC} | Nombre de couches de décantation |
| Q | Débit |
| P_S | Fraction des différents composés solubles par rapport aux composés solubles totaux S_t |
| P_X | Fraction des différents composés particulaires par rapport aux composés particulaires totaux X_t |
| S_{ALK} | Alcalinité |
| S_I | Concentration des composés organiques solubles inertes |
| S_{ND} | Concentration d'azote organique soluble biodégradable |
| S_{NH} | Concentration d'azote sous forme ammoniacale |
| S_{NO} | Concentration d'azote sous forme de nitrate et de nitrites |
| S_O | Concentration d'oxygène dissous |
| S_O^{sat} | Concentration d'oxygène dissous à saturation |
| S_S | Concentration des composés organiques solubles biodégradables |
| S_t | Concentration soluble totale |
| V^r | Volume réactionnel |

| | |
|-----------|--|
| V^{ba} | Volume de bassin d'aération |
| $X_{B,A}$ | Concentration en biomasse autotrophes active |
| $X_{B,H}$ | Concentration en biomasse hétérotrophe active |
| X_{DCO} | Concentration des composés organiques biodégradables (solubles et particulaires) |
| X_{ND} | Concentration d'azote organique particulaire biodégradable |
| X_I | Concentration des composés organiques particulaires inertes |
| X_S | Concentration des composés organiques particulaires biodégradables |
| X_t | Concentration particulaire totale |
| Y_A | Rendement de conversion des bactéries autotrophes |
| Y_H | Rendement de conversion des bactéries hétérotrophes |

Lettre grecques

| | |
|---------------|---|
| $\eta_{NO,g}$ | Facteur de correction du taux de dénitrification en conditions d'anoxie |
| $\eta_{NO,h}$ | Facteur de correction du taux d'hydrolyse en condition d'anoxie |
| μ_A | Taux de croissance maximal des bactéries autotrophes |
| μ_H | Taux de croissance maximal des bactéries hétérotrophes |
| ν | Coefficient stœchiométrique |
| ρ | Terme cinétique |
| Φ | Flux particulaire total |
| θ_1 | Paramètre spécifique du modèle cinétique réduit |
| θ_2 | Paramètre spécifique du modèle cinétique réduit |
| θ_3 | Paramètre spécifique du modèle cinétique réduit |
| θ_4 | Paramètre spécifique du modèle cinétique réduit |
| θ_5 | Paramètre spécifique du modèle cinétique réduit |

Introduction générale

Introduction générale

Motivations

En raison d'une modernisation incessante des outils de production, les systèmes industriels deviennent de plus en plus complexes et sophistiqués. En parallèle, la fiabilité, la disponibilité, la sûreté de fonctionnement sans oublier la protection de l'environnement sont devenues de véritables enjeux pour les points précédents. Dans la plupart des recherches, dans le cadre automatique, la surveillance des systèmes fait l'objet d'engouements prononcés depuis le début des années 70.

Dans le domaine de l'automatique, la plupart des méthodes sont basées sur un modèle de connaissance. Ce modèle représente le comportement du système physique à surveiller. Elles s'appuient sur la redondance analytique générée par cette représentation mathématique et procèdent à des tests de cohérence vérifiant l'adéquation entre les mesures du système physique étudié et l'information contenue dans son modèle.

Généralement, ces méthodes de diagnostic se basent sur un écart entre les mesures réelles et théoriques, qui est appelé un résidu. Nous avons un bon fonctionnement si la génération des résidus est bien réalisée : une incohérence comportementale (défaut) ou fonctionnelle (défaillance) est révélée lorsqu'un résidu sort du voisinage de zéro (approche par estimation d'état regroupant relations de parité, observateurs d'état, filtres) ou que certains paramètres identifiés dérivent anormalement (approche par estimation paramétrique).

Dans la littérature, différents types de modèles sont proposés pour la modélisation d'une station d'épuration à boues activées. Parmi les modèles proposés, on trouve un modèle complexe appelé le modèle standard ASM 1 (Activated Sludge Model N°1). Ce modèle comporte treize équations d'état non linéaires et plus de vingt paramètres. La simplification de ce modèle, appelé modèle de référence, ayant onze équations d'état avec vingt paramètres, est presque aussi complexe que le modèle standard et quasiment inutilisable pour l'estimation (état ou paramètre) et la commande en ligne. Il faut donc faire appel à des modèles plus simples. Plusieurs modèles ont été proposés pour réduire les complexités du modèle ASM 1. Parmi ces modèles, nous choisissons dans ce travail le modèle réduit présenté dans la thèse de (CHACHUAT,2001).

Problématique et objectif :

Généralement, les modèles simplifiés proposés par des chercheurs dans la littérature sont de types non linéaires et de natures complexes,

Certains auteurs ont proposé la linéarisation de tels systèmes. Dans notre travail nous proposons l'utilisation du filtre de Kalman étendu et des moindres carrés récursifs pour estimer les paramètres spécifiques du modèle simplifié (CHACHUAT, 2001).

D'autre part, dans la partie de détection la plupart des méthodes sont basées sur des seuils fixes. Le choix d'un seuil fixe dépend de deux critères de minimisation (taux de fausses alarmes, mauvaise détection). Pour ne pas être pénalisé à cause de ces deux contraintes nous

Introduction générale

proposons donc un seuil adaptatif qui améliore les performances de la procédure de diagnostic.

Plan de l'étude

Ce mémoire est organisé en quatre chapitres :

Chapitre 1 :

Dans le premier chapitre nous présentons le modèle d'une station d'épuration à boues activées (modèle de bioréacteur et modèle de clarificateur). Le couplage des modèles de dégradation biologique et de décantation permet de formuler le modèle global de l'unité de traitement. En raison de la taille du modèle global, la formulation d'un modèle de taille plus réduite est proposée dans la deuxième partie de ce chapitre à partir des simplifications complémentaires et les dynamiques lentes du système par la théorie des perturbations singulières. Par la suite, nous allons présenter d'autres formes du modèle ASM 1 (JEPPSSON, 1996). Ce modèle comporte 10 variables d'états (5 en environnement anoxie, 5 en environnement aérobie) et 7 paramètres.

Chapitre 2 :

Dans ce chapitre nous allons étudier l'extension de la méthode du filtre de Kalman étendu EKF pour l'estimation paramétrique. Cette technique est appliquée aux deux modèles (modèle réduit de CHACHUAT et modèle de JEPPSSON) d'une station d'épuration à boues activées.

Chapitre 3 :

Le troisième chapitre de ce mémoire sera consacré à l'élaboration de la méthode des moindres carrés pour les systèmes non-linéaires et l'application de cette méthode aux deux modèles (modèle réduit de CHACHUAT et modèle de JEPPSSON) d'une station d'épuration à boues activées.

Chapitre 4 :

Le dernier chapitre est consacré à la surveillance des systèmes. Nous nous intéressons à la détection et l'isolation de défaut soit un défaut capteur, un défaut actionneur ou sur les paramètres du système. Nous nous intéressons dans ce cas au seuillage adaptatif afin de réduire les fausses alarmes et assurer un diagnostic efficace.

Chapitre 1

Modélisation d'une Station d'épuration

1.1. Plan de fonctionnement d'une station d'épuration

Une vue d'ensemble d'une station d'épuration des eaux usées peut être décrite par la figure 1.1.

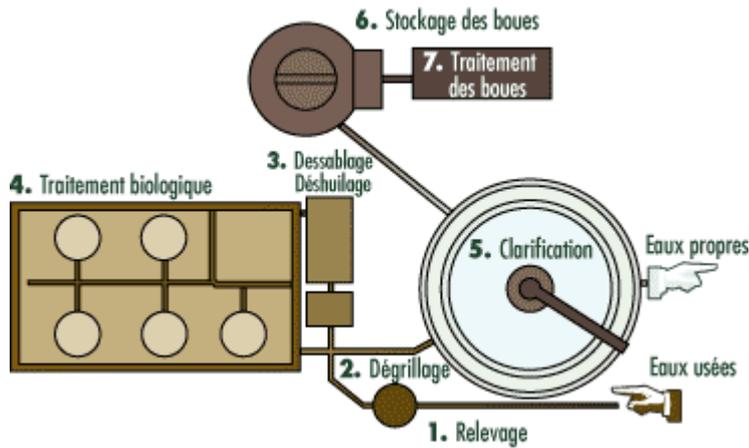


Figure 1-1 : Vue d'ensemble d'une station d'épuration

Les eaux usées brutes passent par une vanne qui adapte automatiquement le débit d'entrée à la capacité hydraulique de la station. Les eaux en excès sont déversées directement dans les rivières ou les cours d'eau. Dans la procédure d'épuration des eaux, nous pouvons distinguer trois phases (Figure 1-2).

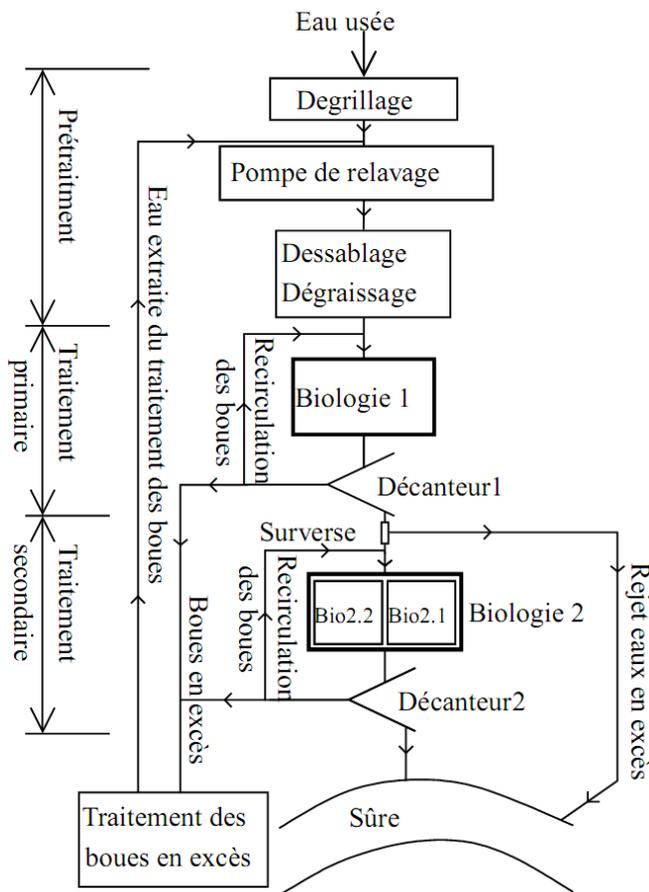


Figure 1-2 structures de la station d'épuration (Tharrault & al, 2006).

1.1.1. Le prétraitement :

Les dispositifs de prétraitements sont classiques, ils ont pour but d'éliminer les éléments solides ou particuliers les plus grossiers, susceptibles de gêner les traitements ultérieurs ou d'endommager les équipements : Il comprend les phases de dégrillage, de dessablage et de dégraissage, où ils sont présentés dans la figure 1-3.

a- Dégrillage

Au cours du dégrillage, les eaux usées sont relevées de 12 mètres selon les stations, afin qu'elles s'écoulent de manière gravitaire dans le reste de la station. Les eaux usées passent au travers d'une grille dont les barreaux, plus ou moins espacés, retiennent les matières les plus volumineuses. Ces éléments sont ensuite éliminés avec les ordures ménagères. Le tamisage qui utilise des grilles dont l'espacement est plus réduit, peut compléter cette phase de prétraitement. Cependant, il génère beaucoup plus de déchets.

b- Le dessablage :

Le dessablage débarrasse les eaux usées des sables et des graisses par sédimentation. L'écoulement de l'eau, à une vitesse réduite dans un bassin appelé "désableur", entraîne leur dépôt au fond de l'ouvrage. Ces particules sont ensuite aspirées par une pompe. Les sables récupérés sont essorés, puis lavés avant d'être soit envoyés en décharge, soit réutilisés, selon la qualité du lavage.

c- Le dégraissage ou déshuilage :

Le dégraissage vise à éliminer la présence de graisses dans les eaux usées, graisses qui peuvent gêner l'efficacité des traitements biologiques qui interviennent ensuite. Le dégraissage s'effectue par flottation. L'injection d'air au fond de l'ouvrage permet la remontée en surface des corps gras. Les graisses sont raclées à la surface, puis stockées avant d'être éliminées (mise en décharge ou incinération). Elles peuvent aussi faire l'objet d'un traitement biologique spécifique au sein de la station d'épuration. L'opération de dessablage et dégraissage dure environ 15 minutes.

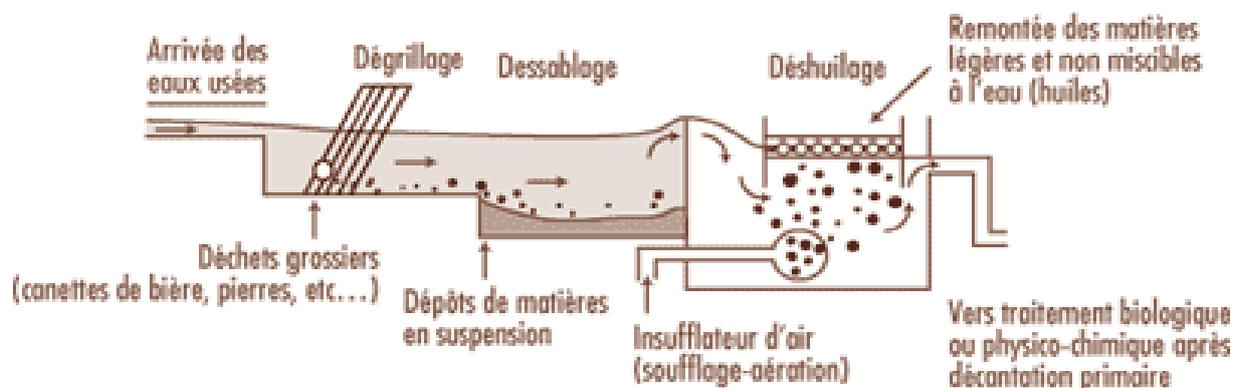


Figure 1-3 : Les premières phases du prétraitement des eaux usées

1.1.2. Le traitement primaire :

Après le prétraitement, l'eau arrive dans un bassin d'aération rectangulaire d'une certaine capacité, appelé première biologie. Le but de cette biologie est d'éliminer principalement les pollutions organiques et le phosphore.

La station utilise généralement le procédé à cultures libres dit à "boues activées" en aération prolongée. Dans ce procédé, les bactéries se développent dans un "bassin d'aération" alimenté d'une part en eaux à traiter et d'autre part en oxygène par des apports d'air (dans la station actuelle l'oxygène est obtenu par brassage). Les bactéries en suspension dans l'eau du bassin, sont en contact permanent avec les matières polluantes dont elles se nourrissent et avec l'oxygène nécessaire à leur assimilation. La séparation de l'eau traitée et de la masse des bactéries (que l'on appelle "boues") se fait dans un ouvrage spécifique appelé "clarificateur". Pour conserver un stock constant et suffisant de bactéries dans le bassin d'aération, une grande partie des boues extraites du clarificateur est renvoyé dans le bassin d'aération. Une petite partie de ces boues correspondant à l'augmentation du stock pendant une période donnée, est évacuée du circuit du bassin d'aération et dirigée vers le stockage des boues : cette fraction des boues constitue les "boues en excès". Le phosphore est éliminé chimiquement par l'adjonction d'un produit fourni par des pompes doseuses. Le temps de traitement des eaux dans la première biologie est d'environ 2,5 heures et dans les décanteurs d'environ 1,5 heures.

Les procédés biologiques

Ils sont bien adaptés au traitement des effluents chargés en matière organique. Les techniques utilisées pour le traitement biologique des eaux se répartissent en trois grandes catégories :

- 1- Les procédés à boues activées
- 2- Le procédé à lits bactériens
- 3- Le lagunage

Les procédés à boues activées

Ils copient l'autoépuration d'un torrent de montagne (brassage, aération forte). Il comporte un bassin alimenté en continu par l'eau à traiter, dans lequel se développe une culture bactérienne libre fixée sur les polluants organiques, formant une sorte de boue. Le contenu de ce bassin dit « d'aération » est brassé et aéré afin de maintenir les bactéries en suspension et leur fournir de l'oxygène. Le mélange d'eau et de bactéries est ensuite envoyé dans le décanteur secondaire. Dans les traitements les plus classiques, le temps de séjour de l'eau dans les bassins est d'environ trois heures. Une partie des boues vivantes ou boues activées extraites du décanteur secondaire est recyclée dans le bassin d'aération afin d'y maintenir la quantité de bactéries nécessaire au bon fonctionnement du système. L'excédent est évacué avec les autres déchets de l'épuration, notamment les matières en suspension initiales, recueillies dans un décanteur primaire avant même l'arrivée de l'eau dans le bassin. Le brassage et l'oxygénation du bassin d'aération sont assurés soit par insufflation d'air par le fond, soit par des turbines de surface, sortes d'hélices qui agitent énergiquement l'eau. Le recyclage des boues activées ne se fait pas en continu mais par cycles intermittents. Il a été en effet constaté que l'apport massif de

boues activées déclenche le phénomène dit de « floc bactérien » : les bactéries, plus ou moins accrochées les unes aux autres, ont tendance à s'agglomérer sur leur nourriture dès leur introduction dans le bassin, ce qui entraîne un piégeage de pollution entre les amas de bactéries ou floes. En domestiquant ce phénomène, il est possible de faire extraire par les bactéries de la pollution dont elles ne se nourrissent pas.

1.1.3. Le traitement secondaire

La biologie 2 est constituée habituellement de deux bassins (Bio 2.1 et Bio 2.2). C'est ici que se produit la deuxième étape d'affinage du traitement biologique de l'eau en éliminant l'azote par nitrification. Cette opération dure environ 1,5 heure. Une surverse, généralement située juste avant ces bassins, limite le débit d'entrée de la seconde biologie. Le surplus peut être directement déversé dans les rivières ou les cours d'eau. Les effluents de la seconde biologie alimentent deux décanteurs secondaires. Les eaux y séjournent pour décantation pendant 1,5 heure en moyenne (pour des petites et moyennes stations), pour être finalement déversées dans les rivières, ou les cours d'eaux.

La station peut posséder aussi une partie de retraitement des boues en excès issues des deux biologies. Il faut cependant remarquer que les eaux extraites du traitement des boues en excès sont réinjectées habituellement dans la station juste avant les pompes de relevage.

Élimination de l'azote

Si les réacteurs biologiques permettent un temps de contact suffisant entre les effluents et les bactéries, il est possible d'atteindre un second degré de traitement : la nitrification. Il s'agit de l'oxydation de l'azote ammoniacal en nitrite, puis en nitrate par des bactéries nitrifiantes. L'ammoniac est toxique pour la faune piscicole et il génère une forte consommation d'oxygène dans le milieu récepteur. Les bactéries nitrifiantes sont autotrophes (elles fixent elles-mêmes le carbone nécessaire à leur croissance dans le CO₂ dissous dans l'eau). Elles croissent donc beaucoup plus lentement que les hétérotrophes. Une station d'épuration communale doit d'abord éliminer les composés organiques avant de pouvoir nitrifier.

Une troisième étape consiste à dénitrifier les nitrates résultants de la nitrification. Pour cela, il faut pomper une partie de l'eau chargée de nitrates de la fin de traitement biologique et la mélanger à l'eau d'entrée, en tête de traitement. La dénitrification se passe dans un réacteur anoxique, en présence de composés organiques et de nitrate. Le nitrate est réduit en azote moléculaire (N₂) qui s'échappe dans l'air sous forme de bulles. Les nitrates sont des polluants qui sont à l'origine de l'invasion d'algues dans certaines mers.

- Nitrification : La nitrification biologique est la conversion ou de l'oxydation de l'ammonium

Ions en nitrites, puis à ions de nitrate. Au cours de l'oxydation des Ions ammonium et de nitrite ions, de l'oxygène est ajouté à l'un des ions unique groupe d'organismes, de la nitrification des bactéries (Figure 1-4). La nitrification se produit dans la nature et dans les processus de boues activées.

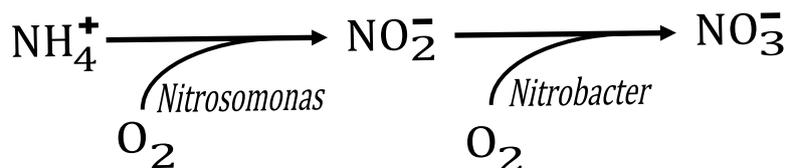


Figure 1-4 l'opération de nitrifications

- Dénitrification : Le terme dénitrification a été utilisé pour la première fois en France en 1886 pour décrire l'utilisation d'ions de nitrate par des bactéries de dégrader substrat.

Les bactéries utilisent des ions nitrate (et des ions nitrites) pour dégrader les substrats actuellement évolué par l'utilisation précédente de l'oxygène moléculaire libre.

La dénitrification des eaux usées décrit l'utilisation d'ion de nitrite ou nitrate par anaérobies facultatifs (bactéries dénitrifiantes) pour dégrader cBOD. Bien que la dénitrification est souvent combinée avec la nitrification aérobie à éliminer les diverses formes de composés azotés à partir des eaux usées, la dénitrification se produit chaque fois qu'un état d'anoxie existe.

1.2. Modélisation des stations d'épuration à boues activées

Les stations d'épuration à boues activées sont divisées en deux parties. La première est le réacteur (bassin d'aération) au sein duquel la pollution incidente est dégradée par des microorganismes biologiques (la biomasse). La deuxième partie est le clarificateur (décanteur) dont la fonction est de décanter les effluents traités de la biomasse et des autres composés particulaires, a (figure 1-5).

Dans cette partie de notre travail, nous allons nous intéresser à la modélisation du procédé de traitement à boues activées en bassin unique avec aération de surface. Les aspects relatifs à la modélisation du réacteur biologique et du clarificateur sont successivement présentés dans les paragraphes 1.2.1. et 1.2.2. Le modèle global résultant du couplage entre ces deux sous-modèles est décrit dans la partie 1.2.3. Pour terminer, un modèle de fonctionnement basé sur une description simplifiée des mécanismes de décantation/clarification est présenté dans la partie 1.2.4.

Dans un souci de clarté et dans la mesure du possible, les mêmes notations seront utilisées pour les différents modèles. En particulier :

X désigne l'état du système,

Q est relatif aux différents débits,

Les exposants (ou indices selon le cas) *ba*, *in*, *rec*, *purg* et *dec* sont utilisés pour désigner les grandeurs respectivement associées au bassin d'aération, à l'influent, au recyclage des boues, à l'extraction des boues et au clarificateur.

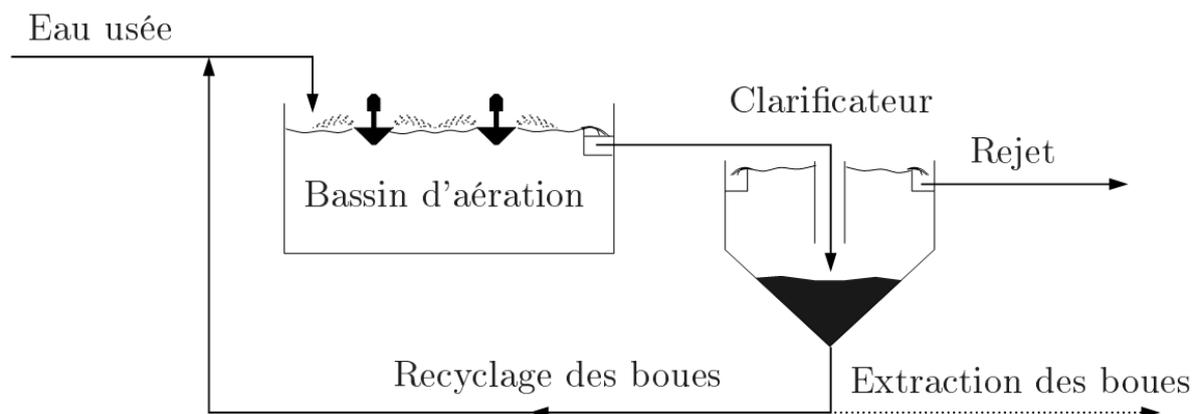


Figure 1-5 procédés de traitement à boues activées en bassin unique

1.2.1. Modélisation du réacteur biologique

En 1983, l'association internationale IAWQ a formé un groupe de travail afin d'encourager le développement et faciliter l'application des modèles mathématiques pour la conception et la gestion des stations d'épuration. L'un des principaux objectifs de ce groupe de travail consistait à élaborer un modèle qui soit à la fois simple et apte à reproduire de façon réaliste les processus de dégradation biologiques dans les bassins à boues activées. Ces travaux se sont soldés par la publication du modèle ASM 1 (Henze & al, 1987). Depuis, de nombreuses applications de ce modèle ont permis d'éprouver ses capacités de prédiction dans une large gamme de conditions opératoires (Jeppson, 1996). Le modèle ASM 1 décrit les mécanismes biologiques de dégradation des matières organiques, de nitrification et de dénitrification.

Dans cette étude, deux simplifications classiques sont apportées au modèle original (Julien, 1997) et (Lindberg, 1998):

L'alcalinité S_{ALK} est omise puisqu'elle n'intervient pas dans les dynamiques des autres variables du modèle.

Les composés particuliers inertes X_I et ceux résultant du décès de la biomasse X_p ne sont pas distingués.

Le modèle ASM 1 ainsi simplifié comprend 11 variables d'état (Tableau 1-1). Les matières organiques sont fractionnées en 6 composés différents : le substrat organique biodégradable (particulaire X_S et soluble S_S), le substrat organique inerte (particulaire X_I et soluble S_I) et la biomasse (hétérotrophe $X_{B,H}$ et autotrophe $X_{B,A}$).

D'autre part, les composés azotés sont distingués en fonction de leur degré d'oxydation et répartis en 3 catégories: les formes organiques (solubles S_{ND} et particulaires X_{ND}), les formes ammoniacales S_{NH} et les formes oxydées (S_{NO} , sans distinction des nitrates et des nitrites). Une variable d'état complémentaire représente la concentration en oxygène dissous dans le bassin d'aération (S_O). On peut remarquer par ailleurs que certaines variables d'état correspondent à des espèces

chimiques existantes (ex. S_{NH} , S_{NO} , S_O), alors que d'autres sont au contraire plus conceptuelles et ne peuvent pas être directement mesurées (ex. $X_{B,H}$, $X_{B,A}$).

| ↓ composé | symbole | Unité |
|---|-----------|-----------------------------------|
| 1 Matière organique soluble inerte | S_I | $\text{gDCO} \cdot \text{m}^{-3}$ |
| 2 Substrat facilement biodégradable | S_S | $\text{gDCO} \cdot \text{m}^{-3}$ |
| 3 Matière organique particulaire inerte | X_I | $\text{gDCO} \cdot \text{m}^{-3}$ |
| 4 Substrat lentement biodégradable | X_S | $\text{gDCO} \cdot \text{m}^{-3}$ |
| 5 Biomasse active hétérotrophe | $X_{B,H}$ | $\text{gDCO} \cdot \text{m}^{-3}$ |
| 6 Biomasse active autotrophe | $X_{B,A}$ | $\text{gDCO} \cdot \text{m}^{-3}$ |
| 7 Azote sous forme nitrate et nitrite | S_{NO} | $\text{gN} \cdot \text{m}^{-3}$ |
| 8 Azote sous forme d'ammoniaque | S_{NH} | $\text{gN} \cdot \text{m}^{-3}$ |
| 9 Azote organique soluble biodégradable | S_{ND} | $\text{gN} \cdot \text{m}^{-3}$ |
| 10 Azote organique particulaire biodégradable | X_{ND} | $\text{gN} \cdot \text{m}^{-3}$ |
| 11 Oxygène dissous | S_O | $\text{gN} \cdot \text{m}^{-3}$ |

Tableau 1-1 Variable d'état du modèle de dégradation biologique

Les variables d'état du modèle ASM 1 sont liées par 8 processus de dégradation. Ces interactions sont illustrées sur la Figure 1-6, et une rapide description des processus de dégradation est donnée ci-après.

1.2.1.1. Les Processus de dégradation dans le modèle

Fondamentalement, quatre processus sont considérés : croissance de biomasse, la mortalité de biomasse, ammonification de l'azote organique, et « hydrolyse » des produits organiques particuliers qui sont enfermés dans le bioréacteur. Pour faciliter la modélisation, la matière aisément biodégradable est considérée comme le seul substrat pour la croissance de la biomasse hétérotrophe.

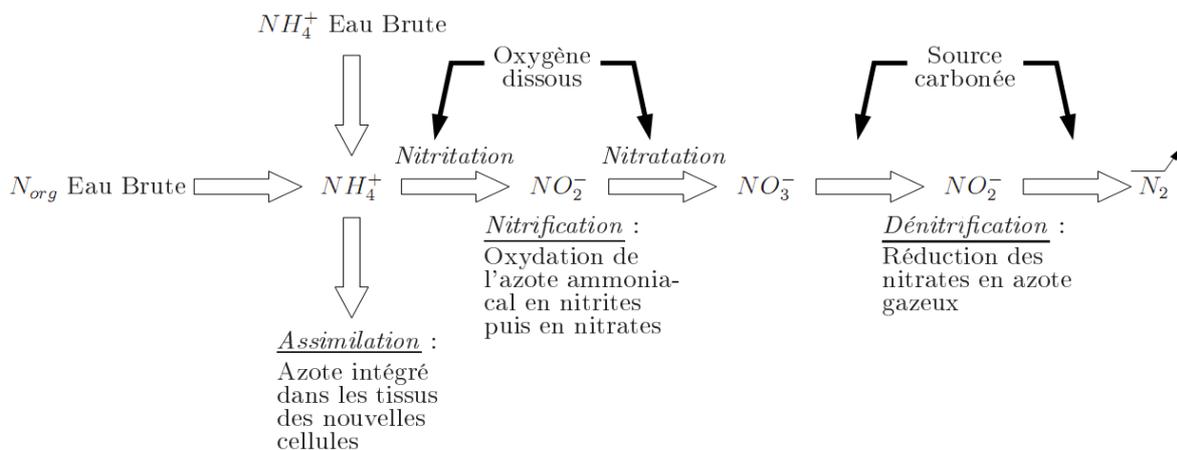


Figure 1-6 Etapes du processus de dégradation biologique de l'azote (Chachuat, 2001).

La matière Lentement biodégradable est considérée comme étant enlevée de la suspension instantanément par occlusion dans le bioréacteur. Elle est convertit en substrat aisément biodégradable par des réactions appelées « hydrolyse » dans le modèle, bien qu'en réalité elles soient susceptibles d'être beaucoup plus complexes. Le résultat de leur inclusion est de présenter un retard de temps dans l'utilisation de l'oxygène puisqu'il est seulement associé à la croissance des organismes aux dépend du substrat aisément biodégradable. On assume que l'affaiblissement a comme conséquence la transformation de la biomasse active dans les produits particuliers inertes et dans le substrat lentement biodégradable qui réintroduit le cycle de l'hydrolyse, de la croissance, etc.

Considérons d'abord le processus 1 :

a **Croissance aérobie de biomasse hétérotrophe**

La cinétique ρ_1 de croissance aérobie de la biomasse hétérotrophe est donnée par (Henz & al, 2000) :

$$\rho_1 = \mu_H \left(\frac{S_S}{K_S + S_S} \right) \left(\frac{S_O}{K_{O,H} + S_O} \right) \quad (1.1)$$

L'étude de l'équation (1.1), prouve que la croissance se produit aux dépend du substrat soluble et des résultats dans la production de la biomasse hétérotrophe. Ceci est associé à l'utilisation de l'oxygène. Puisque des unités de DCO (Demande Chimique en Oxygène) sont employées pour le substrat et la biomasse (substrat soluble enlevé sans des cellules formées). L'azote sous forme d'ammoniaque sera enlevé sous forme d'une solution et incorporé à la cellule de la biomasse. La cinétique de la croissance aérobie de la biomasse hétérotrophe, supposée pour être sujet à la double limitation nutritive avec les concentrations de tous les deux substrats aisément biodégradables et DO (l'oxygène dissous), dépend de la détermination du taux μ_H .

Le déplacement du substrat aisément biodégradable est considéré proportionnel à la croissance. Aucune disposition n'est prise pour le stockage du substrat soluble parce que ce phénomène est limité seulement à quelques substrats tels que les monosaccharides et l'acétate solubles. Cependant, on peut comprendre facilement que des substrats peuvent être enlevés sans croissance associée de biomasse. Cet évènement est manipulé dans le modèle par l'occlusion immédiate du substrat lentement biodégradable.

b **La croissance anoxie de la biomasse hétérotrophe** (avec nitrate comme accepteur terminal d'électron).

La cinétique ρ_2 de croissance anoxie de la biomasse hétérotrophe est donnée par (Henz & al, 2000) :

$$\rho_2 = \mu_H \left(\frac{S_S}{K_S + S_S} \right) \left(\frac{S_O}{K_{O,H} + S_O} \right) \left(\frac{S_{NO}}{K_{NO} + S_{NO}} \right) X_{B,H} \quad (1.2)$$

La croissance aérobie se produit aux dépend du substrat aisément biodégradable et des résultats dans la biomasse hétérotrophe. L'azote sous forme nitrate est éliminé proportionnellement par rapport à la quantité de substrat facilement biodégradable. Comme dans la croissance aérobie, l'azote ammoniacal est transformé en azote organique dans la biomasse. Le taux d'expression de la croissance anoxiques est analogue à celui de la croissance aérobie. En fait, l'effet du substrat aisément biodégradable sur le taux est identique, y compris la valeur du coefficient de saturation, K_s .

La concentration dissous en oxygène. En outre, la croissance anoxique est empêchée quand l'oxygène est présent et la limite $K_{O,H}$ est incorporée pour refléter ce fait. Le coefficient $K_{O,H}$ à la même valeur que dans l'expression pour la croissance aérobie de sorte que pendant que la croissance aérobie diminue, la croissance anoxique augmente. Comme les autres limites semblables, son utilisation primaire est comme une fonction de commutation.

c La croissance aérobie de la biomasse autotrophe

La cinétique ρ_3 de croissance aérobie de la biomasse autotrophe est donnée par (Henz & al, 2000):

$$\rho_3 = \mu_A \left(\frac{S_{NH}}{K_{NH} + S_{NH}} \right) \left(\frac{S_O}{K_{O,H} + S_O} \right) X_{B,A} \quad (1.3)$$

L'oxydation de l'ammoniaque en nitrates (nitrification) donne lieu à la production de biomasse autotrophe (en faible quantité pendant en raison du faible taux de conversion) et à la consommation d'oxygène dissous. Comme pour la croissance des hétérotrophes, de l'ammoniaque est utilisé au cours de la synthèse bactérienne pour fournir l'azote nécessaire, et il est incorporé dans la masse cellulaire.

d La mortalité de la biomasse hétérotrophe et autotrophe

Les deux cinétiques ρ_4, ρ_5 de mortalité de la biomasse sont données par (Henz & al, 2000) :

$$\rho_4 = b_H X_{B,H} \quad (1.4)$$

$$\rho_5 = b_A X_{B,A} \quad (1.5)$$

La mortalité des micros organismes hétérotrophes et autotrophes se produit de façon continue, indépendamment des conditions d'aération des milieux (conditions d'aérobiose, d'anoxie).

Les cellules mortes sont transformées en DCO particulaire non biodégradable X_I et en substrat lentement biodégradable X_5 . De façon similaire, la fraction d'azote organique contenue dans la masse cellulaire est restituée au milieu suite au décès de la biomasse et vient s'ajouter à la quantité déjà présente d'azote organique particulaire X_{ND} .

e Ammonification

La cinétique ρ_6 de l'ammonification est donnée par (Henz & al, 2000)

$$\rho_6 = k_a S_{ND} X_{B,H} \tag{1.6}$$

L'oxydation de l'azote organique soluble S_{ND} en azote ammoniacal est représentée par une cinétique d'ordre 1 par rapport à la biomasse hétérotrophe X_{BH} et ne dépend pas des conditions d'aération du milieu.

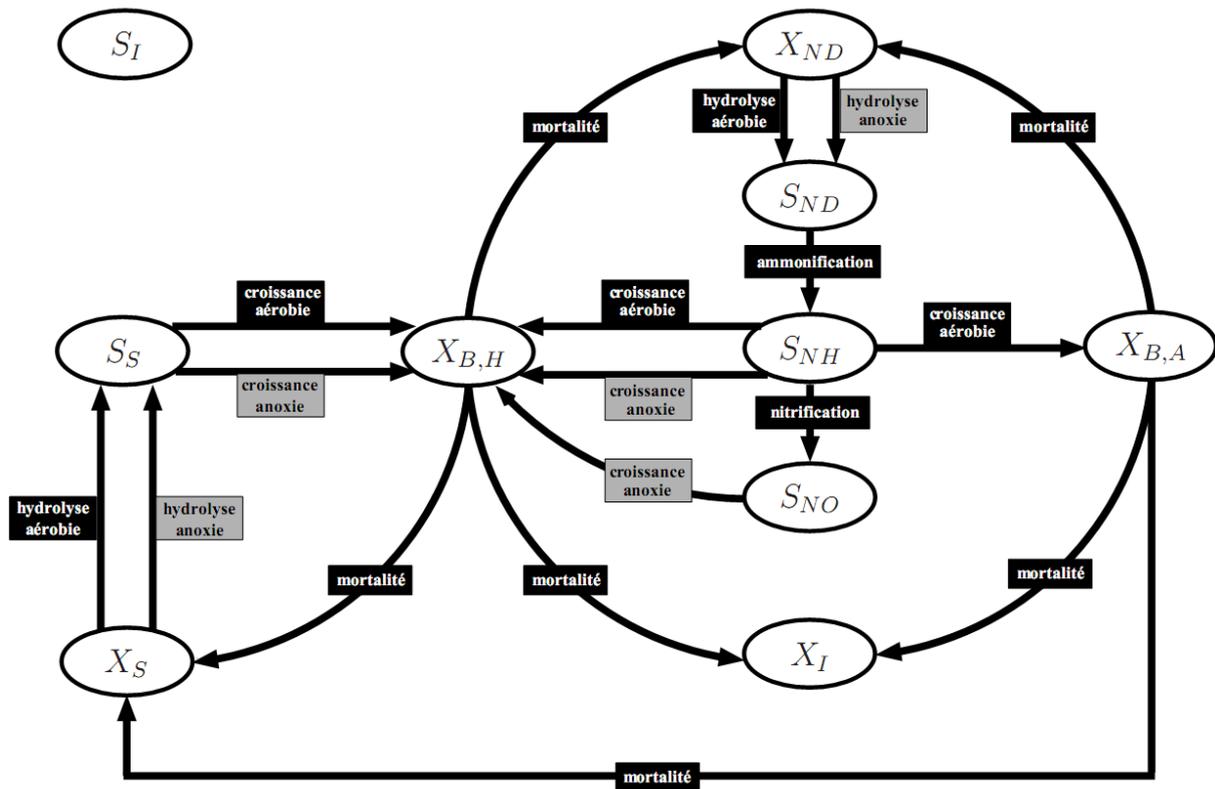


Figure 1-7 Interactions entre les variables d'état du modèle ASM 1 (Chachuat, 2001).

f Processus d'Hydrolyse de la matière organique

La cinétique ρ_7 de processus d'hydrolyse de la matière organique est donnée par (Henz & al, 2000)

$$\rho_7 = k_h \frac{X_S X_{B,H}^{-1}}{K_X + X_S X_{B,H}^{-1}} \left[\left(\frac{S_O}{K_{O,H} + S_O} \right) + \eta_{NO,h} \left(\frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O} \right) \left(\frac{S_{NO}}{K_{NO} + S_{NO}} \right) \right] \tag{1.7}$$

La modélisation du processus d'hydrolyse est basée sur des cinétiques de surface. Ce processus est effectif en conditions d'aérobiose comme en anoxie (un

coefficient $\eta_{NO,h}$ est toutefois introduit pour rendre compte de la baisse du taux d'hydrolyse sous des conditions d'anoxie). Le modèle cinétique est d'ordre 1 par rapport à $X_{B,H}$ pour les faibles quantités de substrat absorbées, et sature lorsque cette quantité devient grande devant la concentration en biomasse présente dans le réacteur (ordre 0).

g Processus d'Hydrolyse de l'azote organique

La cinétique ρ_8 de processus d'hydrolyse de l'azote organique est donnée par (Henz & al, 2000) :

$$\rho_8 = k_h \frac{X_{ND} X_{B,H}^{-1}}{K_X + X_{ND} X_{B,H}^{-1}} \left[\left(\frac{S_O}{K_{O,H} + S_O} \right) + \eta_{NO,h} \left(\frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O} \right) \left(\frac{S_{NO}}{K_{NO} + S_{NO}} \right) \right] \quad (1.8)$$

Le taux de solubilisation de l'azote organique particulaire est proportionnel au taux de solubilisation de la matière organique particulaire, dans le rapport des quantités de biomasse susceptibles de dégrader ces composés.

Les interactions entre les variables d'état du modèle ASM1 peuvent être schématisées par la figure 1.7.

À partir de l'expression des cinétiques et des coefficients stœchiométriques, le taux de conversion R_i de chaque composé est donné par la relation :

$$R_i = \sum_{j=1}^8 v_{i,j} \rho_j, \quad i = 1 \dots 11 \quad (1.9)$$

Où ρ_j désigne la cinétique du $j^{\text{ème}}$ processus et $v_{i,j}$ la stœchiométrie du $i^{\text{ème}}$ composé pour le processus j (Tableau 1-2).

Le modèle cinétique résultant comporte 20 paramètres cinétiques et stœchiométriques, qui sont détaillés dans le (Tableau 1-3). Les valeurs par défaut définies par (Henze & al, 1987) et dans le benchmark y sont reportées et des gammes de variations sont également données pour certains paramètres.

Le modèle du réacteur biologique est obtenu en effectuant de simples bilans de matière pour chaque composant. Les équations de bilan sont les suivantes :

$$\frac{dx_i^{ba}}{dt} = \frac{Q_{rec}}{Vr} \cdot x_i^{rec} + \frac{Q_{in}}{Vr} \cdot x_i^{in} - \frac{Q_{rec} + Q_{in}}{Vr} \cdot x_i^{ba} + R_i \quad (1.10)$$

| Var .i | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 |
|---------|--|------------------|-----------|-------------|-----------|-----------|---------------------------|--------------------------------|----------|---------------------------------|------------------------|
| → | S_I | S_S | X_I | X_S | $X_{B,H}$ | $X_{B,A}$ | S_{NO} | S_{NH} | S_{ND} | X_{ND} | S_O |
| j.↓Proc | Coefficient stœchiométrique, $v_{i,j}$ | | | | | | | | | | |
| 1 | | $-\frac{1}{Y_H}$ | | | 1 | | | $-i_{NBM}$ | | | $-\frac{1-Y_H}{Y_H}$ |
| 2 | | $-\frac{1}{Y_H}$ | | | 1 | | $-\frac{1-Y_H}{2.86 Y_H}$ | $-i_{NBM}$ | | | |
| 3 | | | | | | 1 | $\frac{1}{Y_A}$ | $-\frac{1}{Y_A}$ $-i_{NBM}$ | | | $\frac{-4.57Y_A}{Y_A}$ |
| 4 | | | f_{rXI} | $1-f_{rXI}$ | -1 | | | | | i_{NBM} $-f_{rXI} i_{NXI}$ | |
| 5 | | | f_{rXI} | $1-f_{rXI}$ | | -1 | | | | i_{NBM} $-f_{rXI} i_{NXI}$ | |
| 6 | | | | | | | | 1 | -1 | | |
| 7 | | 1 | | -1 | | | | | | | |
| 8 | | | | | | | | | 1 | -1 | |

Tableau 1-2 stœchiométrie des réactions du model de dégradation (Chachuat, 2001).

Où V^r désigne le volume réactionnel et X^{ba}, X^{rec} et X^{in} , les différentes concentrations du composé i dans le bassin d'aération, dans le recyclage et dans l'influent respectivement, e.g. :

$$x^{ba} = [S_I^{ba}, S_S^{ba}, X_I^{ba}, X_S^{ba}, X_{B,H}^{ba}, X_{B,A}^{ba}, S_{NO}^{ba}, S_{NH}^{ba}, S_{ND}^{ba}, X_{ND}^{ba}, S_O^{ba}]^T$$

La simplification qui consiste à identifier le volume réactionnel V^r au volume total du réacteur biologique V^{ba} se justifie lorsque le régime hydraulique du bassin s'apparente à celui d'un réacteur parfaitement agité (RPA). Lors des séquences d'arrêt de l'aérateur, les floes présents dans le réacteur décantent lentement, ce qui modifie alors la répartition de la biomasse et peut engendrer une modification du volume réactionnel.

Toutefois, les travaux de (Vaxelaire, 1994) ont permis d'établir que cet effet reste limité dès lors que les périodes d'arrêt n'excèdent pas 2 heures (avec des temps de séjour de l'ordre d'une dizaine d'heures), ce qui est généralement le cas pour les petites unités fonctionnant en alternance. Ces résultats justifient donc l'hypothèse du RPA en période d'aération, comme en période d'arrêt de l'aérateur.

Le bilan relatif à la concentration en oxygène dissous compte un terme supplémentaire A_o relatif à l'apport d'oxygène par les turbines :

$$\frac{dS_O^{ba}}{dt} = \frac{Q_{rec}}{V^r} \cdot S_O^{rec} + \frac{Q_{in}}{V^r} \cdot S_O^{in} - \frac{Q_{rec} + Q_{in}}{V^r} \cdot S_O^{ba} + R_O + A_o \quad (1.11)$$

| ↓ Paramètre | Symbole | Unité | Valeurs par défaut | | Valeurs du benchmark | Gamme de variation |
|---|---------------|--|---------------------|-------|----------------------|--------------------|
| | | | 20°C | 10°C | | |
| <i>Paramètres stœchiométriques</i> | | | | | | |
| Rendement de conversion des hétérotrophes | Y_H | $\text{g DCO} \cdot (\text{g DCO})^{-1}$ | 0.67 | 0.67 | 0.67 | 0.38 – 0.75 |
| Rendement de conversion des autotrophes | Y_A | $\text{g DCO} \cdot (\text{g N})^{-1}$ | 0.24 | 0.24 | 0.24 | 0.07 – 0.28 |
| Fraction de DCO inerte issue du décès de la biomasse | f_{rXI} | – | 0.08 | 0.08 | 0.08 | – |
| Proportion d'azote dans la biomasse | $i_{NB,M}$ | $\text{g N} \cdot (\text{g DCO})^{-1}$ | 0.086 | 0.086 | 0.08 | – |
| Proportion d'azote dans les produits de la biomasse | i_{NXI} | $\text{g N} \cdot (\text{g DCO})^{-1}$ | 0.06 | 0.06 | 0.06 | – |
| <i>Paramètres cinétiques</i> | | | | | | |
| Taux de croissance spécifique maximal des hétérotrophes | μ_H | j^{-1} | 6.0 | 3.0 | 4.0 | 0.60 – 13.2 |
| Taux de mortalité des hétérotrophes | b_H | j^{-1} | 0.62 | 0.20 | 0.30 | 0.05 – 1.6 |
| Constante d'affinité en substrat des hétérotrophes | K_S | $\text{g DCO} \cdot \text{m}^{-3}$ | 20 | 20 | 10 | 5 – 225 |
| Constante d'affinité en ammoniacque des hétérotrophes | $K_{NH,H}$ | $\text{g N} \cdot \text{m}^{-3}$ | 0.05 (Julien, 1997) | | – | – |
| Constante d'affinité en oxygène des hétérotrophes | $K_{O,H}$ | $\text{g O}_2 \cdot \text{m}^{-3}$ | 0.20 | 0.20 | 0.20 | 0.01 – 0.20 |
| Constante d'affinité en nitrates des hétérotrophes dénitrifiants | K_{NO} | $\text{g N} \cdot \text{m}^{-3}$ | 0.50 | 0.50 | 0.50 | 0.10 – 0.50 |
| Taux de croissance spécifique maximal des autotrophes | μ_A | j^{-1} | 0.80 | 0.30 | 0.50 | 0.20 – 1.0 |
| Taux de mortalité des autotrophes | b_A | j^{-1} | 0.20 | 0.10 | 0.05 | 0.05 – 0.3 |
| Constante d'affinité en ammoniacque des autotrophes | $K_{NH,A}$ | $\text{g N} \cdot \text{m}^{-3}$ | 1.0 | 1.0 | 1.0 | – |
| Constante d'affinité en oxygène des autotrophes | $K_{O,A}$ | $\text{g O}_2 \cdot \text{m}^{-3}$ | 0.40 | 0.40 | 0.40 | 0.40 – 2.0 |
| Facteur de correction pour la croissance anoxie des hétérotrophes | $\eta_{NO,g}$ | – | 0.8 | 0.8 | 0.8 | 0.6 – 1.0 |
| Taux d'ammonification | k_a | $\text{m}^3 \cdot (\text{g DCO})^{-1} \cdot \text{j}^{-1}$ | 0.08 | 0.04 | 0.05 | – |
| Taux maximal spécifique d'hydrolyse | k_h | $\text{g DCO} \cdot (\text{g DCO})^{-1} \cdot \text{j}^{-1}$ | 3.0 | 1.0 | 3.0 | – |
| Constante d'affinité en substrat particulaire pour l'hydrolyse | K_X | $\text{g DCO} \cdot (\text{g DCO})^{-1}$ | 0.03 | 0.01 | 0.1 | – |
| Facteur de correction pour l'hydrolyse en phase anoxie | $\eta_{NO,h}$ | – | 0.4 | 0.4 | 0.8 | – |

Tableau 1-3 paramètres stœchiométriques et cinétique du modèle ASM 1

Sous sa forme générale, le terme d'apport d'oxygène s'écrit :

$$A_{O_2} = k_{La} (x^{ba}) \cdot (S_O^{sat} - S_O^{ba}) \quad (1.12)$$

Où k_{La} représente le coefficient de transfert d'oxygène dissous dans le milieu et S_O^{sat} , la concentration en oxygène dissous à saturation. Le paramètre k_{La} dépend de l'état du milieu et en particulier de la concentration et de la respiration des boues dans le réacteur. L'influence de ces deux facteurs n'est cependant pas clairement établie et il n'est pas rare de trouver des résultats contradictoires dans la littérature, (Vasel, 1988) et (Vaxelaire, 1994). Pour des raisons de simplicité, le paramètre k_{La} est ici supposé constant.

Le comportement du réacteur biologique consiste à définir deux modèles distincts :

$$\frac{dx^{ba}}{dt} = f_{ba}^{(1)}(x^{ba}, x^{rec}, x^{in}) \quad (1.13)$$

$$\frac{dx^{ba}}{dt} = f_{ba}^{(2)}(x^{ba}, x^{rec}, x^{in}) \quad (1.14)$$

Où les instants de commutation entre les modes $f_{ba}^{(1)}$ et $f_{ba}^{(2)}$ du système correspondent aux instants de mise en marche de l'aérateur et d'arrêt successivement. Le modèle du réacteur biologique s'exprime ainsi sous la forme d'un système hybride discret/continu (Barton & Pantelides, 1994).

1.2.2. Modélisation du clarificateur

Bien que les processus de dégradation et de séparation aient lieu dans des ouvrages différents, il est difficile de séparer leurs dynamiques respectives. Il est de ce fait important d'adopter un modèle qui puisse rendre compte de ces interactions. Tenir compte des aspects liés à la décantation/clarification est d'ailleurs d'autant plus important que cela permette d'intégrer :

- Les phénomènes de mélange dans le décanteur (Figure. 1-8)
- Le processus d'accumulation de boue, voire de surverse du voile de boue, lorsque la station est surchargée (lors des épisodes pluvieux notamment).

La grande majorité des modèles proposés dans la littérature reposent sur une représentation monodimensionnelle des processus de décantation (Laikari, 1989) ; (Takács & al, 1991) ; (Dupont & Henze, 1992) ; (Otterpohl & Freud, 1992) ; (Jeppson, 1996) ; (Watts & al, 1996).

Ce type de modèle consiste à discrétiser le décanteur en couches horizontales homogènes. L'utilisation de modèles à couches présente cependant certains inconvénients. La pertinence des résultats est en effet conditionnée, Dans une large mesure, par le nombre de couches considéré, et il n'est pas garanti que la solution calculée vérifie l'équation de continuité (Diehl & Jeppson, 1998).

Malgré ces inconvénients, le modèle de (Takács & al, 1991) est utilisé dans cette étude, dans la mesure où il fournit une description généralement satisfaisante du comportement du clarificateur (Grijnspeerdt & al, 1995).

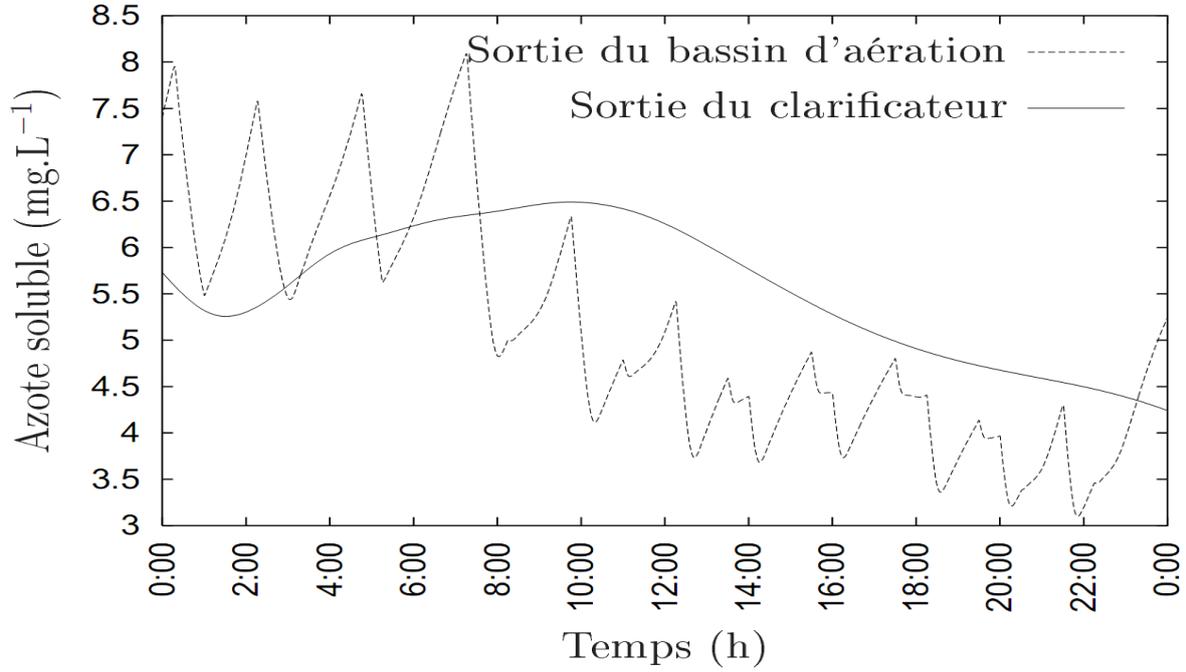


Figure 1-8 Illustration de l'effet du décanteur sur la concentration en azote soluble (Chachuat, 2001).

Les hypothèses adoptées pour la formulation du modèle de décantation sont les suivantes :

- le décanteur est cylindrique;
- les concentrations sont homogènes dans toute section horizontale;
- la vitesse de sédimentation des particules ne dépend que de la concentration des composés particuliers dans la section considérée (théorie de Kinch) ;
- aucune réaction de dégradation n'a lieu au sein du décanteur; (v) les phénomènes de dispersion des floes sont négligeables.

$$\frac{dX_t^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{e} [(X_t^{dec,i+1} - X_t^{dec,i}) u_{l,h} - \Phi_s^i + \Phi_s^{i-1}] \quad (1.15a)$$

$$\frac{dP_X^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{e X_t^{dec,i}} [(P_X^{dec,i+1} - P_X^{dec,i}) u_{l,h} X_t^{dec,i+1} - (P_X^{dec,i} - P_X^{dec,i-1}) \Phi_s^{i-1}] \quad (1.15b)$$

$$\frac{dS_t^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{e} u_{l,h} [(S_t^{dec,i+1} - S_t^{dec,i})] \quad (1.15c)$$

$$\frac{dP_S^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{e S_t^{dec,i}} [(P_S^{dec,i+1} - P_S^{dec,i}) u_{l,h} S_t^{dec,i+1}] \quad (1.15d)$$

Avec :

$$\Phi_s^i = \begin{cases} u_s^i X_t^{dec,i} X_t^{dec,i+1} \leq X_t^{max} & \text{si} \\ \min(u_s^{i+1} X_t^{dec,i+1}, u_s^i X_t^{dec,i}) & \text{sinon} \end{cases}$$

$$\Phi_s^0 = 0$$

Pour la couche d'alimentation (N_a) :

$$\frac{dX_t^{dec,Na}}{dt} = \frac{1}{e} [(u_{l,b} + u_{l,h})(X_t^{ba} - X_t^{dec,Na}) - \Phi_s^{Na} + \Phi_s^{Na-1}] \quad (1.15e)$$

$$\frac{dP_X^{dec,Na}}{dt} = \frac{1}{e X_t^{dec,Na}} [(u_{l,b} + u_{l,h})(P_X^{ba} - P_X^{dec,Na}) X_t^{ba} - (P_X^{dec,Na} - P_X^{dec,Na-1}) \Phi_s^{Na-1}] \quad (1.15f)$$

$$\frac{dS_t^{dec,Na}}{dt} = \frac{1}{e} (u_{l,b} + u_{l,h}) [(S_t^{ba} - S_t^{dec,Na})] \quad (1.15g)$$

$$\frac{dP_S^{dec,Na}}{dt} = \frac{1}{e S_t^{dec,Na}} [(u_{l,b} + u_{l,h})(P_S^{ba} - P_S^{dec,Na}) S_t^{ba}] \quad (1.15h)$$

$$\Phi_s^{Na-1} = \begin{cases} u_s^{Na-1} X_t^{dec,Na-1} & \text{si } X_t^{dec,Na} \leq X_t^{max} \text{ si} \\ \min(u_s^{Na} X_t^{dec,Na}, u_s^{Na-1} X_t^{dec,Na-1}) & \text{sinon} \end{cases}$$

$$\Phi_s^{Na} = \min(u_s^{Na+1} X_t^{dec,Na+1}, u_s^{Na} X_t^{dec,Na})$$

$$\frac{dX_t^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{e} [(X_t^{dec,i-1} - X_t^{dec,i}) u_{l,b} - \Phi_s^i + \Phi_s^{i-1}] \quad (1.15i)$$

$$\frac{dP_X^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{e X_t^{dec,i}} (P_X^{dec,i-1} - P_X^{dec,i}) [u_{l,b} X_t^{dec,i-1} + \Phi_s^{i-1}] \quad (1.15j)$$

$$\frac{dS_t^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{e} u_{l,b} [(S_t^{dec,i-1} - S_t^{dec,i})] \quad (1.15k)$$

$$\frac{dP_S^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{e S_t^{dec,i}} [(P_S^{dec,i-1} - P_S^{dec,i}) u_{l,b} S_t^{dec,i-1}] \quad (1.15l)$$

Avec :

$$\Phi_s^i = \min(u_s^{i+1} X_t^{dec,i+1}, u_s^i X_t^{dec,i})$$

$$\Phi_s^{N_{cc}} = 0$$

On a dans les limites :

$$x^{rej} = \begin{cases} P_X^{dec,1} X_t^{dec,1} \\ P_S^{dec,1} S_t^{dec,1} \end{cases} \text{ selon le cas} \quad (1.15m)$$

$$x^{rej} = \begin{cases} P_X^{dec,1N_{cc}} X_t^{dec,N_{cc}} \\ P_S^{dec,N_{cc}} S_t^{dec,N_{cc}} \end{cases} \text{ selon le cas} \quad (1.15n)$$

Finalement le modèle de clarificateur (décanteur) à plusieurs couches se présente sous la forme :

$$\frac{dx^{dec}}{dt} = f_{dec}^{(1)}(x^{dec}, x^{ba}) \quad (1.16)$$

Où $x^{dec,i} = [X_t^{dec,i}, P_X^{dec,i}, S_t^{dec,i}, P_S^{dec,i}]^T$ représente l'état de la $i^{ème}$ couche de sédimentation, et $x^{dec} = [x^{dec,1^T}, \dots, x^{dec,N_{cc}^T}]^T$, l'état complet du clarificateur.

1.2.3. Modèle global de l'unité de traitement

Le couplage des modèles de dégradation biologique et de décantation permet de formuler un modèle global de l'unité de traitement. Ces deux modèles, rappelons-le, se présentent sous la forme :

$$\text{Réacteur biologique : } \begin{cases} \frac{dx^{ba}}{dt} = f_{ba}^{(1)}(x^{ba}, x^{rec}) \text{ lors de fonctionnement de l'aérateur} \\ \frac{dx^{ba}}{dt} = f_{ba}^{(2)}(x^{ba}, x^{rec}) \text{ lors des périodes d'arrêt} \end{cases}$$

$$\text{Clarificateur : } \frac{dx^{dec}}{dt} = f_{dec}(x^{dec}, x^{ba})$$

La relation (1.15n) permet d'exprimer l'état x^{rec} dans le recyclage en fonction de l'état $x^{dec,N_{cc}}$ de la couche inférieure du clarificateur. Ainsi, il est possible d'écrire le modèle global sous la forme générique (1.17) :

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = f^{(1)}(x) \text{ lors de fonctionnement de l'aérateur,} & (1.17a) \\ \frac{dx}{dt} = f^{(2)}(x) \text{ au cours des périodes d'arrêt} & (1.17b) \end{cases}$$

Où $x = [x^{ba^T}, x^{dec^T}]^T$ désigne l'état du système, et où les modes $f^{(1)}, f^{(2)}$ du système sont respectivement définis par :

$$f^{(1)} = [f_{ba}^{(1)T}, f_{dec}^T]^T \text{ et } f^{(2)} = [f_{ba}^{(2)T}, f_{dec}^T]^T$$

Le modèle global résultant est un système différentiel constitué de $(11 + 12 N_{cc})$ équations différentielles, i. c. 131 équations pour 10 couches de décantation, et comporte 26 paramètres dont les valeurs par défaut sont précisées dans les Tableau 1-3. En raison de sa taille et la complexité de modèle, l'utilisation du modèle global (1.17) pour estimer les paramètres de ce modèle est susceptible de poser des problèmes, notamment de temps de calcul et le nombre de paramètres. Pour cette raison, la formulation d'un modèle de taille plus réduite est proposée dans la partie suivante.

1.2.4. Modèle simplifié de l'unité de traitement

Afin de réduire la taille du modèle global (1.17), il est possible d'adopter une description simplifiée des processus de décantation/clarification. Cette description suppose que :

(i) les concentrations des composés solubles dans l'effluent traité sont les mêmes que dans le bassin d'aération, avec un délai t_d (réacteur piston) :

$$x_i^{rec}(t + t_d) = x_i^{ba}(t), \quad i = 1,2,7,8,9 \quad (1.18a)$$

(ii) les concentrations des composés particuliers dans l'effluent traité sont égales à une fraction constante f_{ns} de celles du bassin d'aération (avec également un délai t_d) :

$$x_i^{rec}(t + t_d) = f_{ns} x_i^{ba}(t), \quad i = 3,4,5,6,10 \quad (1.18b)$$

Les équations de bilan relatives au clarificateur s'écrivent :

$$(Q_{in} + Q_{rec})x^{ba} = (Q_{rec} + Q_{purg})x^{rec} + (Q_{in} - Q_{purg})x^{rej} \quad (1.19)$$

Compte tenu des relations (1.18a) et (1.18b), il est alors possible d'exprimer les concentrations x^{rec} des composés solubles et particuliers dans le recyclage en fonction des concentrations x^{ba} dans le bassin d'aération :

$$\begin{cases} x_i^{rec}(t) = x_i^{ba}(t), & i = 1,2,7,8,9 \end{cases} \quad (1.20a)$$

$$\begin{cases} x_i^{rec}(t) = \vartheta x_i^{ba}(t), & i = 3,4,5,6,10 \end{cases} \quad (1.20b)$$

Où le taux de compression ϑ des boues dans le clarificateur est défini par :

$$\vartheta = \frac{Q_{rec} + Q_{in}(1 - f_{ns}) + f_{ns} Q_{purg}}{Q_{rec} + Q_{purg}} \quad (1.21)$$

À partir des relations (1.20a) et (1.20b), il devient alors possible d'exprimer le modèle de l'unité de traitement sous la forme générique suivante :

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = f^{(1)}(x) \text{ lors de fonctionnement de l'aérateur,} \end{cases} \quad (1.22a)$$

$$\begin{cases} \frac{dx}{dt} = f^{(2)}(x) \text{ au cours des périodes d'arrêt} \end{cases} \quad (1.22b)$$

Où $x = x^{ba}$ désigne l'état du système. Le modèle simplifié résultant (1.22) compte 21 paramètres (les 20 paramètres cinétiques et stœchiométriques définis dans le (Tableau1.3), plus le paramètre f_{ns} défini dans l'équation (1.18b) et dont la signification est la même que pour le modèle à couche), mais ne comporte, en revanche, plus que 11 variables d'état.

1.3. Formulation du modèle réduit

L'utilisation de modèles réduits est fréquente en traitement des eaux par boues activées pour l'observation de l'état, l'estimation en ligne des paramètres ou encore la commande des procédés (Zhao & Kiimmel, 1995.) ; (Jeppson, 1996) ; (Julien, 1997) ; (Lindberg C. , 1997) ; (Steffens & Lants, 1999). Le plus souvent, ces modèles sont formulés en apportant des simplifications au modèle général ASM 1 de l'IAWQ (Henze & al, 1987) ; (Gujer & al, 1995). Le modèle ASM 1 constitue également le point de départ de ce travail, dans la mesure où il est aujourd'hui largement utilisé, tant dans le cadre d'applications industrielles qu'académiques. Il distingue 8 processus de dégradation pour la description des mécanismes biologiques d'oxydation des matières organiques, de nitrification et de dénitrification. Si l'on omet la description de l'alcalinité et si l'on associe les composés particulaires inertes avec ceux résultant du décès de la biomasse, ce modèle comporte 11 variables d'état qui sont définies dans le (Tableau 1-2). Le décanteur est ici modélisé comme un séparateur idéal, *i.e.* l'eau épurée ne contient pas de substances particulaires, et les phénomènes d'accumulation ne sont pas représentés.

L'ensemble des résultats présentés dans la suite de ce mémoire est relatif à une unité de traitement existante. Il s'agit d'une filière de traitement comprenant un étage de prétraitement (dégrillage, dessablage, déshuilage et décantation primaire), suivi d'un étage de traitement biologique. Ce dernier est constitué d'un bioréacteur unique équipé de 3 turbines d'aération, ainsi que d'un clarificateur de type cylindro-conique. Le modèle ASM1 a fait l'objet d'une procédure d'identification paramétrique sur la base de mesures expérimentales réalisées en entrée, en sortie et sur les boues du système (CHACHUAT, 2001).

1.3.1. Simplification des dynamiques lentes

Les procédés de traitement des eaux à boues activées sont caractérisés par des échelles de temps qui diffèrent de plusieurs ordres de grandeur. Séparer le modèle ASM 1 en modèles plus simples, adaptés à une échelle de temps donnée, apparaît donc comme une approche logique au processus de réduction. Il est nécessaire pour cela de caractériser, dans un premier temps, les dynamiques lentes et rapides du système, en les classant sur une base de temps.

La théorie de perturbation singulière fournit un cadre mathématique rigoureux pour la simplification des systèmes dynamiques comportant plusieurs échelles de temps, e.g. les systèmes de types lent/rapide, ont été peu appliqués jusqu'à présent aux procédés de traitement des eaux (Weijers, 2000).

Par une approche similaire les dynamiques lentes de ces modèles peuvent également être simplifiées, e.g. en les considérant constants. Pour le choix des variables lentes et rapides du modèle ASM1, (Steffens & al, 1997) proposent d'associer les valeurs propres et les variables d'état du système dynamique au moyen d'une méthode d'homotopie (Robertson & Cameron, 1997a) ; (Robertson & Cameron, 1997b)

Les résultats de cette analyse sur un cycle de fonctionnement, comprenant 1 heure d'aération et 1 heure d'arrêt, sont donnés sur la figure 1-9.

Au voisinage des instants de commutation de l'aérateur, les valeurs propres varient fortement et les bifurcations qui se produisent rendent leur association avec les variables d'état du système difficile. Ce comportement est toutefois temporaire (environ 10 min) et l'association est ensuite plus aisée. Les résultats obtenus dans la figure 1-9 (Chachuat, 2001) indiquent alors clairement que les dynamiques des composés organiques particuliers inertes (X_I et des biomasses hétérotrophe (X_{BH}) et autotrophe (X_{BA}) sont nettement plus lentes que celles des autres composés du système, et ceci tout au long du cycle de fonctionnement. Étant donné que les dynamiques de ces composés ont des constantes de temps $\tau_i = \lambda_i^{-1}$ de l'ordre de plusieurs jours, il apparaît donc légitime de considérer que les concentrations X_I , X_{BH} et X_{BA} sont constantes sur des horizons de quelques heures. Précisons qu'il a pu être vérifié, à court terme, que ces simplifications ne dégradent pas les prédictions du modèle ASM1 de façon significative. En les appliquant et en éliminant, de plus, la concentration en composés organiques solubles inertes S_I (dont la dynamique est découplée de celles des autres composés), le nombre de variables d'état est ainsi réduit de 11 à 7.

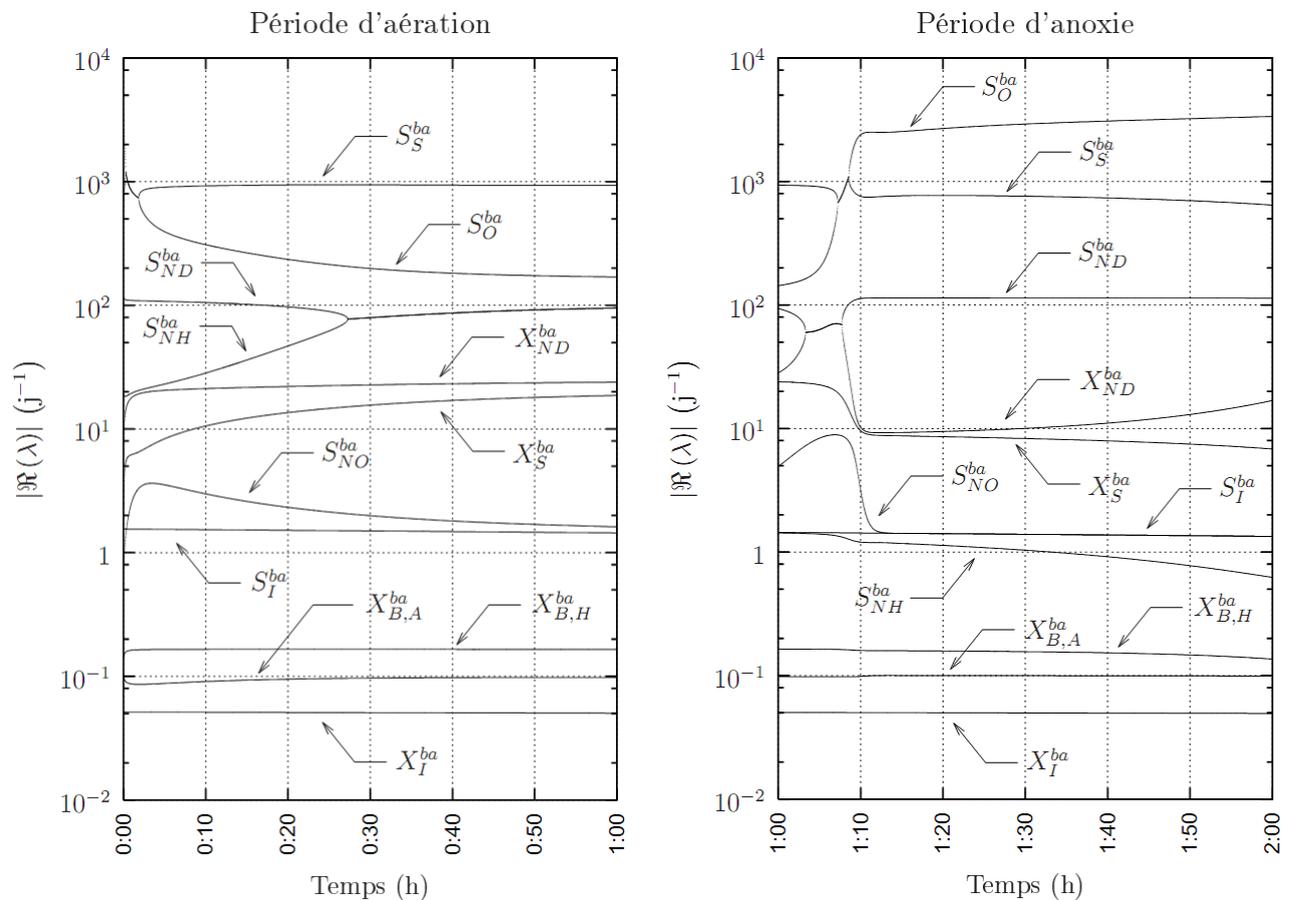


Figure 1-9 évolution des valeurs propres du modèle ASM 1 lors d'un cycle de fonctionnement, comportant 1heure d'aération et 1 heure d'arrêt (Chachuat, 2001).

1.3.2. Simplifications complémentaires

Dans la perspective du calcul en ligne des politiques optimales d'aération du réacteur, il est néanmoins nécessaire de recourir à des simplifications complémentaires (pour des raisons de temps de calcul essentiellement). Il s'agit par là de tenir compte des spécificités du procédé étudié afin de limiter la dimension du modèle dynamique (4 ou 5 variables d'état au plus). Ces simplifications complémentaires concernent à la fois la description des composés organiques et des composés azotés.

1.3.2.1. Cas des composés organiques

Le modèle ASM 1 établit une distinction entre les composés biodégradables solubles (S_S), supposés directement assimilables par les micro-organismes, et particulaires (X_S), qui doivent être préalablement hydrolysés en composés solubles pour pouvoir être assimilés. Ces composés jouent un rôle important dans le processus de dégradation de l'azote (processus de dénitrification notamment), et doivent par conséquent faire l'objet d'une attention particulière. La description de ces composés est ici simplifiée par le biais d'une variable d'état unique $X_{DCO} = S_S + X_S$, dont la dynamique s'écrit sous la forme :

$$\begin{aligned} \dot{X}_{DCO}^{ba} = & D^{in} X_{DCO}^{in} - D^{in} S_S^{ba} - (D^{in} + D^{rec}) \frac{D^{purg}}{D^{rec} + D^{purg}} X_S^{ba} - \frac{1}{Y_H} (\rho_1 + \rho_2) \\ & + (1 - f_{r_{XI}}) (\rho_4 + \rho_5) \end{aligned} \quad (1.23)$$

Il n'est en effet plus nécessaire, dans ce cas, de décrire le mécanisme d'hydrolyse du substrat organique particulaire ; aussi, le terme cinétique ρ_7 n'apparaît pas dans l'expression (1.23).

En remarquant que le taux de purge $\tau^{purg} = \frac{D^{purg}}{D^{rec} + D^{purg}}$ est faible ($\tau^{purg} \ll 1$) et en définissant la fraction soluble des composés organiques par $f_{SS}^{ba} = \frac{S_S^{ba}}{X_{DCO}^{ba}}$, l'équation devient :

$$\dot{X}_{DCO}^{ba} = D^{in} (X_{DCO}^{in} - f_{SS}^{ba} X_{DCO}^{ba}) - \frac{1}{Y_H} (\rho_1 + \rho_2) + (1 - f_{r_{XI}}) (\rho_4 + \rho_5) \quad (1.24)$$

Où D^{in} et X_{DCO}^{in} désignent respectivement le taux de dilution et la concentration des composés organiques relatifs à l'influent, et les cinétiques aérobie (ρ_1) et anoxie (ρ_2) de la biomasse hétérotrophe s'écrivent, en fonction des seules variables d'état rapides du système (dont X_{DCO}^{ba}), sous la forme :

$$\rho_1 = \theta_1 \frac{X_{DCO}^{ba}}{K_{DCO}^{ba} + X_{DCO}^{ba}} \frac{S_O^{ba}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \quad (1.25)$$

$$\rho_2 = \theta_1 \eta_{NO,g} \frac{X_{DCO}^{ba}}{K_{DCO}^{ba} + X_{DCO}^{ba}} \frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \frac{S_{NO}^{ba}}{K_{NO} + S_{NO}^{ba}} \quad (1.26)$$

Et où les paramètres spécifiques θ_1, K_{DCO} sont définis par :

$$\theta_1 = \mu_H X_{B,H}^{ba} \quad (1.27)$$

$$K_{DCO} = K_S \frac{X_{DCO}^{ba}}{S_S^{ba}} = \frac{K_S}{f_{SS}^{ba}} \quad (1.28)$$

D'autre part, les cinétiques de mortalité des biomasses hétérotrophe (ρ_4) et autotrophe (ρ_5) sont ici prise en compte par le biais d'un paramètre supplémentaire :

$$\theta_2 = (1 - f_{r_{XI}}) (b_H X_{B,H}^{ba} + b_A X_{B,A}^{ba}) \quad (1.29)$$

La prise en compte d'un composé organique unique permet ainsi d'éliminer une variable d'état supplémentaire et présente également l'avantage d'éviter la description du mécanisme d'hydrolyse des composés particuliers en composés solubles. Le composé X_{DCO} , ainsi défini, ne représente pas seulement la fraction particulaire des composés organiques biodégradables, mais bien la somme des fractions solubles et particulières.

1.3.2.2. Cas des composés azotés

Quatre composés azotés S_{NO}, S_{NH}, S_{ND} et X_{ND} sont distingués dans le modèle ASM 1. Dans la mesure où les concentrations en azote ammoniacal S_{NH} et en nitrate/nitrites S_{NO} constituent l'essentiel des rejets d'azote total et sont mesurables en ligne, il est difficilement concevable que ces composés n'apparaissent pas dans l'expression du modèle réduit. Les deux fractions d'azote organique soluble S_{ND} et particulaire X_{ND} , dont le rôle est de décrire la formation interne de S_{NH} par les processus d'hydrolyse et d'ammonification, présentent en revanche moins d'intérêt. La simplification qui est ici appliquée consiste à découpler les dynamiques des deux composés azotés organiques, en simplifiant la description du mécanisme d'hydrolyse de l'azote organique particulaire (cinétique ρ_8). en remarquant que $i_{NBM} \ll \frac{1}{Y_A}$ et $Y_A \ll 4.57$, alors les dynamiques S_{NO}, S_{NH}, S_{ND} et S_O s'écrivent :

$$\dot{S}_{NO}^{ba} = D^{in}(S_{NO}^{in} - S_{NO}^{ba}) - \frac{1 - Y_H}{2.86Y_H} \rho_2 + \frac{1}{Y_A} \rho_3 \quad (1.30a)$$

$$\dot{S}_{NH}^{ba} = D^{in}(S_{NH}^{in} - S_{NH}^{ba}) - i_{NBM} (\rho_1 + \rho_2) - \frac{1}{Y_A} \rho_3 + \rho_6 \quad (1.30b)$$

$$\dot{S}_{ND}^{ba} = D^{in}(S_{ND}^{in} - S_{ND}^{ba}) - \rho_6 + \rho_8 \quad (1.30c)$$

$$\dot{S}_O^{ba} = D^{in}(S_O^{in} - S_O^{ba}) - \frac{1 - Y_H}{Y_H} \rho_1 - \frac{4.57}{Y_A} \rho_3 + k_L a (S_O^{sat} - S_O^{ba}) \quad (1.30d)$$

Où les cinétiques d'ammonification ρ_6 et de nitrification $\frac{1}{Y_A}\rho_3$ s'écrivent sous la forme simplifiée suivante :

$$\frac{1}{Y_A}\rho_3 = \theta_3 \frac{S_{NH}^{ba}}{K_{NH,A} + S_{NH}^{ba}} \frac{S_O^{ba}}{K_{O,A} + S_O^{ba}} \quad (1.31)$$

$$\rho_6 = \theta_4 S_{ND}^{ba} \quad (1.32)$$

Avec :

$$\theta_3 = \frac{\mu_A}{Y_A} X_{B,A}^{ba} \quad (1.33)$$

$$\theta_4 = \kappa_a X_{B,H}^{ba} \quad (1.34)$$

Où les dynamiques des composés S_{ND}^{ba} et X_{ND}^{ba} sont découplés en simplifiant le processus ρ_8 d'hydrolyse de l'azote organique particulaire :

$$\rho_8 = \theta_5 \frac{X_{DCO}^{ba}}{K_{ND} + X_{DCO}^{ba}} \left(\frac{S_O^{ba}}{K_{O,A} + S_O^{ba}} + \eta_{NO,h} \frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \frac{S_{NO}^{ba}}{K_{NO} + S_{NO}^{ba}} \right) \quad (1.35)$$

Avec :

$$\theta_5 = \kappa_h \frac{X_{ND}^{ba}}{X_S^{ba}} X_{B,H}^{ba} \quad (1.36)$$

$$K_{ND} = K_X \frac{X_{DCO}^{ba}}{X_S^{ba}} X_{B,H}^{ba} \quad (1.37)$$

1.3.3. Expression du modèle réduit :

L'application de l'ensemble de simplifications précédentes vis-à-vis des composés organiques biodégradables azotés permet d'exprimer le sous-système rapide (4.5) sous la forme suivante :

$$\begin{aligned} \dot{X}_{DCO}^{ba} = & D^{in} \left(X_{DCO}^{in} - \frac{K_S}{K_{DCO}} X_{DCO}^{ba} \right) - \frac{1}{Y_H} \theta_1 \frac{X_{DCO}^{ba}}{K_{DCO}^{ba} + X_{DCO}^{ba}} \left(\frac{S_O^{ba}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \right. \\ & \left. + \eta_{NO,g} \frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \frac{S_{NO}^{ba}}{K_{NO} + S_{NO}^{ba}} \right) + \theta_2 \end{aligned} \quad (1.38a)$$

$$\begin{aligned} \dot{S}_{NO}^{ba} = & -D^{in} S_{NO}^{ba} - \frac{1 - Y_H}{2.86 Y_H} \theta_1 \eta_{NO,g} \frac{X_{DCO}^{ba}}{K_{DCO}^{ba} + X_{DCO}^{ba}} \frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \frac{S_{NO}^{ba}}{K_{NO} + S_{NO}^{ba}} \\ & + \theta_3 \frac{S_{NH}^{ba}}{K_{NH,A} + S_{NH}^{ba}} \frac{S_O^{ba}}{K_{O,A} + S_O^{ba}} \end{aligned} \quad (1.38b)$$

$$\begin{aligned} \dot{S}_{NH}^{ba} = & D^{in}(S_{NH}^{in} - S_{NH}^{ba}) - i_{NBM} \theta_1 \frac{X_{DCO}^{ba}}{K_{DCO}^{ba} + X_{DCO}^{ba}} \left(\frac{S_O^{ba}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \right. \\ & \left. + \eta_{NO,g} \frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \frac{S_{NO}^{ba}}{K_{NO} + S_{NO}^{ba}} \right) - \theta_3 \frac{S_{NH}^{ba}}{K_{NH,A} + S_{NH}^{ba}} \frac{S_O^{ba}}{K_{O,A} + S_O^{ba}} + \theta_4 S_{ND}^{ba} \end{aligned} \quad (1.38c)$$

$$\begin{aligned} \dot{S}_{ND}^{ba} = & D^{in}(S_{ND}^{in} - S_{ND}^{ba}) - \theta_4 S_{ND}^{ba} + \theta_5 \frac{X_{DCO}^{ba}}{K_{ND} + X_{DCO}^{ba}} \left(\frac{S_O^{ba}}{K_{O,A} + S_O^{ba}} \right. \\ & \left. + \eta_{NO,h} \frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \frac{S_{NO}^{ba}}{K_{NO} + S_{NO}^{ba}} \right) \end{aligned} \quad (1.38d)$$

$$\begin{aligned} \dot{S}_O^{ba} = & -D^{in} S_O^{ba} - \frac{1 - Y_H}{Y_H} \theta_1 \frac{X_{DCO}^{ba}}{K_{DCO}^{ba} + X_{DCO}^{ba}} \frac{S_O^{ba}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \\ & - 4.57 \theta_3 \frac{S_{NH}^{ba}}{K_{NH,A} + S_{NH}^{ba}} \frac{S_O^{ba}}{K_{O,A} + S_O^{ba}} + k_L a (S_O^{sat} - S_O^{ba}) \end{aligned} \quad (1.38e)$$

Le modèle réduit définit 16 paramètres, ainsi que le débit Q^{in} et les concentrations X_{DCO}^{in} , S_{NH}^{in} et S_{ND}^{in} incidents. Les paramètres stœchiométriques et cinétiques Y_H , i_{NBM} , K_S , $K_{O,H}$, $K_{O,A}$, $K_{NH,A}$, K_{NO} , $\eta_{NO,h}$ et $\eta_{NO,g}$ sont identiques à ceux définis dans les modèles ASM1 (Tableau 1-3).

En revanche, les paramètres supplémentaires θ_i ($i = 1, \dots, 5$) ; K_{DCO} et K_{ND} sont issus des simplifications. Certains ont malgré tout une interprétation physique. Les paramètres K_{DCO} et K_{ND} en particulier correspondent aux constantes d'affinité vis-à-vis du composé X_{DCO}^{ba} pour les processus de dégradations des composés organiques et d'hydrolyse de l'azote organique respectivement. D'autres part, les paramètres θ_1 et θ_2 peuvent être interprétés comme les taux maximaux de dégradation des composés organiques et de l'azote ammoniacal.

1.4. Autre présentation d'un modèle simplifié :

Dans cette partie, on dispose d'une autre présentation simplifiée de modèle des unités de traitement à boues activées (modèle ASM1), ces simplifications de ce modèle sont proposées dans la littérature par exemple (Jeppsson, 1996). La principale modification par rapport au modèle complexe d'une station d'épuration concerne le non prise en compte des phénomènes d'hydrolyse de la matière organique et de l'azote organique absorbés.

Ainsi, à partir des hypothèses sur les concentrations et sur les paramètres de ce modèle dans l'environnement anoxie et aérobie, nous déduisons les deux systèmes d'équation suivants :

En environnement anoxie :

$$\frac{dX_{COD}}{dt} = -\frac{1}{Y_H} r_H X_{COD} X_{B,H} + b_H X_{B,H} + b_A X_{B,A} \quad (1.39a)$$

$$\frac{dS_{NH}}{dt} = -i_{XB} (r_H X_{COD} X_{B,H} - b_H X_{B,H} - b_A X_{B,A}) \quad (1.39b)$$

$$\frac{dS_{NO}}{dt} = -\frac{1 - Y_H}{2.86 Y_H} r_H X_{COD} X_{B,H} \quad (1.39c)$$

$$\frac{dX_{B,H}}{dt} = (r_H X_{COD} - b_H) X_{B,H} \quad (1.39d)$$

$$\frac{dX_{B,A}}{dt} = b_A X_{B,A} \quad (1.39e)$$

En environnement aérobie :

$$\frac{dX_{COD}}{dt} = -\frac{1}{Y_H} r_H X_{COD} X_{B,H} + b_H X_{B,H} + b_A X_{B,A} \quad (1.40a)$$

$$\frac{dS_{NH}}{dt} = -i_{XB} (r_H X_{COD} X_{B,H} - b_H X_{B,H} - b_A X_{B,A}) - \left(i_{XB} + \frac{1}{Y_A}\right) r_A S_{NH} X_{B,A} \quad (1.40b)$$

$$\frac{dS_{NO}}{dt} = \frac{1}{Y_A} r_A S_{NH} X_{B,A} \quad (1.40c)$$

$$\frac{dX_{B,H}}{dt} = (r_H X_{COD} - b_H) X_{B,H} \quad (1.40d)$$

$$\frac{dX_{B,A}}{dt} = (r_A S_{NH} - b_A) X_{B,A} \quad (1.40e)$$

Où les paramètres $b_A, b_H, i_{XB}, r_A, r_B, Y_A, Y_H$ sont des paramètres de modèle simplifié (Jeppson, 1996) , ainsi ces paramètres sont définis dans (tableaux 1-4).

| | | |
|----------|---|--------------|
| b_A | Coefficient de mortalité des autotrophes | [l/j] |
| b_H | Coefficient de mortalité des hétérotrophes | [l/j] |
| i_{XB} | Masse d'azote contenu dans la biomasse | [gN/gCOD] |
| r_A | Coefficient de réaction des autotrophes | [l/(g*jour)] |
| r_H | Coefficient de réaction des hétérotrophes | [l/(g*jour)] |
| Y_A | Coefficient de rendement des autotrophes | [gCOD/gN] |
| Y_H | Coefficient de rendement des hétérotrophes | [sCOD/gN] |

Tableau 1-4 les paramètres de modèle simplifié d'une station d'épuration (Jeppson, 1996)

1.5. Conclusion :

Pour simuler le comportement dynamique des petites unités de traitement à boues activées, deux modèles de complexités différentes sont considérés. Un modèle pour le réacteur à partir des processus de dégradation biologiques qui sont basés, dans les deux cas (environnement aérobic et anoxie), sur le modèle ASM 1, actuelle référence dans le domaine du traitement des eaux à boues activées. En revanche, ces modèles diffèrent par la manière dont les mécanismes de décantation/clarifications sont décrits. Le premier intègre un modèle de séparation à couches; le second, moins détaillé, est basé sur de simples bilans de matière.

Ces modèles comportent cependant certaines lacunes. Les aspects relatifs au transfert d'oxygène en présence de boues notamment ne sont pris en compte, en raison de nombreux résultats contradictoires qui subsistent dans la littérature à ce sujet.

L'étude d'une unité de traitement existante a cependant permis de vérifier que ces deux modèles sont en mesure de donner une représentation fidèle du comportement dynamique des petites stations d'épuration à boues activées, et qu'ils sont par conséquent tout à fait aptes, malgré leurs lacunes, à être utilisés pour diagnostiquer le fonctionnement des unités de traitements à boues activées.

L'élaboration d'un modèle de fonctionnement simplifié est nécessaire en vue de diagnostic de fonctionnement des petites stations d'épuration à boues activées. Issu du modèle ASM 1 de l'IAWQ, le modèle proposé intègre deux types de simplifications:

- des simplifications rigoureuses, basées sur l'analyse des valeurs propres du système dynamique (par la méthode d'homotopie), afin d'éliminer les variables d'état dont les dynamiques sont lentes;
- des simplifications de nature plus heuristique qui permettent de réduire davantage la dimension du système.

Il comporte 5 variables d'état $X_{DCO}^{ba}, S_{NO}^{ba}, S_{NH}^{ba}, S_{ND}^{ba}, S_O^{ba}$ et définit 7 paramètres spécifiques $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, K_{DCO}, K_{ND})$.

L'estimation paramétrique, par les deux méthodes (filtre de Kalman, moindres carrés non linéaires), que nous nous proposons d'adopter, doit nous permettre de simplifier encore plus le modèle ASM1 réduit.

Chapitre 2

Filtrage non-linéaire

2.1. Introduction

Le filtre de Kalman (KF-Kalman filtre) est considéré comme une technique de référence pour les problèmes d'estimation linéaire. Il peut mener à la solution MMSE (Minimum Mean Square Error), de manière récursive grâce aux modèles d'état du système dynamique (Kalman, 1960) ; (Gelb, 1980). Dans le cas d'une dynamique non-linéaire le problème d'estimation récursive devient difficile.

Comme dans ce contexte une connaissance complète de la densité de probabilité est exigée. L'estimateur optimal, conforme aux règles de Bayes, n'est pas d'habitude utilisé en pratique. Pour quelques cas particuliers de dynamiques non-linéaires une solution optimale peut être développée, sous des hypothèses contraignantes (Benes, 1981), (Daum, 1988), (Bar-Shalom & Li, 1993). Parmi les nombreuses solutions non-optimales disponibles, le filtre de Kalman Étendu (EKF - Extended Kalman Filtre) reste une solution populaire car il évite le coût de calcul important habituellement exigé par des approches quasi- optimales telles que le filtre particulaire (Arulampalam & al, 2002). L'EKF se base sur la propagation de la distribution des états, par linéarisation au premier ordre du système non-linéaire, en gardant la même structure que le filtre de Kalman classique. Bien que l'EKF puisse faire, face aux systèmes faiblement non-linéaires, de larges erreurs peuvent être commises sur les moments a posteriori (moyenne et covariance) en présence de non-linéarités importantes.

Dans ce chapitre nous allons essayer d'estimer les nouveaux paramètres spécifiques du modèle simplifié d'une station d'épuration par la méthode filtre de Kalman étendu. Le choix de ces paramètres est lié à leurs natures. En effet, ces paramètres peuvent évoluer dans le temps (liée à des variables qui sont éliminés par des simplifications dans le premier chapitre), alors on fait la simulation dans une plage de temps courte pour prendre ces paramètres spécifiques comme des paramètres fixes.

2.2. Filtre de Kalman étendu

Comme il a été mentionné dans l'introduction de ce chapitre, le calcul récursif de la statistique d'ordre deux dans le cas d'un modèle linéaire avec des hypothèses de gaussianité des états, a mené à une solution sous la forme du filtre de Kalman (Kalman, 1960). Son principal intérêt réside dans l'implémentation récursive, qui répartit le coût de calcul sur l'ensemble des observations, réalisant en même temps une minimisation de l'erreur par rapport à un critère d'EQM (Erreur Quadratique Moyenne).

La majorité des méthodes d'estimation récursive proposées jusqu'à présent, pour résoudre le problème de filtrage dans le cas non-linéaire, font des approximations du modèle ou au niveau des hypothèses des statistiques initiales. Chronologiquement, la première solution proposée a été le Filtre de Kalman Étendu (EKF - Extended Kalman Filtre). Cette solution repose sur un développement en série de Taylor des équations de processus et d'observation formant le modèle. Ainsi le Filtre de Kalman Étendu est défini en utilisant les deux idées suivantes (Bar-Shalom & Li, 1993) :

- une linéarisation au premier ordre dans le développement de Taylor pour les non- linéarités correspondantes aux équations de processus et/ou observation
- une estimation de type LMMSE

2.2.1. Modèle général de filtrage

Considérant le modèle d'estimation suivant :

$$\begin{cases} x_{k+1} = f(x_k) + v_k \\ y_k = h(x_k) + n_k \end{cases} \quad (2.1)$$

Ce modèle d'état est caractérisé par un vecteur d'état x de dimension n et un vecteur de mesure y de dimension m . où $\{f(\cdot), h(\cdot)\}$ désignent des fonctions non linéaires et où les bruits additifs $\{v_k, n_k\}$ sont considérés centrés, gaussiens et avec une intercorrélacion nulle :

$$\begin{aligned} E[v_k] &= E[n_k] = 0 \\ E[v_k v_j^T] &= Q \delta_{ij} \\ E[n_k n_j^T] &= R \delta_{ij} \\ E[v_k n_j^T] &= 0 \\ E[v_k x_j^T] &= E[n_k x_j^T] = 0 \end{aligned} \quad (2.2)$$

Où $E[]$ désigne l'espérance mathématique et δ_{ij} le symbole de Kronecker ($\delta_{ij} = 1$ si $i=j$, sinon $\delta_{ij} = 0$).

L'état du système est « propagé » à partir de ses conditions initiales x_0 . Ces conditions n'étant pas toujours parfaitement définies, elles sont décrites par un vecteur aléatoire de distribution gaussienne de statistiques connues et indépendant des bruits de mesure et de commande :

$$E[x_0] = \hat{x}_0 \text{ et } E[x_0 x_0^T] = P_0$$

2.2.2. Principe du filtre de Kalman Étendu (EKF)

Le filtre de Kalman étendu est obtenu en approchant le système non linéaire par un modèle linéaire calculé à chaque nouvelle étape d'estimation du vecteur d'état x . Contrairement au filtre de Kalman linéaire, les équations d'évolutions et de mise à jour de la matrice de covariance d'état sont couplées à l'estimation de l'état (Maybeck, 1979). Par convention, le vecteur $x_{k|k}$ représente le vecteur d'état estimé à l'instant k en utilisant la mesure disponible à cet instant ; le vecteur $x_{k+1|k}$ est la prédiction de l'état faite à l'instant suivant $k+1$ à partir de l'état $x_{k|k}$.

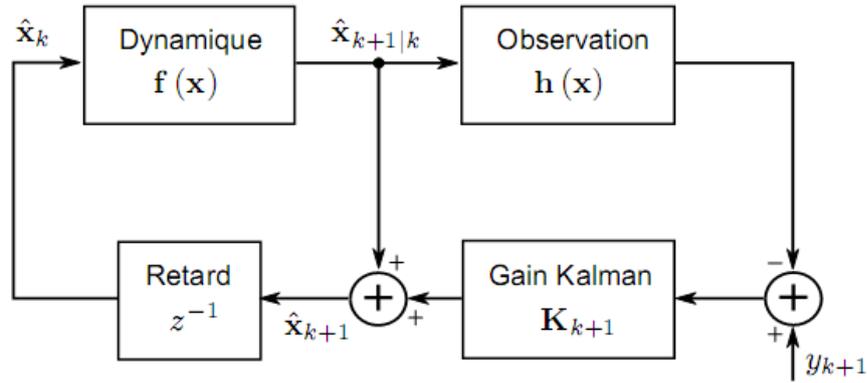


Figure 2-1 Structure de l'estimateur récursif EKF

Le filtre de Kalman étendu, correspondant au système d'équations (2.1), est alors donné par les relations suivantes :

Evolution de l'état :

$$\hat{x}_{k+1|k} = f(\hat{x}_{k|k}) \quad (2.3a)$$

$$P_{k+1|k} = F_k P_{k|k} F_k^T + Q \quad (2.3b)$$

Mise à jour de l'état :

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R)^{-1} \quad (2.3c)$$

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} - K_k (h(\hat{x}_{k|k-1}) - \hat{y}_k) \quad (2.3d)$$

$$P_{k|k} = [I - K_k H_k] P_{k|k-1} \quad (2.3e)$$

Avec :

$$\begin{cases} F_k = \left. \frac{\partial f(x_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k = \hat{x}_{k|k}} \\ H_k = \left. \frac{\partial h(x_k)}{\partial x_k} \right|_{x_k = \hat{x}_{k|k-1}} \end{cases}$$

Dès que le vecteur d'état est nouvellement estimé, une linéarisation du système est réalisée. Celle-ci se traduit par l'évaluation des matrices $F_k, H_k, K_k, P_{k|k}$ connaissant la plus récente estimation de x , appelée valeur nominale. Les fonctions d'état et de mesure sont donc évaluées au voisinage des valeurs nominales respectives : $\hat{x}_{k|k}$ et $\hat{x}_{k|k-1}$.

Cependant, si l'amplitude de l'erreur entre la valeur nominale et la valeur réelle est importante, les approximations des fonctions d'état et de mesure intervenant dans le filtre de Kalman étendu sont sujettes à caution.

Dans certaines applications, des itérations locales destinées à approcher de nouveau les fonctions d'état et de mesure, peuvent améliorer les performances du filtre.

Les filtrages obtenus : filtrage de Kalman étendu et itéré ou le filtrage-lissage itéré, permettent ainsi de réduire les effets des fortes non linéarités sur les fonctions intervenant dans le système (Maybeck, 1979) ; (Sage & Melsa, 1971).

Le principe du filtre de Kalman étendu est d'utiliser le vecteur estimé $\hat{x}_{k|k}$ pour approcher de nouveau la fonction de mesure. En effet, ce vecteur est une meilleure estimation de l'état que le vecteur prédit employé lors de la première itération.

Les équations de mise à jour du vecteur estimé, de la matrice de covariance et du gain du filtre sont réitérées autant de fois que nécessaire. Pour stopper le processus, on teste l'évolution de l'estimation de l'état entre deux itérations successives en vérifiant que la différence des vecteurs estimés est inférieure à un seuil prédéfini ϵ :

$$\|\hat{X}_{k|k}^{N-1} - \hat{X}_{k|k}^N\| \leq \epsilon \quad (2.4)$$

Pour réduire le biais introduit par les linéarisations effectuées au premier ordre, on trouve également dans la littérature, le filtre au deuxième ordre (Maybeck, 1979) ; (Sage & Melsa, 1971). Bien que ce filtre permette de supprimer le biais dans certaines applications, le temps de calcul peut être prohibitif lorsque le vecteur d'état est de dimension importante.

2.3. Estimation paramétrique par Filtre de Kalman Etendue :

Comme il a été proposé dans (Matthews, 1990), et davantage développé dans (Brumbaugh) ; (Dutton, 1994), l'EKF peut être également utilisé pour estimer les paramètres des modèles non linéaires (exemple du modèle ASM1) des données propres.

L'implémentation du filtre de Kalman étendu dans l'estimation paramétrique sous une représentation d'état pour les paramètres de modèle, peut s'écrire comme suit :

$$w_{k+1} = w_k + r_k \quad (2.5a)$$

$$d_k = G(x_k, w_k) + e_k \quad (2.5b)$$

Où les paramètres w_k sont des paramètres de modèle étudié, et r_k désignant le bruit sur les paramètres. La sortie d_k correspond à une observation non linéaire sur les paramètres w_k

2.3.1. L'algorithme FKE pour l'estimation paramétrique :

Généralement, pour estimer les paramètres de modèle linéaire on utilise le filtre de Kalman ou encore la méthode des moindres carrés. Dans le cas non linéaire nous devons utiliser le filtre de Kalman étendu adapté par les équations (2.1) et (2.2) et correspond à une méthode d'optimisation de Newton- modifiée (Nelson, 2000). Cette méthode est appliquée directement à partir des équations données sur le tableau 2.1:

| Tableau 2.1 L'algorithme FKE pour l'estimation paramétrique | |
|--|--------|
| Initialisé avec : | |
| $\hat{w}_0 = E[w]$ | (2.6a) |
| $P_{w_0} = E[(w - \hat{w}_0)(w - \hat{w}_0)^T]$ | (2.6b) |
| Phase de Prédiction : | |
| $\hat{w}_k^- = \hat{w}_{k-1}$ | (2.6c) |
| $P_{w_k}^- = P_{w_{k-1}} + R_{k-1}^r$ | (2.6d) |
| Phase de mise à jour : | |
| $K_k^w = P_{w_k}^- (C_k^w)^T (C_k^w P_{w_k}^- (C_k^w)^T + R^e)^{-1}$ | (2.6e) |
| $\hat{w}_k = \hat{w}_k^- + K_k^w (d_k - G(\hat{w}_k^-, w_{k-1}))$ | (2.6f) |
| $P_{w_k} = (I - K_k^w C_k^w) P_{w_k}^-$ | (2.6g) |
| Où | |
| $C_k^w = \left. \frac{\partial G(x_{k-1}, w)^T}{\partial w} \right _{w=\hat{w}_k^-}$ | (2.6h) |

Critère de minimisation :

Comme pour le cas de toutes les approches d'optimisation, le filtre de Kalman étendu doit minimiser le coût d'erreur de prédiction suivant :

$$J(w) = \sum_{t=1}^k [d_t - G(x_t, w)]^T (R^e)^{-1} [d_t - G(x_t, w)] \quad (2.7)$$

Si la matrice de covariance de bruit R^e est une matrice diagonale à éléments constants (par exemple, $R^e = 0.5I$). Alternativement, R^e peut être placé pour spécifier un coût pondéré de MSE.

D'une part, la covariance d'innovation ($E[r_k r_k^T] = R_k^r$), affecte le taux de convergence et de suivi des performances.

Grosso modo, plus la covariance est grande, plus les données précédentes sont jetées rapidement. Alors Il existe plusieurs options sur la façon de choisir R_k^r :

- Placer R_k^r sous matrice diagonale à des valeurs arbitraires.
- Placer $R_k^r = (\lambda^{-1} - 1)P_{w_k}$ où $\lambda \in [0,1]$ est souvent mentionné comme le facteur d'oubli. Cette disposition prévoit une pondération diminuant exponentiellement approximative sur des données antérieures et est décrit plus entièrement dedans (Nelson, 2000).
- Placer $R_k^r = (1 - \alpha)R_{k-1}^r + \alpha K_k^w [d_k - G(x_k, \hat{w})][d_k - G(x_k, \hat{w})]^T (K_k^w)^T$,
Laquelle est une approche stochastique de Robbins Monro pour estimer les innovations (Van Der Merwe & al, 2000). Cette approche suppose que la covariance de la mise à jour de modèle du filtre de Kalman étendu est compatible avec la mise à jour actuelle.

Typiquement, R_k^r est également contraint pour être une matrice diagonale, qui implique une supposition de l'indépendance sur les paramètres.

L'étude des différents compromis entre ces différentes approches est encore un espace de recherche ouvert. Pour les expériences réalisées dans ce chapitre, nous avons opté pour la deuxième option (avec facteur d'oubli).

Le filtre de poids d'EKF peut être utilisé pour estimer les paramètres du modèle pour F ou H. Pour apprendre la dynamique d'état, nous effectuons simplement les substitutions $G \rightarrow F$ et $d_k \rightarrow x_{k+1}$.

Pour apprendre la fonction de mesure, nous effectuons les substitutions $G \rightarrow H$ et $d_k \rightarrow y_k$. Mais dans notre application nous sommes concerné juste sur la dynamique d'état alors on effectue une seule substitution $G \rightarrow F$ et $d_k \rightarrow x_{k+1}$.

2.4. Simulation :

L'objectif de l'estimation paramétrique du modèle réduit est de valider les hypothèses simplificatrices adoptées. Pour ce faire les mesures y_k sont supposées obtenues ici par le modèle ASM1 (avec un décanteur idéal), et l'ensemble des concentrations X_{DCO} , S_{NO} , S_{NH} , S_{ND} , S_{NO} sont supposées mesurées en ligne (toutes les sorties sont observables).

Le modèle réduit comprend des paramètres cinétiques et stœchiométriques du modèle ASM1, ainsi que des paramètres supplémentaires issus des simplifications. Pour les paramètres cinétiques et stœchiométriques, les valeurs adoptées par défaut sont celles définies dans le cadre du *benchmark* de l'action européenne **COST624**. Les valeurs des paramètres spécifiques sont celles relatives à des conditions de fonctionnement stationnaires de l'unité de traitement existante pour la politique d'aération actuelle et les perturbations incidentes mesurées. Toutes ces valeurs sont données dans Tableau 2.2, (Chachuat, 2001).

| Paramètres du modèle ASM1 | | | Paramètres spécifiques | | |
|---------------------------|--------|-------------------|------------------------|------|--------------------------------|
| Y_H | 0.758 | - | θ_1 | 4500 | $\text{mgL}^{-1}\text{j}^{-1}$ |
| i_{NBM} | 0.0678 | - | θ_2 | 1000 | $\text{mgL}^{-1}\text{j}^{-1}$ |
| K_S | 10.0 | mgL^{-1} | θ_3 | 210 | $\text{mgL}^{-1}\text{j}^{-1}$ |
| $K_{O,H}$ | 0.2 | mgL^{-1} | θ_4 | 60 | j^{-1} |
| $K_{O,A}$ | 0.4 | mgL^{-1} | θ_5 | 250 | $\text{mgL}^{-1}\text{j}^{-1}$ |
| $K_{NH,A}$ | 1.0 | mgL^{-1} | K_{DCO} | 250 | $\text{mgL}^{-1}\text{j}^{-1}$ |
| K_{NO} | 0.5 | mgL^{-1} | K_{ND} | 120 | $\text{mgL}^{-1}\text{j}^{-1}$ |
| $\eta_{NO,g}$ | 0.8 | - | | | |
| $\eta_{NO,h}$ | 0.8 | - | | | |
| S_O^{sat} | 10.0 | mgL^{-1} | | | |

Tableau 2.2 les paramètres stœchiométrique, cinétique et spécifique

Le modèle étudié dans les simulations 1,2 et 3 est d'écrit comme suit :

$$\begin{aligned} \dot{X}_{DCO}^{ba} &= D^{in} \left(X_{DCO}^{in} - \frac{K_S}{K_{DCO}} X_{DCO}^{ba} \right) - \frac{1}{Y_H} \theta_1 \frac{X_{DCO}^{ba}}{K_{DCO}^{ba} + X_{DCO}^{ba}} \left(\frac{S_O^{ba}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \right. \\ &\quad \left. + \eta_{NO,g} \frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \frac{S_{NO}^{ba}}{K_{NO} + S_{NO}^{ba}} \right) + \theta_2 \\ \dot{S}_{NO}^{ba} &= -D^{in} S_{NO}^{ba} - \frac{1 - Y_H}{2.86 Y_H} \theta_1 \eta_{NO,g} \frac{X_{DCO}^{ba}}{K_{DCO}^{ba} + X_{DCO}^{ba}} \frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \frac{S_{NO}^{ba}}{K_{NO} + S_{NO}^{ba}} \\ &\quad + \theta_3 \frac{S_{NH}^{ba}}{K_{NH,A} + S_{NH}^{ba}} \frac{S_O^{ba}}{K_{O,A} + S_O^{ba}} \\ \dot{S}_{NH}^{ba} &= D^{in} (S_{NH}^{in} - S_{NH}^{ba}) - i_{NBM} \theta_1 \frac{X_{DCO}^{ba}}{K_{DCO}^{ba} + X_{DCO}^{ba}} \left(\frac{S_O^{ba}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \right. \\ &\quad \left. + \eta_{NO,g} \frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \frac{S_{NO}^{ba}}{K_{NO} + S_{NO}^{ba}} \right) - \theta_3 \frac{S_{NH}^{ba}}{K_{NH,A} + S_{NH}^{ba}} \frac{S_O^{ba}}{K_{O,A} + S_O^{ba}} + \theta_4 S_{ND}^{ba} \\ \dot{S}_{ND}^{ba} &= D^{in} (S_{ND}^{in} - S_{ND}^{ba}) - \theta_4 S_{ND}^{ba} + \theta_5 \frac{X_{DCO}^{ba}}{K_{ND} + X_{DCO}^{ba}} \left(\frac{S_O^{ba}}{K_{O,A} + S_O^{ba}} \right. \\ &\quad \left. + \eta_{NO,h} \frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \frac{S_{NO}^{ba}}{K_{NO} + S_{NO}^{ba}} \right) \\ \dot{S}_O^{ba} &= -D^{in} S_O^{ba} - \frac{1 - Y_H}{Y_H} \theta_1 \frac{X_{DCO}^{ba}}{K_{DCO}^{ba} + X_{DCO}^{ba}} \frac{S_O^{ba}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \\ &\quad - 4.57 \theta_3 \frac{S_{NH}^{ba}}{K_{NH,A} + S_{NH}^{ba}} \frac{S_O^{ba}}{K_{O,A} + S_O^{ba}} + k_L a (S_O^{sat} - S_O^{ba}) \end{aligned}$$

Simulation 1 :

Dans cette section, nous allons présenter l'application d'EKF à l'estimation des paramètres de modèle des unités de station d'épuration (Chachuat.B, 2001). Dans cette application 7 paramètres ont été considérés. Ces derniers sont des paramètres spécifiques ($\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, K_{DCO}, K_{ND}$) du modèle ASM1 qui sont liés aux variables éliminées par des simplifications (chapitre 1). Ensuite une comparaison est réalisée entre l'évolution des paramètres estimés et leurs valeurs désirées (données dans le Tableau 2.2).

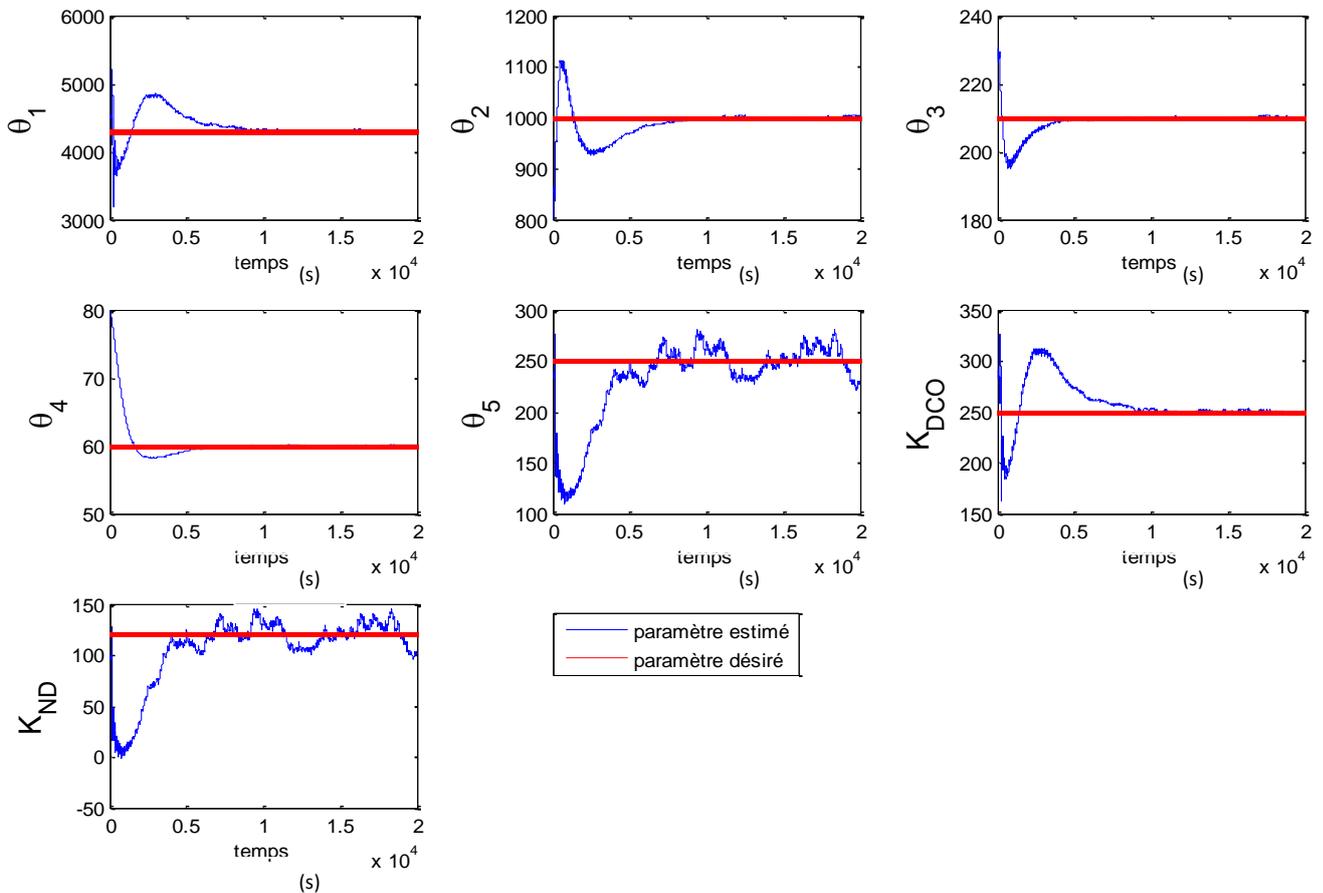


Figure 2-2 estimation des paramètres spécifiques ($\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, K_{DCO}, K_{ND}$).

Nous remarquons que toutes les estimations des paramètres ont convergé vers leurs valeurs désirées, sauf les estimations de deux paramètres θ_5, K_{ND} .

Après l'estimation des paramètres spécifiques par le filtre de Kalman étendu nous remplaçons ses valeurs dans le modèle simplifié et nous traçons ensuite les évolutions des variables d'états ($X_{DCO}, S_{NO}, S_{NH}, S_{ND}, S_O$) (données désirées et estimées).

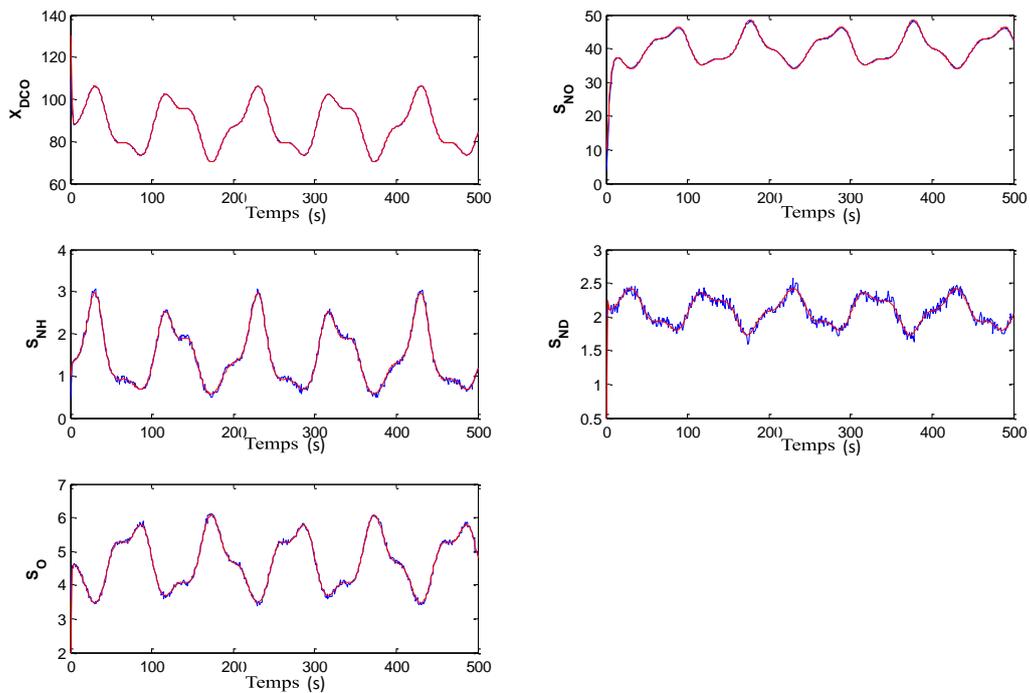


Figure 2-3 l'évolution des variables d'états de modèle ASM1

Pour mieux distinguer la différence entre les données estimées et observées, un zoom est effectué sur la Figure 2-2 (variable d'état S_{NO} de modèle ASM1) dans un intervalle $k = [100,200]$.

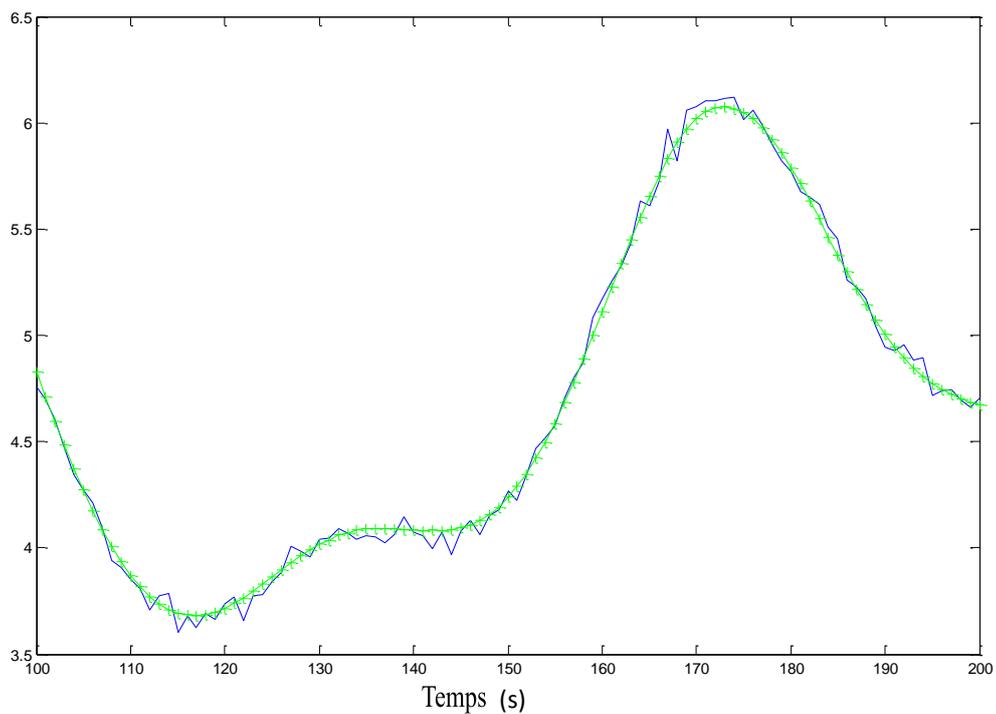


Figure 2-4 l'évolution d'une variable d'état S_{NO} dans une plage de données entre 100 et 200 secondes

Malgré, que toutes les estimées des paramètres n'ont pas atteint leurs valeurs désirées, les estimations des variables d'état suivent bien leurs valeurs désirées.

Fonction coût

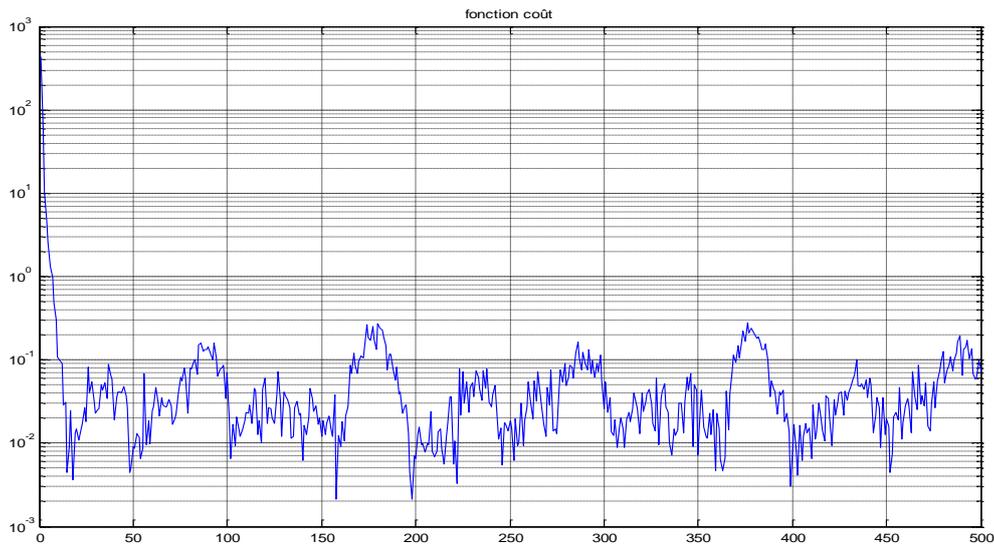


Figure 2-5 la courbe logarithmique de la fonction de coût

Nous remarquons que la fonction coût a diminué rapidement. La variation d'amplitude est limitée entre 10^{-3} et 0.2. Ceci signifie que nous obtenons bien une estimation appréciable.

Simulation 2 :

D'après les résultats obtenus sur les 2 courbes représentant les variables d'état θ_5, K_{ND} , nous pouvons conclure que l'estimation n'était pas tout à fait bonne. Nous avons donc décidé, dans cette section, de fixer 2 paramètres spécifiques (K_{DCO}, K_{ND}), et d'estimer les autres paramètres.

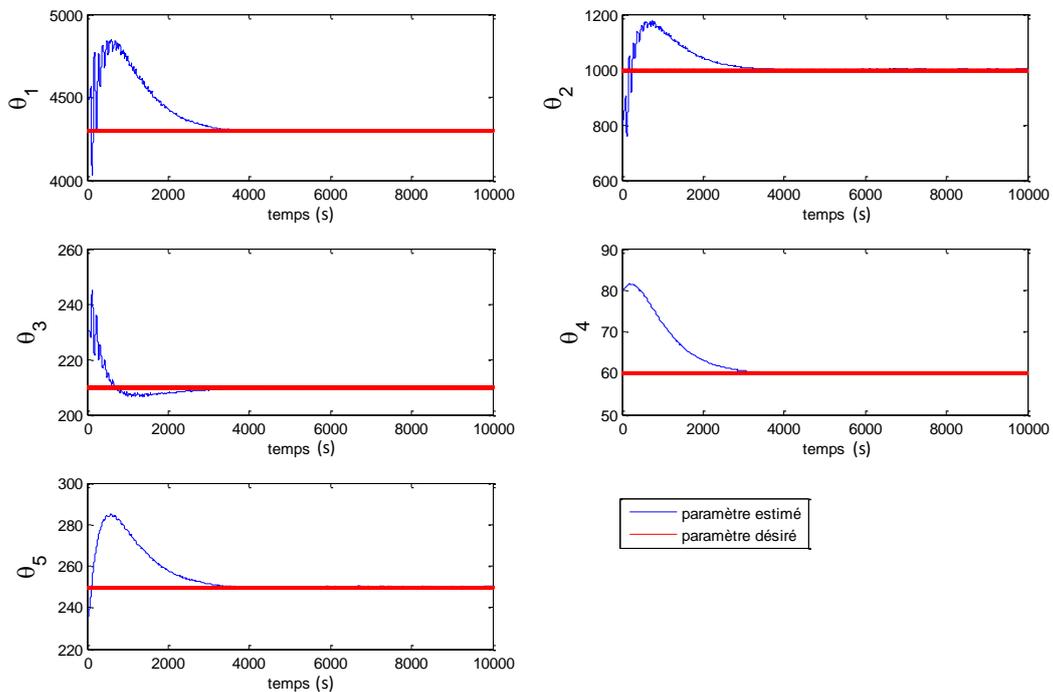


Figure 2-6 l'évolution des paramètres spécifiques (estimé et désiré) ($\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5$)

Sur la figure 2-6, tous les 5 paramètres, ont convergé assez rapidement par rapport à la simulation 1. Ensuite, nous allons placer les paramètres estimés dans notre modèle, puis nous allons tracer les évolutions des variables d'état de ce modèle et leurs estimations.

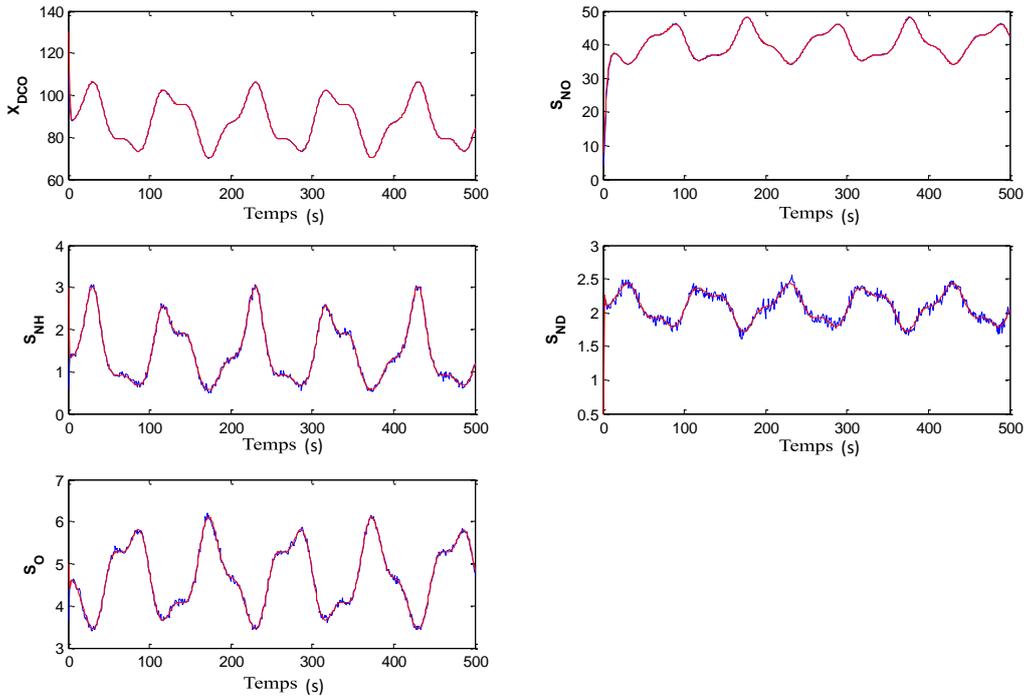


Figure 2-7 l'évolution des variables d'état de modèle ASM1 et leur estimation

Pour mieux visualiser la différence entre les données estimées et observées, nous traçons l'évolution de la variable X_{DCO} dans une plage des données entre 250 et 300.

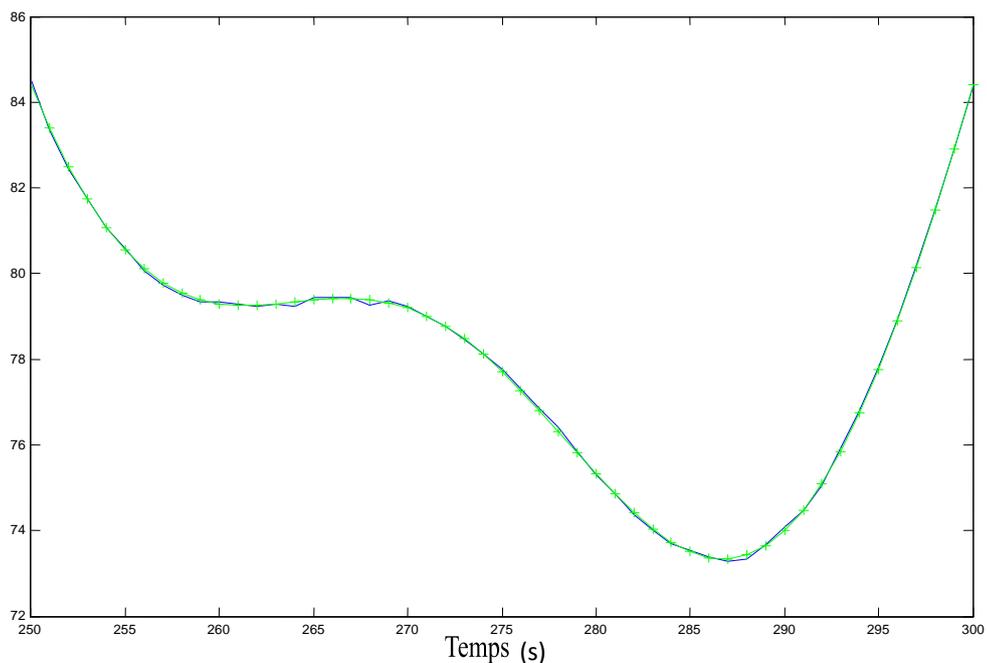


Figure 2-8 l'évolution d'une variable d'état X_{DCO} dans une plage de données entre 100 et 300

Nous observons que toutes les estimations des deux variables d'états X_{DCO} , S_{NO} sont presque identiques par rapport à leurs valeurs réelles. Elles ont moins de bruit par rapport aux autres estimations.

Et pour mieux analyser les performances des estimations, nous représentons la fonction coût sur la figure suivante :

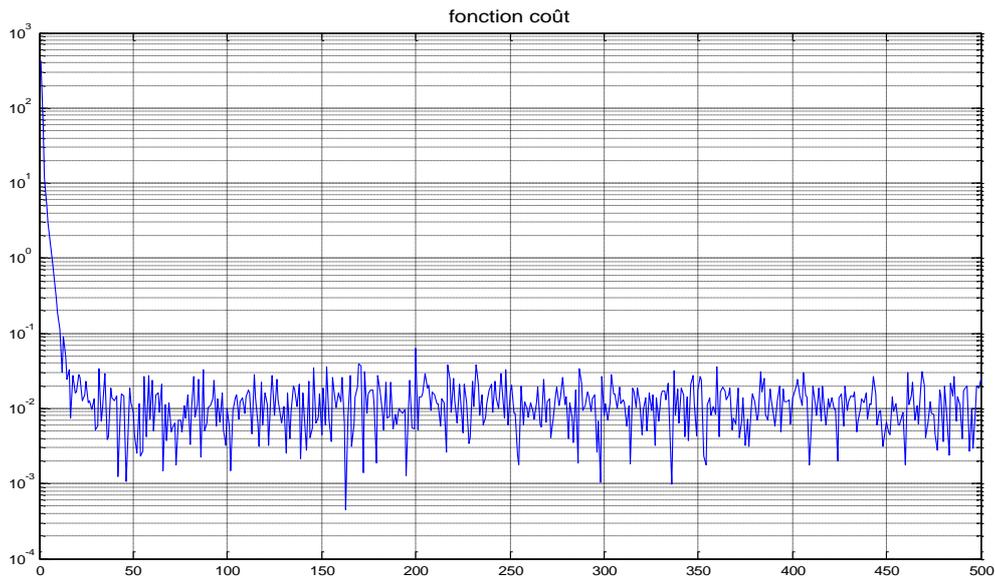


Figure 2-9 la courbe logarithmique de la fonction de coût

La fonction coût perd 4 ordres de grandeur. Après 20 échantillons la variation de l'amplitude est limitée entre 0.002 et 0.04.

Simulation 3 :

Dans cette section nous allons appliquer l'algorithme EKF sur la seconde présentation simplifiée du modèle ASM1 (modèle de JEPPSON). Ceci dans le but d'estimer les paramètres ($rh_{an}, yh_{an}, bh_{an}, ba_{an}, rh_{ae}, ra_{ae}, ya_{ae}$). Nous allons tracer ensuite leur estimation sur les figures suivantes.

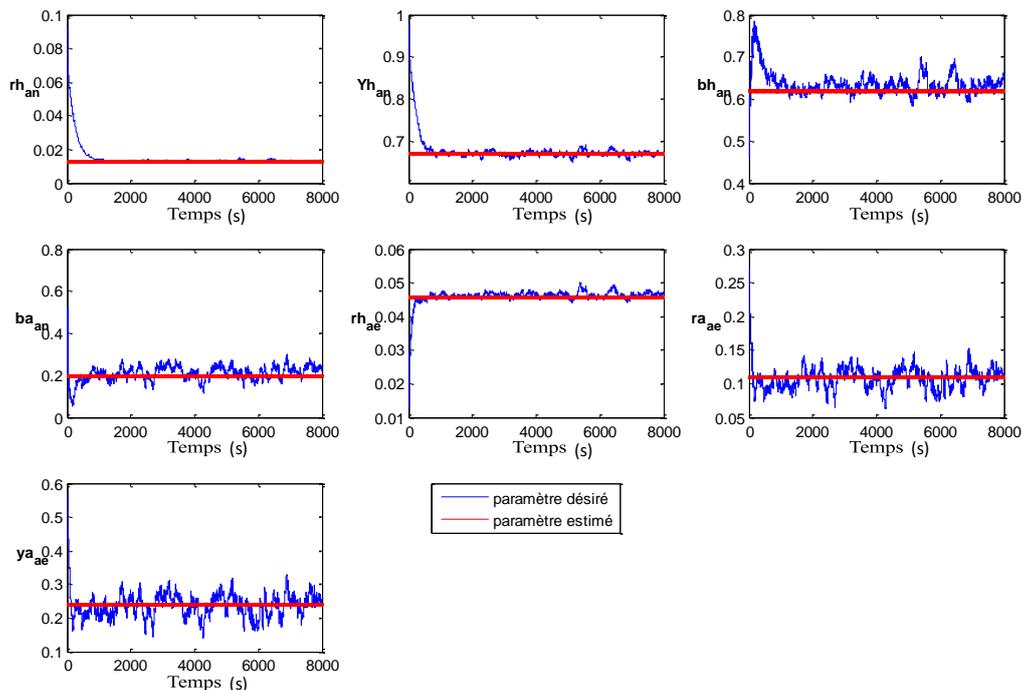


Figure 2-10 estimation paramétrique de $rh_{an}, yh_{an}, bh_{an}, ba_{an}, rh_{ae}, ra_{ae}, ya_{ae}$ par la méthode du filtre de kalman étendu.

Nous remarquons que tous les paramètres, ont convergé vers leurs valeurs désirées. L'estimation de paramètre ρ_{an} est moins bruitée que les autres paramètres.

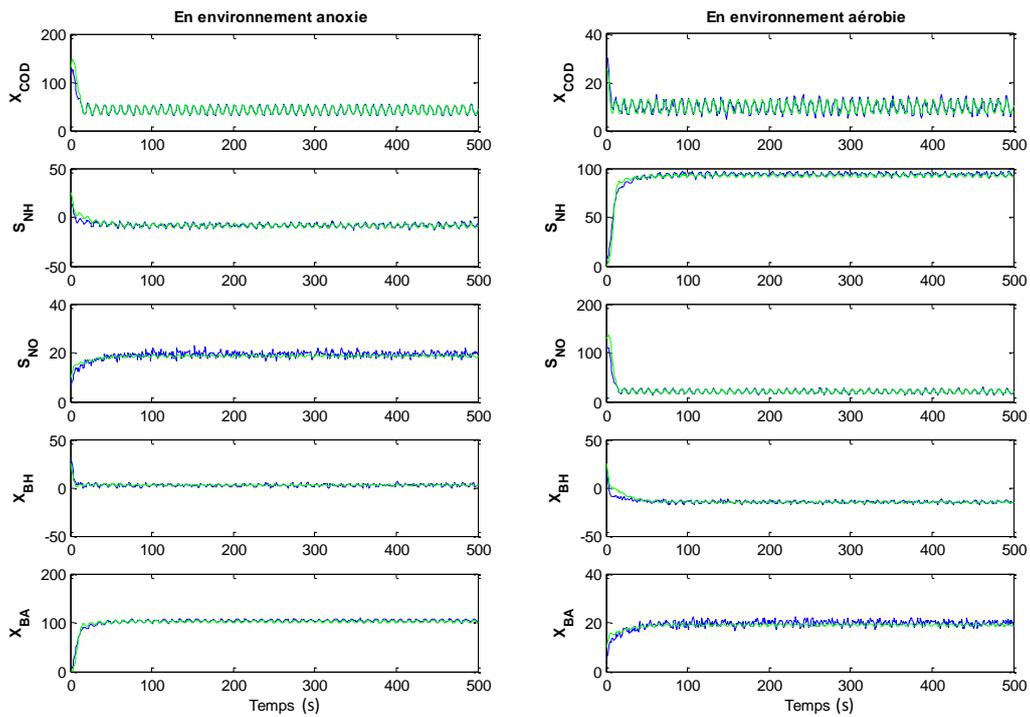


Figure 2-11 évolution des variables d'états et leur estimation dans l'environnement anoxie et aérobie

Pour mieux visualiser la différence entre les données estimées et observées, un zoom est réalisé sur la Figure (variable d'état X_{DCO}) dans un intervalle soit $k = [100,150]$.

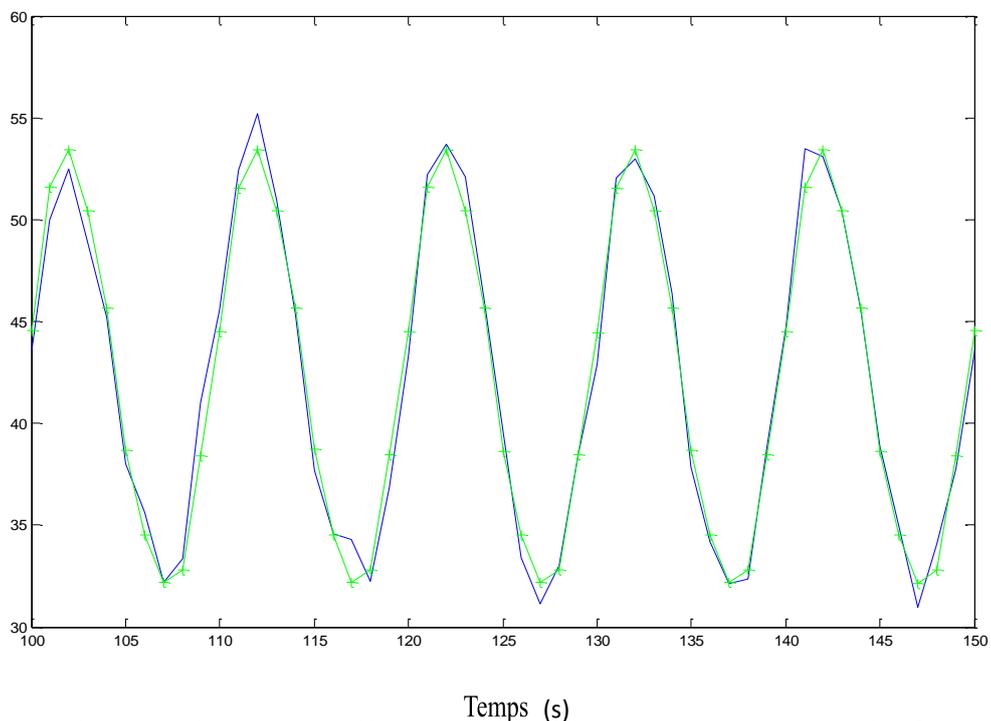


Figure 2-12 évolution d'une variable d'état de modèle ASM1 dans une plage de données [100 150]

Malgré que les estimations des paramètres soient bruitées, les variables d'états estimées poursuivent bien leurs valeurs désirées.

La fonction coût :

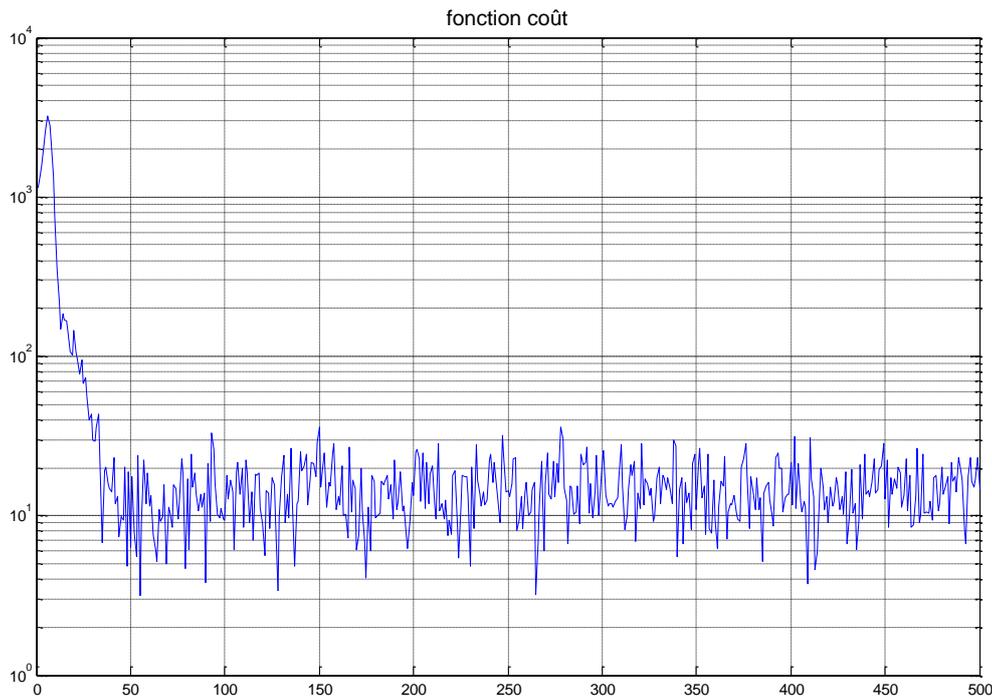


Figure 2-13 la courbe logarithmique de la fonction coût

Nous observons que la fonction coût décroît rapidement. Après 50 échantillons la variation d'amplitude est limitée entre 3 et 30.

2.5. Conclusion

Généralement dans la littérature, le filtre de Kalman étendu est utilisé dans le cadre d'estimation d'état des systèmes linéaires ou les systèmes non linéaires. En revanche dans ce chapitre nous avons utilisé le filtre de Kalman étendu pour estimer les paramètres d'un système non linéaire. A cause de la taille de vecteur de paramètres (17 paramètres), nous avons choisi les paramètres spécifiques $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, K_{DCO}, K_{ND}$ (nouveaux paramètres du modèle ASM1 simplifié). Par la suite, nous avons fixé les deux paramètres K_{DCO}, K_{ND} afin d'obtenir de meilleures estimations.

La recherche du minimum de la fonction de coût a pour objectif de trouver le jeu de paramètres du modèle qui minimise cette dernière. Cependant, l'identification des paramètres spécifiques du modèle ASM1 simplifié, nous a conduites à deux types de résultats : soit l'obtention d'un minimum local, soit l'obtention d'un minimum global.

Dans la première simulation tous les paramètres ont convergé vers leurs valeurs désirées sauf les deux paramètres θ_5, K_{ND} , et les variables d'état estimées suivent leurs valeurs réelles. Ceci a donc permis de passer au dessus du minimum local.

Chapitre 2 : filtrage non-linéaire

Dans la simulation 2, tous les paramètres ont convergé vers leurs valeurs réelles désirées et même chose pour les variables d'états, Ceci a donc conduit à passer au dessus du minimum global.

Enfin, nous avons également appliqué la méthode de filtre de Kalman modifié à la seconde présentation du modèle d'une station d'épuration (modèle de JIPPSSON). Les paramètres que nous avons estimé sont $rh_{an}, yh_{an}, bh_{an}, ba_{an}, rh_{ae}, ra_{ae}, ya_{ae}$.

Chapitre 3

Moindres carrés non linéaires

3.1. Définition

Les moindres carrés non linéaires est une forme des moindres carrés utilisés dans l'estimation d'un modèle non linéaire en n paramètres à partir de m observations ($m > n$). Une façon d'estimer ce genre de problème est de considérer des itérations successives se basant sur une version linéarisée du modèle initial. Cette méthode est appliquée par (Kelly, 1999)

3.2. Fondements théoriques

Considérons un jeu de m couples d'observations $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)$, et une fonction de régression du type $y = f(x, b)$.

Cette fonction dépend des *explicatives* x mais aussi du vecteur des n paramètres $\beta = (\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n)$, avec $m \geq n$.

On souhaite trouver le vecteur de paramètres β qui ajuste au mieux les données, au sens des moindres carrés:

$$S = \sum_{i=1}^m r_i^2 \quad (3.1)$$

Est minimisée en β , où les résidus r_i sont donnés par

$$r_i = y_i - f(x_i, \beta) \quad \text{pour } i = 1, 2, 3, \dots, m \quad (3.2)$$

Le minimum de la somme des carrés des résidus S est atteint lorsque le Gradient s'annule (condition nécessaire).

Puisque le problème est formulé avec n paramètres, il y a donc n *équations normales*:

$$\frac{\partial S}{\partial \beta_i} = 2 \sum_i r_i \frac{\partial r_i}{\partial \beta_i} = 0 \quad (j = 1, 2, \dots, n) \quad (3.3)$$

Dans un système non linéaire, les dérivées $\frac{\partial r_i}{\partial \beta_i}$ dépendent aussi bien des variables explicatives que des paramètres: il faut donc renoncer à résoudre les équations normales aussi simplement que dans le cas linéaire.

On a alors recours à une résolution numérique, à l'aide d'un procédé itératif

$$\beta^{k+1} = \beta^k + \Delta\beta \quad (3.4)$$

Qui fournit des approximations successives β^k de plus en plus proches de la vraie valeur (inconnue) des paramètres β_0 .

À chaque itération, le modèle initial est linéarisé par un développement de Taylor autour de β^k comme suit:

$$f(x_i, \beta_0) \approx f(x_i, \beta^k) + \sum_j \frac{\partial f(x_i, \beta^k)}{\partial \beta_{0,j}} (\beta_{0,j} - \beta_j^k) \approx f(x_i, \beta^k) + J_{ij} \Delta \beta_j. \quad (3.5)$$

La Matrice jacobienne, J, dépend des données et de l'approximation en cours, aussi change-t-elle d'une itération à l'autre. Ainsi, en termes de modèle linéarisé,

$\frac{\partial r_i}{\partial \beta_j} = -J_{ij}$ Et les résidus sont donnés par :

$$r_i = \Delta y_i - \sum_{j=1}^n J_{ij} \Delta \beta_j; \quad (3.6a)$$

$$\Delta y_i = y_i - f(x_i, \beta^k) \quad (3.6b)$$

Les équations normales deviennent :

$$-2 \sum_{i=1}^m J_{ij} \left(\Delta y_i - \sum_{s=1}^n J_{is} \Delta \beta_s \right) = 0 \quad (3.7)$$

Ou encore :

$$\sum_{i=1}^m \sum_{s=1}^n J_{ij} J_{is} \Delta \beta_s = \sum_{i=1}^m J_{ij} \Delta y_i \quad (j = 1, \dots, n) \quad (3.8)$$

Matériellement, on arrive à :

$$(J^T J) \Delta \beta = J^T \Delta y \quad (3.9)$$

La linéarisation permet donc d'écrire :

$$\beta^{k+1} = \beta^k + (J^T J)^{-1} J^T \Delta y \quad (3.10)$$

Il faut remarquer que l'ensemble du terme de droite dépend seulement de l'itération en cours, à savoir β^k , et permet donc de trouver la prochaine itération β^{k+1} .

On peut aisément généraliser l'approche précédente en considérant une somme pondérée des carrés des résidus

$$S = \sum_{i=1}^m W_{ii} r_i^2. \quad (3.11)$$

Idéalement, chaque élément de la matrice diagonale de pondération W devrait être égal à l'inverse de la variance de l'observation. Les équations normales deviennent alors

$$(J^T W J) \Delta \beta = J^T W \Delta y \quad (3.12)$$

Ce qui procure la base de l'algorithme d'optimisation de Gauss-Newton.

3.2.1. Différences entre les moindres carrés linéaires et non-linéaires :

Il y a de nombreuses divergences entre les moindres carrés linéaires (MCL) et non-linéaires (MCN):

- Les MCN est un procédé itératif, qui nécessite donc un point de départ et des critères d'arrêt. Les MCL sont directs (algèbre linéaire);
- Les MCN nécessitent de calculer la matrice Jacobienne (dérivées premières). Une expression analytique peut être compliquée à obtenir: si c'est le cas, une différentiation numérique s'impose ;
- La divergence est un problème courant des MCN: en effet, il n'est pas rare de voir augmenter la fonction objective (somme des carrés des résidus) d'une itération à l'autre. Cela peut être dû au manque de précision de l'approximation linéaire par le développement de Taylor;
- Pour les MCL, la solution est unique mais pas pour les MCN: plusieurs minimas (locaux) peuvent exister.

3.2.2. Interprétation géométrique

Dans le cas des moindres carrés linéaires, la fonction objective S est une fonction quadratique des paramètres. Lorsqu'il y a un seul paramètre à estimer β , la fonction S est une parabole en β .

$$S = \sum_i W_{ii} \left(y_i - \sum_j x_{ij} \beta_j \right)^2 \quad (3.13)$$

Pour deux paramètres ou plus, le contour de S est constitué d'ellipses concentriques, à condition que la matrice $X^T W X$ soit définie positive. Le minimum, atteint pour la valeur optimale des paramètres, est trouvé au centre de ces ellipses concentriques.

Dans le cas non linéaire, le contour en ellipses concentriques n'est vrai qu'au voisinage du minimum, puisque dans ce cas l'approximation linéaire de Taylor s'avère être une bonne approximation de la fonction objectif.

Plus les paramètres s'éloignent de leur valeur optimale, plus le contour dévie de sa forme ellipsoïdale.

$$S \approx \sum_i W_{ii} \left(y_i - \sum_j J_{ij} \beta_j \right)^2 \quad (3.14)$$

Ceci signifie qu'il est essentiel de choisir l'approximation initiale β_0 du procédé itératif proche des valeurs optimales, qui sont par définition inconnues.

3.3. Astuces calculatoires :

3.3.1. Choix du vecteur d'incrément :

Dans le procédé itératif

$$\beta^{k+1} = \beta^k + \Delta\beta \quad (3.15)$$

Il est impératif de se prémunir contre la divergence. Plusieurs astuces, concernant le choix de $\Delta\beta$, peuvent être considérées :

- changer sa norme sans pour autant changer sa direction. On peut alors introduire une proportion f (entre 0 et 1) et amender le procédé itératif en $\beta^{k+1} = \beta^k + \Delta\beta$. Par exemple, on peut diviser par deux la valeur de f jusqu'à observer une réelle diminution de la fonction objectif. On peut aussi rechercher la valeur de f par recherche linéaire (Box & al, 1969) : pour une grille de valeurs de f , on cherche la valeur de f provoquant la diminution la plus importante de S . Mais une telle méthode est coûteuse en calculs, car il faut à chaque fois recalculer la fonction objective;
- si la direction de l'incrément est trop éloignée de sa direction "optimale" et que la méthode précédente échoue, il faudra peut-être changer légèrement la direction du vecteur d'incrément $\Delta\beta$. Pour cela, les équations normales sont transformées en $(J^T W J + \lambda I) \Delta\beta = (J^T W) \Delta y$, où λ est le paramètre de Marquardt et I la matrice identité.

3.3.2. Décompositions en QR :

Le minimum de la somme des carrés des résidus peut se trouver sans former les équations normales. Les résidus du modèle linéarisé s'écrivent

$$r = \Delta y - J \Delta\beta \quad (3.16)$$

La Jacobienne fait l'objet d'une décomposition orthogonale, comme par exemple la décomposition QR:

$$J = QR \quad (3.17)$$

Où Q est une matrice de $m \times m$ où R est une matrice $m \times n$, partitionnée en un bloc R_n , de dimension $n \times n$, et en un bloc nul, de dimension $m - n$ zéro block. De plus, R_n est triangulaire supérieur.

$$R = \begin{bmatrix} R_n \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

Le vecteur de résidu est pré-multiplié par Q^T .

$$Q^T r = Q^T \Delta y - R \Delta\beta = \begin{bmatrix} (Q^T \Delta y - R \Delta\beta)_n \\ (Q^T \Delta y)_{m-n} \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

La somme des carrés reste inchangée puisque $S = r^T Q Q^T r = r^T r$. Le minimum de S est atteint lorsque le bloc supérieur est nul. Par conséquent, le vecteur d'incrément recherché $\Delta\beta$ se trouve en résolvant l'équation suivante :

$$R_n \Delta\beta = (Q^T \Delta y)_n \quad (3.20)$$

La résolution est facile d'accès car la matrice R a été prise triangulaire supérieure.

3.3.3. Décomposition en valeurs singulières

Une variante de la méthode précédente fait intervenir la décomposition en valeurs singulières, dans laquelle R est diagonalisée:

$$J = U \Sigma V^T \quad (3.21)$$

Où U est orthogonal, Σ est une matrice diagonale de valeurs singulières et V^T est la matrice orthogonale des vecteurs propres de R_n . Dans cette configuration, l'incertitude est donnée par :

$$\Delta\beta = V \Sigma^{-1} (U^T \Delta y)_n \quad (3.22)$$

La relative simplicité de cette expression est très utile dans l'analyse théorique des moindres carrés. Cette méthode est largement détaillée dans (Lawson & Hanson, 1974).

3.3.4. Critères de convergence

Le critère de convergence le plus immédiat est que la somme des carrés ne doit pas décroître d'une itération à l'autre. Ce critère est souvent difficile à implémenter. Aussi, on préfère le critère de convergence suivant :

$$\left| \frac{S^k - S^{k+1}}{S^k} \right| < 0.0001$$

Évidemment, la valeur 0,0001 est arbitraire et doit être changée. En particulier, il faudra augmenter cette valeur lorsque les erreurs expérimentales sont importantes.

Un critère alternatif est

$$\left| \frac{\Delta\beta_j}{\beta_j} \right| < 0.001, j = 1, \dots, n$$

Là encore, la valeur numérique est arbitraire.

3.4. Minimums multiples

On peut trouver plusieurs minimums de S dans certaines circonstances:

- Un paramètre intervenant à une certaine puissance. Par exemple, pour ajuster des données à une courbe de Lorentz:

$$f(x_i, \beta) = \frac{\alpha}{1 + \left(\frac{\gamma - x_i}{\beta}\right)^2}$$

Il y a alors deux solutions pour le paramètre β : $\hat{\beta}$ ainsi que $-\hat{\beta}$ donnent la même valeur optimale de la fonction critère ;

- Deux paramètres peuvent s'inter changer sans changer le critère. Par exemple, cela survient lorsqu'on rencontre le produit de deux paramètres: ainsi $\alpha\beta$ donnera la même chose que $\beta\alpha$;
- Un paramètre intervient dans une fonction périodique, comme par exemple dans $\sin \beta$. Dans ce cas $\beta + 2n\pi$ donne la même valeur critère

Tous les minimums multiples ne donnent pas la même valeur de la fonction objective. Un autre problème concerne les minimums locaux. Par exemple, dans le modèle

$$f(x_i, \beta) = (1 - 3\beta + \beta^3)x_i$$

Il y a un minimum local en $\beta = 1$ et un minimum global en $\hat{\beta} = -3$ (Gans, 1992). Pour être certain d'avoir obtenu un minimum global, il est souhaitable de recommencer la procédure de minimisation en changeant le point de départ. Quand on obtient le même résultat quel que soit le point de départ, on peut alors penser obtenir un minimum global.

L'existence de minimums multiples a une conséquence importante: la fonction objective admet une valeur maximum quelque part entre les deux minimums. Les équations normales en ce maximum fait intervenir des matrices non définies positives. Une telle situation est à proscrire, en particulier comme initialisation du procédé itératif. Par exemple, pour le cas de l'ajustement du modèle de Lorentz, le cas $\hat{\alpha} = 0$ est à éviter.

3.5. Autres méthodes

3.5.1. Linéarisation

Un modèle non linéaire peut parfois se transformer en modèle linéaire. Par exemple, lorsque le modèle est une simple fonction exponentielle,

$$f(x_i, \beta) = \alpha e^{\beta x_i}$$

On peut obtenir un modèle linéaire par transformation logarithmique.

$$\log f(x_i, \beta) = \log \alpha + \beta x_i$$

La somme des carrés devient :

$$S = \sum_i (\log y_i - \log \alpha - \beta x_i)^2$$

Toutefois, si on n'a aucun renseignement sur la structure des aléas, cette transformation peut être problématique: de toute évidence, les erreurs expérimentales sur y ne sont pas les mêmes que sur $\log y$. Estimer le modèle initial et celui linéarisé donnera des estimations différentes et des variances estimées. En pratique, le modèle exponentiel s'estime dans une procédure à part.

3.5.2. Quelques ajustements :

-Calcul de la matrice Jacobienne par approximation numérique. Dans certains modèles, obtenir des dérivées analytiques peut s'avérer délicat. On doit avoir recours à une approximation numérique de la Jacobienne; par exemple, l'approximation de son entrée (i,j) est:

$$J_{ij} = \frac{\partial f(x_i, \beta)}{\partial \beta_j} \approx \frac{\delta f(x_i, \beta)}{\delta \beta_j} \quad (3.23)$$

Cette approximation s'obtient par le calcul de $f(x_i, \beta)$ pour β_j et $\beta_j + \delta \beta_j$. L'incrément, $\delta \beta_j$ doit être choisi ni trop grand ni trop petit (afin d'éviter les erreurs d'arrondi);

- L'inclusion des dérivées secondes dans le développement de Taylor. On obtient la méthode classique de Newton.

$$f(x_i, \beta) = f^k(x_i, \beta) + \sum_j J_{ij} \Delta \beta_j + \frac{1}{2} \sum_j \sum_k \Delta \beta_j \Delta \beta_k H_{jk(i)}, \quad H_{jk(i)} = \frac{\partial^2 f(x_i, \beta)}{\partial \beta_j \partial \beta_k} \quad (3.24)$$

La matrice H est la Matrice Hessienne. Bien que présentant de bien meilleures propriétés de convergence près de l'optimum, ce modèle se comporte mal quand les paramètres sont loin de leur valeur optimale. Le calcul de la Hessienne ajoute à la complexité de l'algorithme. Cette méthode n'est pas utilisée en général;

- On peut remplacer l'algorithme de Newton par un algorithme de pseudo-Newton, où on calcule numériquement la hessienne par approximations successives. C'est l'algorithme de Davidon-Fletcher-Powell (DFP);

3.6. Simulations :

Simulation 1 :

Cette fois on applique l'algorithme des moindres carrés non linéaires pour estimer les paramètres $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, K_{DCO}, K_{ND})$ du modèle ASM1 simplifié (Chachuat, 2001).

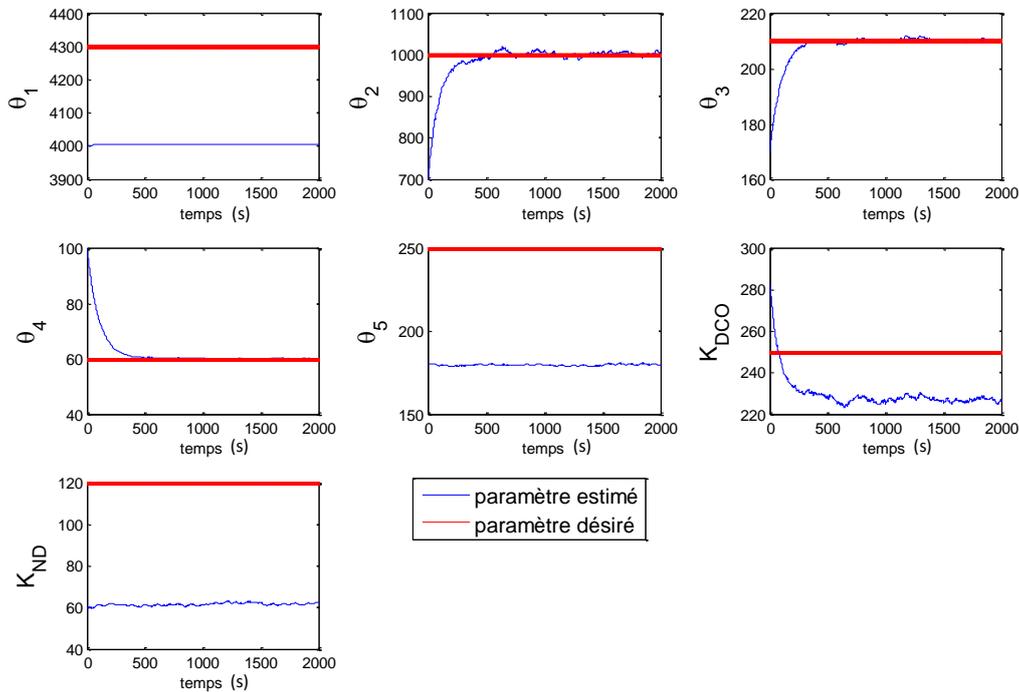


Figure 3-1 estimation paramétrique de $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, K_{DCO}, K_{ND}$ par la méthode des moindres carrés non linéaires

Nous remarquons que les estimations des trois paramètres $\theta_2, \theta_3, \theta_4$, ont convergé vers leurs valeurs désirées. Les estimations de quatre paramètres $\theta_1, \theta_5, K_{DCO}, K_{ND}$, ont atteints des valeurs différentes de leurs valeurs désirées.

Après l'estimation nous mettons ces paramètres dans le modèle et nous traçons les évolutions des variables d'états.

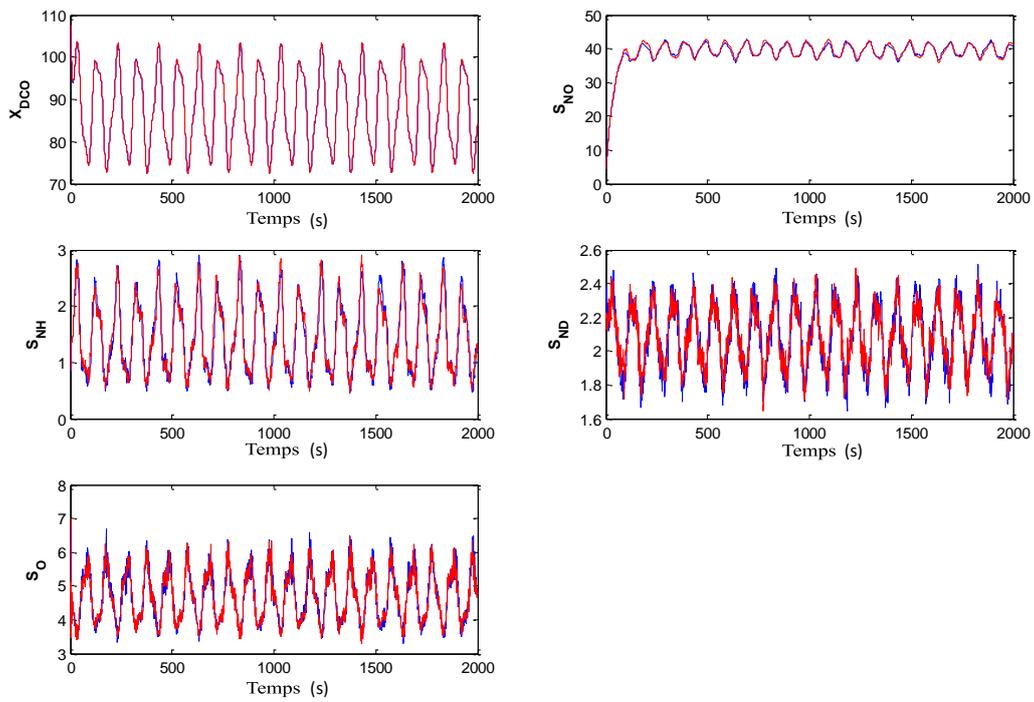


Figure 3-2 l'évolution des variables d'états de modèle ASM1

Pour mieux visualiser la différence entre les données estimées et observées, nous effectuons un zoom sur la Figure 3-2 (variable d'état S_{NH}) dans un intervalle soit $k = [700,1000]$.

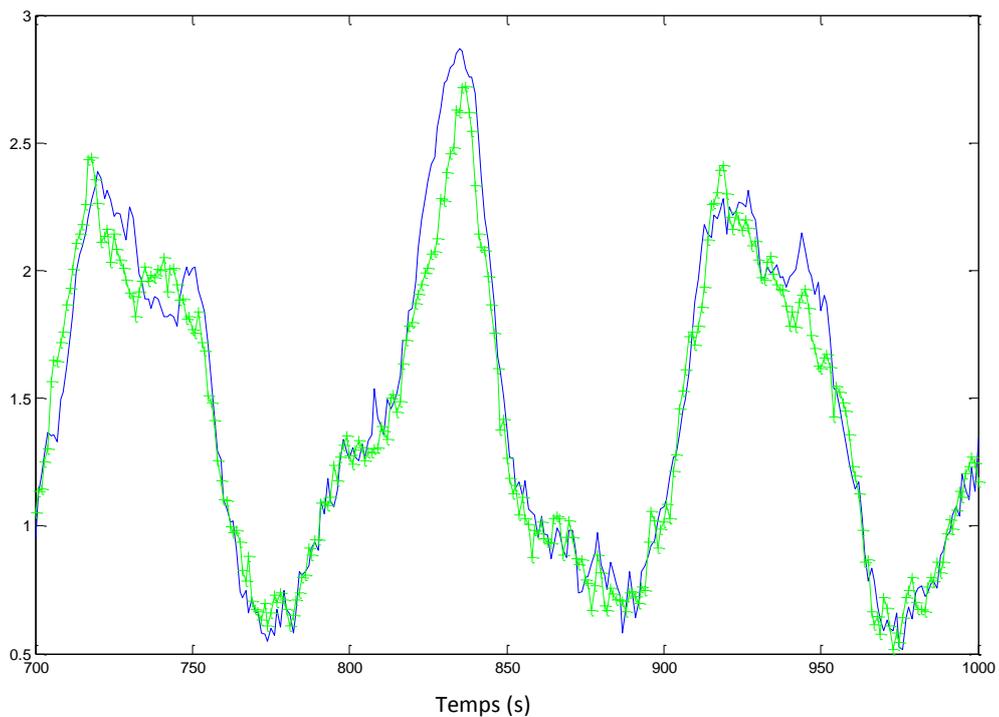


Figure 3-3 l'évolution du variable d'état S_{NH} dans une plage de données entre 700 et 1000

Fonction coût

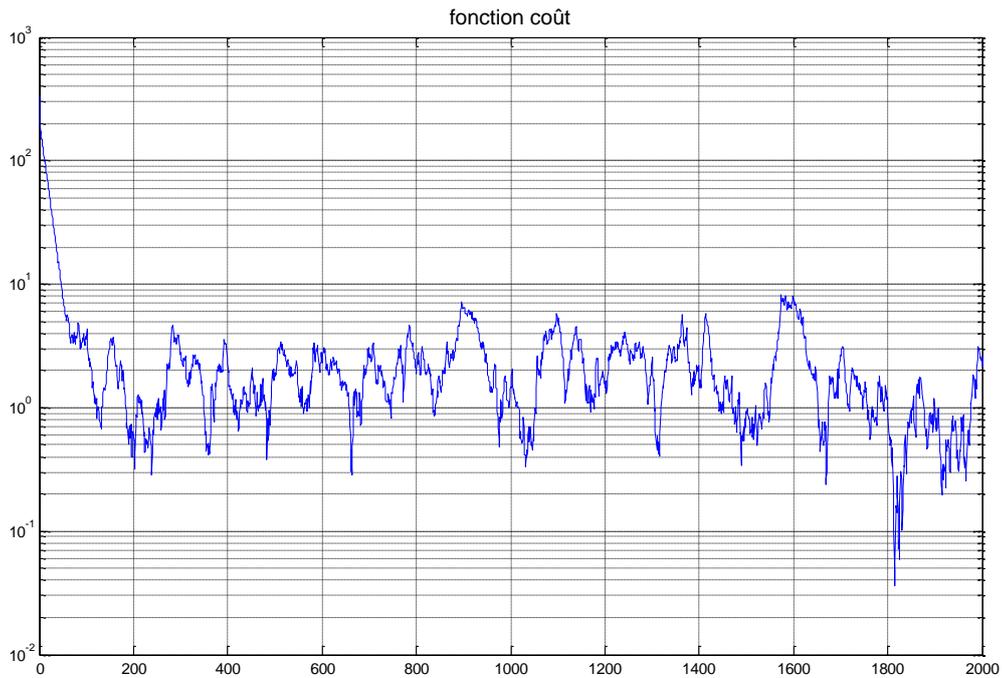


Figure 3-4 la courbe logarithmique de la fonction coût

Toutes les variables d'état estimées ont convergé vers leurs valeurs réelles ce qui implique que nous avons un minimum local.

Simulation 2 :

Dans les quatre courbes ($\theta_1, \theta_5, K_{DCO}, K_{ND}$), nous observons une estimation plutôt médiocre. En effet les deux paramètres (K_{DCO}, K_{ND}) sont fortement corrélés aux deux autres paramètres (θ_1, θ_5), nous avons donc diminué la dimension du vecteur paramètres à 5 ($\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5$), et nous avons de nouveau effectué la simulation.

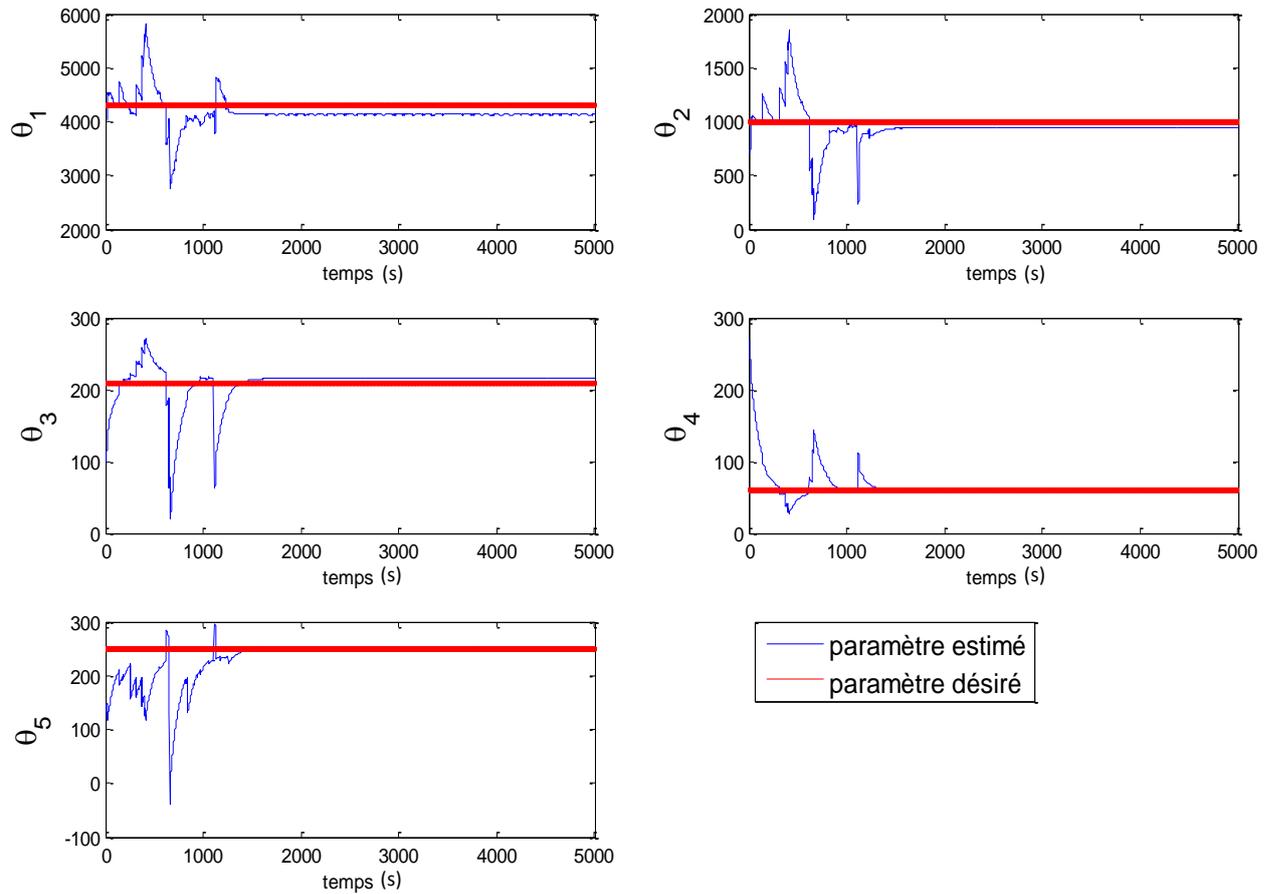


Figure 3-5 estimation paramétrique de $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5)$ par la méthode des moindres carrés non linéaires

Nous remarquons que les estimations de deux paramètres θ_4, θ_5 ont mieux convergé que d'autres estimations, vers leurs valeurs désirées.

Nous allons placer les paramètres estimés dans notre modèle, puis nous traçons les évolutions des variables d'état de ce modèle ainsi que leurs estimations.

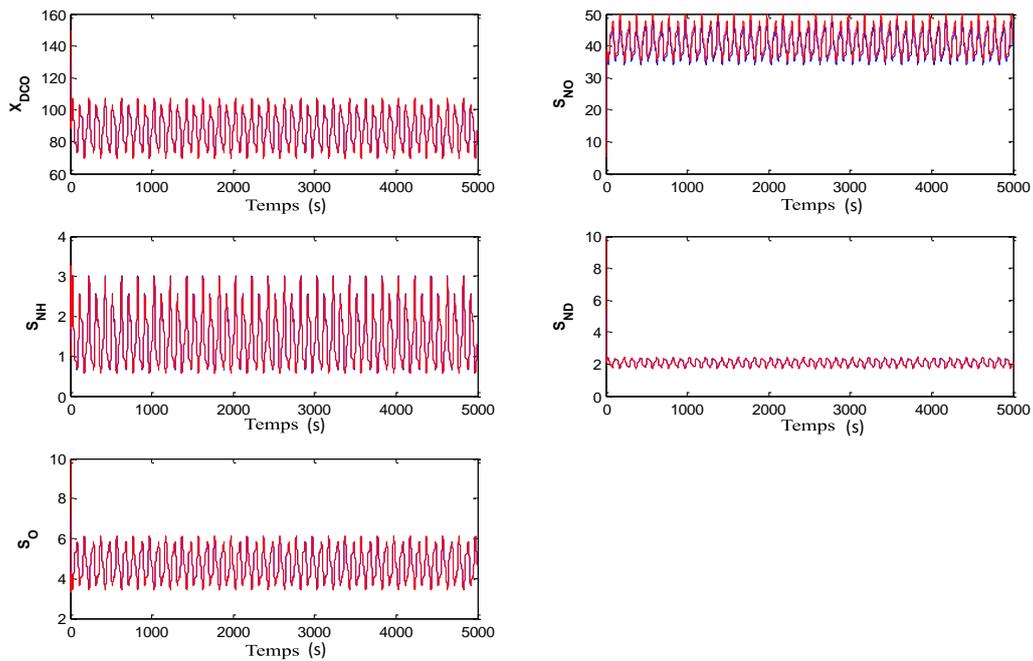


Figure 3-6 l'évolution des variables d'état de modèle ASM1 et leur estimation

Pour mieux visualiser la différence entre les données estimées et observées, nous avons tracé l'évolution de la variable d'état S_{NO} dans un intervalle de données, compris entre 700 et 1000.

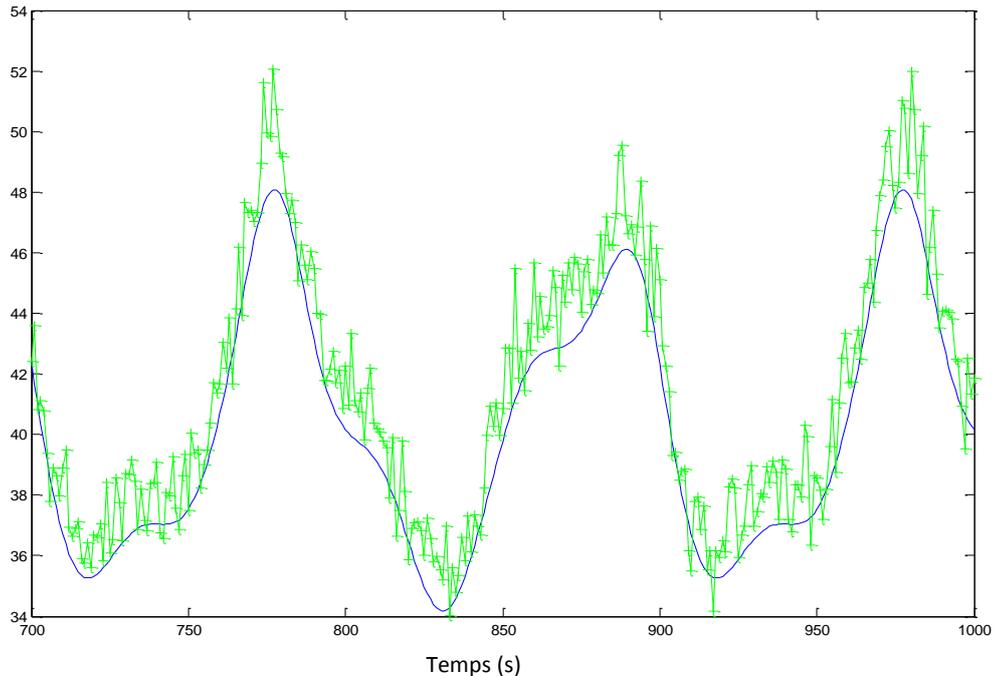


Figure3-7 l'évolution du variable d'état S_{NO} O dans une plage de données entre 700 et 1000

Toutes les variables d'états estimées sur la figure 3-6 sont bruitées, et elles suivent leurs valeurs réelles.

Et pour mieux comprendre les estimations, nous avons jugé utile de tracer la fonction coût sur la figure suivante :

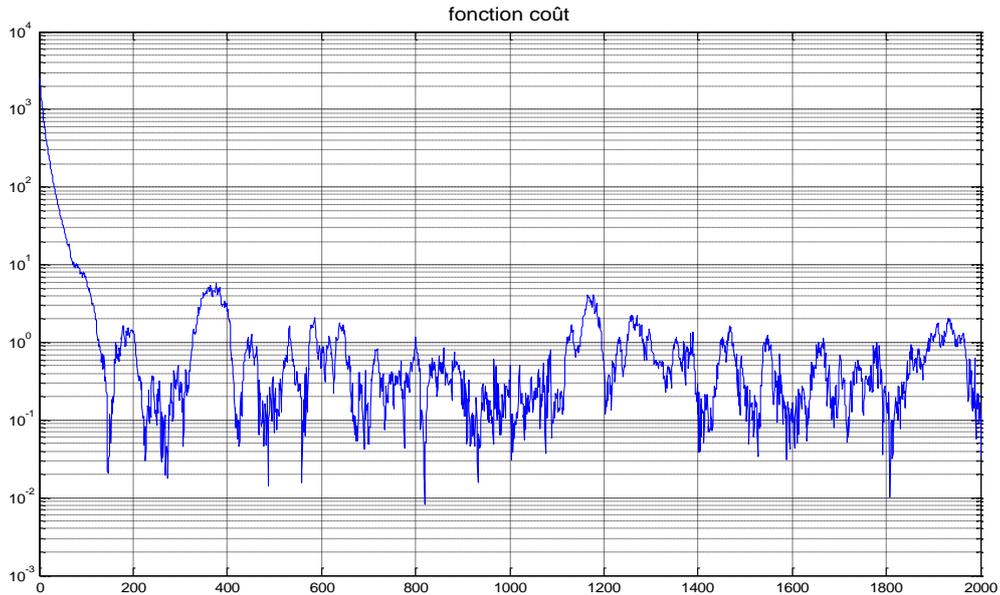


Figure 3-8 la courbe logarithmique de la fonction de coût

La fonction perd 3 ordres de grandeur, après environ 180 itérations. La variation d'amplitude est limitée entre 0.2 et 4.

Simulation 3 :

Nous allons estimer, dans cette partie, les 7 paramètres ($rh_{an}, yh_{an}, bh_{an}, ba_{an}, rh_{ae}, ra_{ae}, ya_{ae}$) du modèle ASM1 (modèle de JIPPSON). Les résultats obtenus sont représentés sur les figures suivantes :

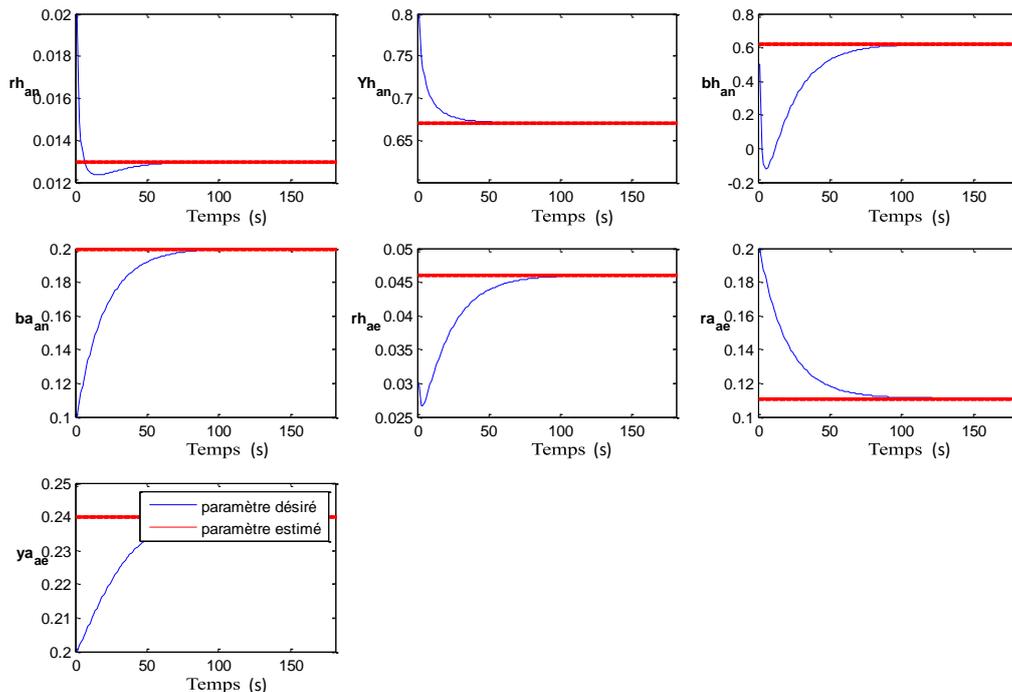


Figure 3-9 estimation paramétrique de $rh_{an}, yh_{an}, bh_{an}, ba_{an}, rh_{ae}, ra_{ae}, ya_{ae}$ par la méthode des moindres carrés non linéaires.

Tous les paramètres du modèle simplifié de JEPSSON, ont atteints rapidement leurs valeurs désirées par rapport aux simulations précédentes.

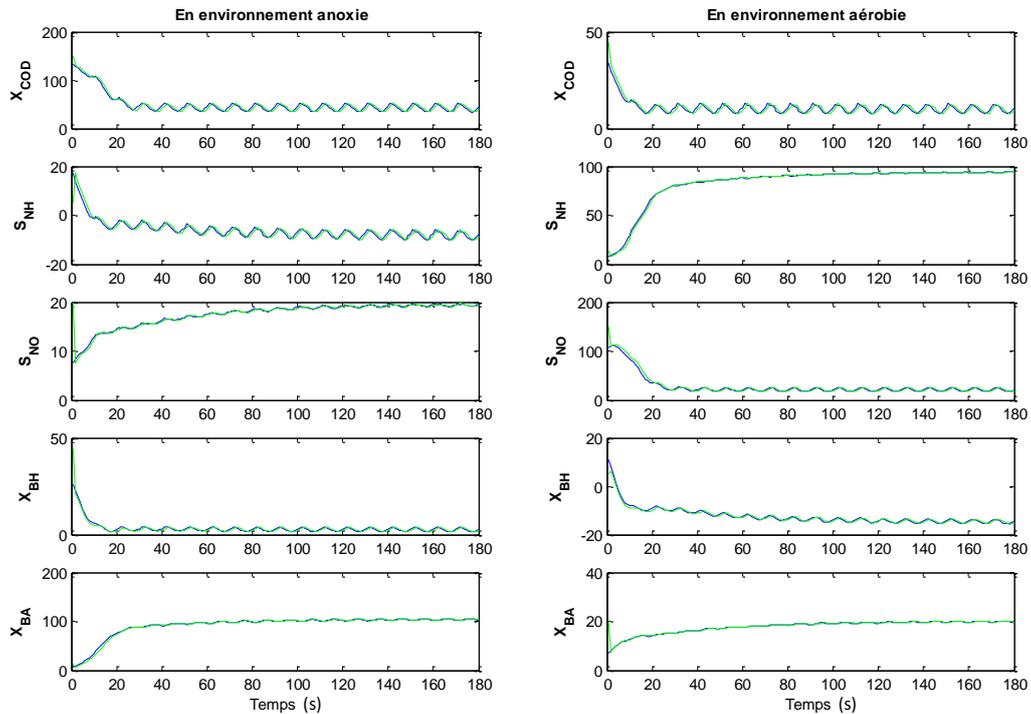


Figure 3-10 évolution des variables d'états et leur estimation dans l'environnement anoxie et aérobie

Nous constatons que toutes les variables d'états estimées, ont poursuivi leurs valeurs réelles. Pour mieux visualiser la différence entre les données estimées et observées, un zoom a été effectué sur la Figure 3-10 (variable d'état S_{NH}) dans un intervalle de temps $k = [100,140]$.

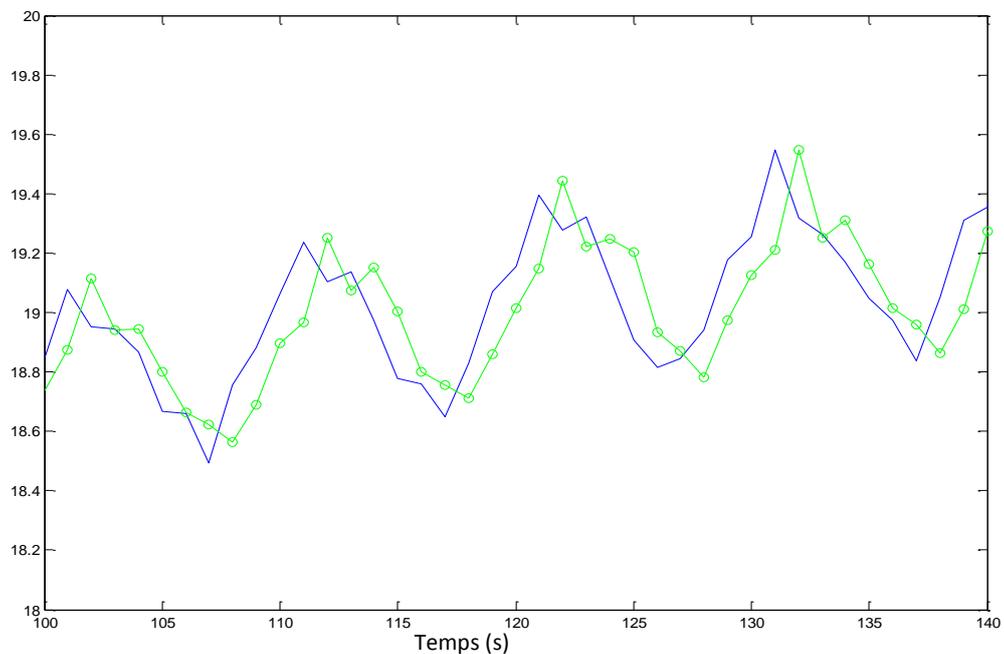


Figure 3-11 L'évolution de la variable d'état S_{NH} de modèle ASM1 dans une plage de données [100,140]

La fonction coût :

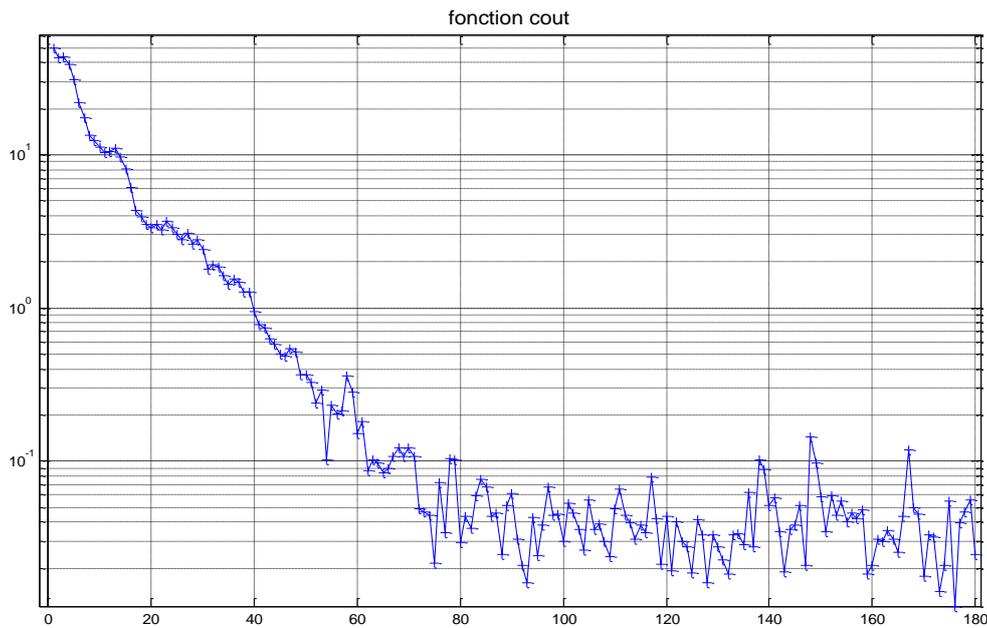


Figure 3-12 la courbe logarithmique de la fonction de coût

La fonction coût perd 3 ordres de grandeur après 60 itérations. La plage de variation de l'amplitude est bornée par 0.01 et 0.1.

3.7. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté une autre méthode d'estimation paramétrique, en l'occurrence la méthode des moindres carrés non linéaires. Nous avons également rappelé la différence entre cette méthode et sa forme classique à savoir les moindres carrés. Par la suite nous avons tenté d'appliquer cette méthode pour estimer les paramètres spécifiques du modèle simplifié d'une station d'épuration.

Dans la première simulation tous les paramètres n'ont pas convergé vers leurs valeurs désirées (tableau 2.2). Par contre dans la simulation 2 les estimations de 5 paramètres, ont parfaitement atteint leurs valeurs désirées. En effet, la condition pour utiliser la méthode des moindres carrés non linéaires est que le nombre de paramètres soit inférieur ou égale au nombre d'observations.

Finalement, nous avons appliqué cette méthode sur le modèle simplifié de JEPSSON. La troisième simulation confirme bien que la condition précédente est nécessaire pour pouvoir appliquer la méthode des moindres carrés non linéaires.

Chapitre 4

Surveillance des systèmes :

4.1. Définition :

La surveillance d'un système consiste à déterminer l'apparition d'un ou plusieurs défauts dans ce système, à identifier l'élément en défaut, puis à définir les décisions à prendre pour corriger l'influence du défaut. La détection de défaut est l'élément qui déclenche les autres étapes de la surveillance notamment le diagnostic. Mais avant la détection de défaut, il est indispensable de caractériser le fonctionnement du système. Pour mieux comprendre le rôle que joue cette étape de caractérisation de fonctionnement, nous allons remonter à l'étymologie du mot diagnostic, puis nous allons décrire les différentes étapes de la procédure de surveillance. La définition donnée par les instances nationales et internationales de normalisation (AFNOR, 1994) résume en quelques mots la signification du terme diagnostic en automatique :

" Le diagnostic est l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillance(s) à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test".

Cette définition met en évidence une étape d'observation qui consiste à recueillir les informations provenant du système, suivie d'une étape de détermination de la cause de cette défaillance à partir d'un raisonnement logique fondé sur les informations obtenues. L'origine du mot diagnostic permet d'apporter quelques précisions : ce mot provient de deux mots grecs : "Dia", par, "Gnosis", connaissance.

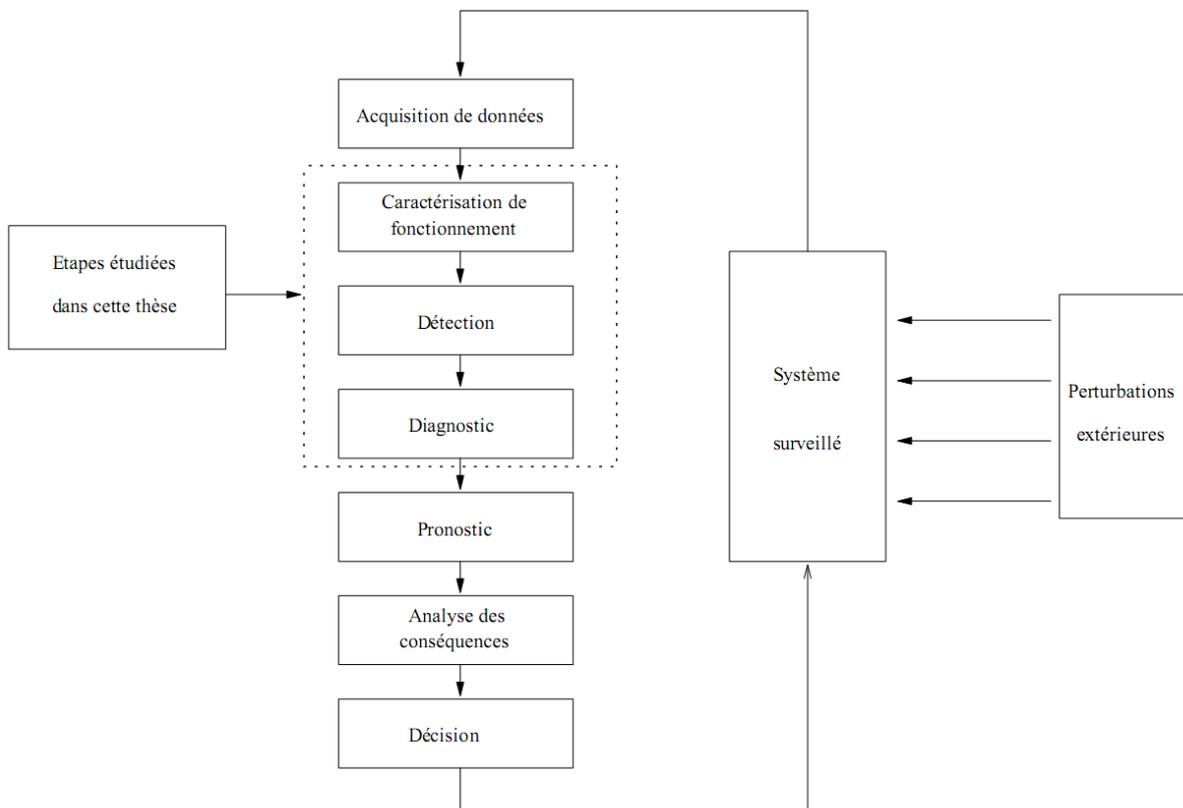


Figure 4-1 les grandes étapes des méthodes de surveillance (Komi, 2004)

Dans la détermination de la cause de la défaillance intervient un raisonnement logique, mais aussi la connaissance que l'on a du système défaillant. Cette connaissance du système est obtenue par la modélisation ou l'identification, qui permet d'obtenir un modèle du système à partir des mesures recueillies sur le système sain (c-à-d sans défaut). Ce modèle permet de déterminer la cohérence des mesures recueillies sur le système et d'affirmer si le système fonctionne normalement ou non. Par extension on peut élaborer des modèles de mauvais fonctionnement du système : ces modèles caractérisent la plupart des pannes pouvant affecter ce dernier. Il existe d'autres techniques de diagnostic fondées sur d'autres types de connaissances qui ne sont pas basées sur la modélisation, telles les méthodes utilisant des paramètres statistiques du signal (moyenne, variance, ...). Toutefois, seules les méthodes de surveillance s'appuyant sur la modélisation retiendront notre attention.

La procédure de surveillance peut être subdivisée en sept étapes (les résultats d'une étape sont utilisés dans figure 4-1).

- la première étape est l'acquisition de données. Elle consiste à déterminer le nombre de capteurs et la période d'échantillonnage. La nature des signaux de commande peut également être déterminée dans cette étape de manière à exciter tous les modes du système. - la deuxième étape est la caractérisation de fonctionnement. Elle consiste à extraire les informations nécessaires à la mise en forme des caractéristiques du fonctionnement normal (modèle de bon fonctionnement) ou anormal (modèle de mauvais fonctionnement) du système à partir des mesures recueillies lors de la phase d'acquisition de données. En général, le modèle de bon fonctionnement est obtenu à partir des données saines sous forme de modèle mathématique.

L'écart entre le comportement actuel du système et celui de son modèle permet d'obtenir un résidu indicateur du bon fonctionnement du système.

- la détection constitue la troisième étape de cette procédure de surveillance. Utilisant le résidu précédemment obtenu, elle détermine si le système fonctionne normalement ou non. Une bonne méthode de détection doit être capable de détecter les défauts de faible amplitude avant que ceux-ci ne se propagent dans tout le système et n'entraînent des pannes. Elle doit, en outre, éviter de fréquentes fausses alarmes qui occasionneraient des arrêts et des reconfigurations inutiles du système et feraient perdre toute crédibilité aux résultats de cette procédure.

- le défaut étant détecté, la quatrième étape permet de localiser l'organe affecté par le défaut, le degré de sévérité et d'estimer la confiance du verdict : c'est le diagnostic.

- après l'étape de diagnostic, il faut prévoir les conséquences de l'apparition du défaut sur le comportement futur du système : c'est le pronostic.

- la sixième étape, suite logique de la précédente, est l'analyse des conséquences dues au défaut :

1- la disponibilité et la sécurité du système,

2- la qualité des fonctions du système,

3- les conséquences économiques et les pannes induites.

- à partir des informations obtenues dans l'étape de l'analyse des conséquences, la dernière étape décidera des actions à entreprendre pour éviter la panne et limiter ou empêcher les dégâts. On peut recourir dans cette dernière étape à une reconfiguration.

4.2. Détection des défauts :

4.2.1. Les résidus : (GRATON, 2005)

Dans ce paragraphe, un intérêt plus particulier va être porté à la phase de détection de défaut. De manière générale, les mesures et les informations acquises sur un processus ne permettent pas, dans la quasi-totalité des cas, la détection directe d'un défaut.

La détection de défaut passe par la génération d'un indicateur de défaut, couramment appelé résidu. Ce terme de résidu est bien choisi et reflète de manière claire son utilité. En effet, cet indicateur est défini par une relation de consistance.

Il est conçu afin d'être nul en moyenne dans un cas de bon fonctionnement. Ses dispersions autour de zéro sont des "restes", des résidus, liés aux bruits. En revanche, dans un cas avec défaut, le résidu s'éloigne de sa valeur moyenne nulle et permet d'indiquer la présence d'un défaut.

Ces indicateurs issus de l'étape appelée "génération de résidus" sont des variables aléatoires. Elles sont directement liées aux variations provenant des entrées (défauts actionneurs, entrées inconnues, perturbations, ...), du processus lui-même (variations de paramètres, défaillances de composants, ...) et des sorties (bruit de mesures, défauts capteurs, ...). Les résidus sont des signaux résultant de transformations mathématiques permettant d'être sensibles aux défauts recherchés. De manière générale, le vecteur de mesure y (de dimension p) est lié au vecteur d'état x (de dimension n), au vecteur de commande u (de dimension m), au vecteur des paramètres θ (de dimension q), au vecteur des bruits v (de dimension b) et au vecteur des défauts d (de dimension l) par une relation (fonction) f relative au comportement du processus :

$$y = f(x, u, \theta, v, d) \quad (4.1)$$

Un résidu est un vecteur dont la dimension dépend à la fois de la méthode utilisée par

La génération et du système étudié, mais par exemple un résidu simple peut être donné par :

$$r = y - f(x, u, \theta, v, d) \quad (4.2)$$

Avec $r = 0$ dans un cas sans défaut d et sans bruit v .

Chacune des composantes du résidu est plus ou moins sensible à la présence de défauts. Pour un défaut donné, une composante peut être très sensible et s'écarter de manière significative de sa valeur moyenne nulle (cas sans défaut) auquel cas sa valeur sera affectée à "1". Lorsque la composante ne va pas être affectée par ce défaut et sa valeur restera à moyenne nulle, la valeur "0" lui sera attribuée, désignant la non réaction au défaut. En revanche, lorsqu'il est difficile de se prononcer sur la sensibilité ou non du résidu au défaut, le symbole "X" est affecté au résidu.

Le vecteur résidu s'écrit alors selon une succession de "0" et de "1" pour chacune de ses composantes, cette écriture du résidu est appelée signature du défaut.

En passant en revue l'ensemble des défauts pouvant survenir sur le processus, une série de signature est collectée et organisée en tableau ; la table de signature des défauts.

Pour qu'un défaut soit détectable, il faut que la signature associée soit non-nulle, c'est-à-dire qu'au moins une des composantes du résidu réagisse à la présence du défaut et s'éloigne de manière significative de zéro.

La table de signature des défauts est très importante pour la phase d'isolation de ces derniers. Remarquons que l'isolation sera totale, si la valeur du vecteur des résidus est différente pour chacun des défauts, sinon l'isolation des défauts sera partielle.

Pour un résidu de dimension s , il n'est pas possible d'isoler plus de $2^s - 1$ défauts détectables. Donc plus le nombre de défaut à détecter est important, plus le nombre et/ou la dimension du (des) résidu(s) devra être important.

En pratique, deux défauts différents peuvent avoir la même signature. Ainsi, il est important de générer un maximum de résidus afin de faciliter une bonne isolation des défauts. Remarquons aussi que plus le nombre de résidus est important, mieux la détection se fera. Néanmoins, un grand nombre de résidus ou des résidus de grandes dimensions ne garantissent en rien la détectabilité et l'isolabilité des défauts, elle peut la faciliter uniquement.

Enfin, il est important de noter que la fonction de "génération de résidus" prendra des formes différentes suivant la méthode de diagnostic utilisée.

4.2.2. La prise de décision : (GRATON, 2005)

La détection est une étape déterminante dans la procédure de surveillance, car une détection précoce des défauts minimise le coût d'intervention (les moyens mis en œuvre pour éviter la panne ou réparer le système). Elle consiste à déterminer à partir de l'analyse du résidu si le système fonctionne normalement ou non. Cette décision n'est pas aisée à prendre dans le cas réel où le système subit l'influence des bruits et des perturbations. Pour opérer une bonne détection, il faut supprimer ou minimiser l'action des perturbations déterministes du résidu : on obtient alors un résidu robuste. Dans la plupart des cas on ne cherchera pas à annuler l'influence des bruits comme c'est le cas pour les perturbations car on fait l'hypothèse qu'ils sont de moyenne nulle. Le résidu obtenu ne dépendra alors que de l'influence des bruits. L'apparition d'un défaut se traduira par le changement des moments statistiques du résidu (la moyenne ou variance par exemple).

Le résidu qui peut être vu comme un indicateur de défaut, est une variable aléatoire, de par la dépendance aux bruits. Les valeurs du résidu sont donc dispersées autour de leur valeur moyenne nulle dans le cas où le bruit est à moyenne nulle.

Lorsque le résidu s'éloigne de manière significative de zéro, une décision doit être prise concernant la présence ou non d'un défaut. Un seuil doit être défini afin de prendre une décision quant à l'existence ou non du défaut.

Dans le cadre d'une loi de probabilité continue comme la loi normale par exemple, il n'est pas envisageable de définir un seuil borné regroupant 100% des valeurs accessibles dans le cas sans défaut. La notion de tests statistiques est alors envisagée basée sur des tests d'hypothèses. Les tests d'hypothèses définissent des règles de décision selon lesquelles une partie des valeurs admissibles/convenables va être considérée comme un cas sans défaut (figure 2.1).

Des règles de décision doivent être prises afin de déterminer si un défaut est présent ou non. Ces règles font appel à des seuils et passent par la création d'hypothèses notées : H_0 et H_1 . H_0 décrit l'hypothèse de fonctionnement normal du système tandis que H_1 celle d'un

fonctionnement anormal. En d'autres termes, l'hypothèse H_0 correspond aux valeurs de résidus dans le cas sans défaut, c'est-à-dire l'ensemble des valeurs de résidus dont la dispersion de leur valeur reste sous une (ou des) valeur(s) seuil.

L'hypothèse H_0 sera vraie (ou acceptée) si la valeur du résidu est sous le seuil préalablement défini ou comprise entre deux seuils. L'hypothèse H_0 sera rejetée lorsque le résidu est au delà de la valeur seuil.

Les tests d'hypothèses sont réalisés par rapport à un niveau de rejet noté α . Le seuil de détection est déterminé par le fractile lié au taux $(1 - \alpha)$ d'acceptation souhaité pour la loi de probabilité du résidu dans le cas sans défaut (cf. : courbe de gauche de la figure 2.1). α représente la probabilité de rejeter à tort l'hypothèse H_0 . Il existe deux types de test de rejet à tort :

- le test bilatéral constitué de deux seuils (un seuil minimum et un maximum) comme sur la figure 2.1.
- le test unilatéral constitué d'un seul seuil.

Les tests d'hypothèses sont réalisés suivant un niveau de rejet α établi a priori et représentant la probabilité de rejeter à tort l'hypothèse H_0 (probabilité de fausse alarme). α est appelé aussi risque de première espèce ou erreur de type I.

Une fausse alarme est caractérisée par la détection d'un défaut alors que le système est dans un mode de bon fonctionnement (cf. : tableau 2.1).

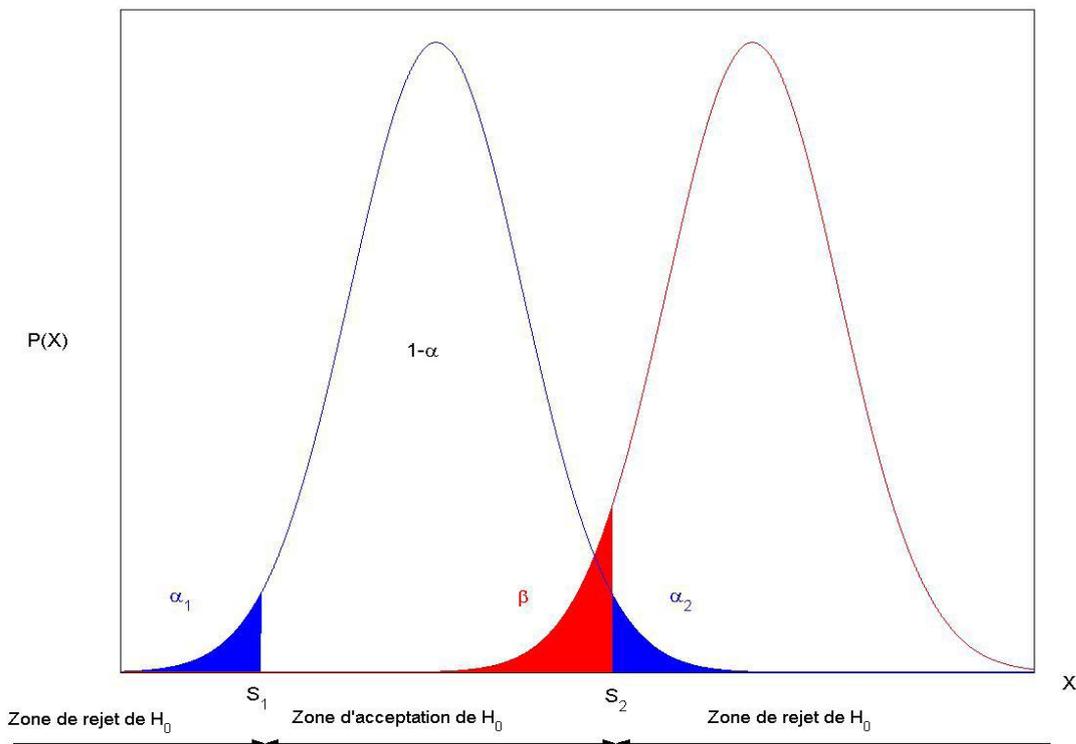


Figure 4-2 Erreur de type I (α) et de type II (β)

Ce risque de fausse alarme ne peut être dissocié du risque de mauvaise détection β .

Le risque de deuxième espèce (erreur de type II) ou de mauvaise détection consiste à accepter l'hypothèse H_0 comme vraie quand elle est fausse et que l'hypothèse H_1 est vraie. Une mauvaise détection est caractérisée par la non-détection d'un défaut alors que ce dernier est présent sur le système (cf. : tableau 4.1).

| Hypothèse vraie en réalité | Décision prise à la suite du test | |
|----------------------------|--|--|
| | H_0 rejetée | H_0 acceptée |
| Hypothèse H_0 | Erreur de type I Probabilité : α | Décision correct Probabilité : β |
| Hypothèse H_1 | Décision correct Probabilité : $1-\alpha$ | Erreur de type II Probabilité : $1-\beta$ |

Tableau 4-1 Type d'erreur et risques associés aux tests d'hypothèses

La technique de détection doit posséder un certain nombre de qualités :

- sensibilité aux fautes : c'est l'aptitude de la technique à détecter des défauts de petite amplitude (avoir une faible probabilité de non détection).
- rapidité de détection : c'est la capacité de la méthode à détecter les défauts dès leur apparition (avoir un faible retard à la détection).
- robustesse aux bruits et aux perturbations : c'est l'aptitude de la technique à opérer en présence de bruits ou perturbations sur les entrées, les sorties ou le système tout en ayant une faible probabilité de fausses alarmes.

Après la détection d'un défaut, il faut déterminer le ou les éléments en défaut, ce problème sera abordé dans la section suivante, dans l'étape du diagnostic.

4.3. Diagnostic :

4.3.1. Les principes fondamentaux du diagnostic :

4.3.1.1. *Quelques définitions fondamentales afférentes à diagnostic : (Hocine, 2006)*

Le diagnostic consiste à détecter un fonctionnement anormal au sein du système et à déterminer sa cause en localisant le ou les composants du système présentant une anomalie de fonctionnement et, éventuellement, en caractérisant l'anomalie (sévérité, instant d'apparition, durée, etc.).

Typiquement, le diagnostic débute par la comparaison entre le comportement ou le fonctionnement réel du système et le comportement ou le fonctionnement théorique attendu fourni par le modèle.

a) Modèle

Un système physique étant un ensemble constitué de composants interconnectés, un modèle d'un système est donc une description de sa structure physique et une représentation comportementale et/ou fonctionnelle, abstraite, de chacun de ses composants. Le diagnostic peut ainsi faire appel à divers niveaux de modélisation, chacun se référant à des degrés de connaissance différents du système, structurelles, comportementales, fonctionnelles.

La représentation structurelle décrit les interconnexions des composants d'un système physique (la structure du système peut être représentée, par exemple, sous forme d'une matrice d'incidence). La représentation comportementale est constituée de relations entre les différents phénomènes qui régissent le comportement du système.

Suite à la comparaison entre les comportements observé et attendu, toute incohérence est alors révélatrice d'une ou de plusieurs anomalies de comportement.

Les incohérences sont ainsi considérées comme des signes de défauts ou des symptômes de défaillances. Introduisons maintenant la notion de défaillance et de défaut qui sont des termes très utilisés par la suite.

b) Défaillance (Hocine, 2006)

Une défaillance se rapporte à une anomalie fonctionnelle. L'adjectif défaillant est employé pour qualifier un système physique ou un composant dont une ou plusieurs fonctions sont altérées. Par abus, nous qualifions de défaillant un système physique ou un composant qui présente une anomalie fonctionnelle.

En cas de cessation fonctionnelle, le terme panne est utilisé, c'est-à-dire l'inaptitude d'un composant à accomplir sa fonction.

c) Défaut

La notion de défaut, quant à elle, se rapporte à une anomalie de comportement au sein d'un système physique. Dans la littérature, un défaut est souvent défini comme tout écart entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique de référence (Afnor, 1994). La notion de défaut est donc voisine de celle de défaillance. Toutefois, un défaut n'implique pas nécessairement une défaillance car un défaut, lié au comportement, est plus général qu'une défaillance, qui est quant à elle liée aux fonctions qui peuvent être toujours remplies malgré la présence d'un défaut. La description comportementale est plus détaillée que la description fonctionnelle et l'inclut donc. De la même manière, la notion de défaut inclut celle de défaillance ; un défaut n'altère pas nécessairement le fonctionnement d'un système physique mais peut présager d'une défaillance à venir.

Dans la pratique, un processus est composé de trois groupes d'organes : les actionneurs, les capteurs et le processus. Le comportement de l'ensemble dépend de chaque composant. Une défaillance peut donc surgir dans un ou plusieurs de ces organes. Le diagnostic nécessite alors un ensemble de tests permettant de révéler des incohérences entre les observations et le modèle, signes de défauts ou symptômes de défaillances. L'objectif est ensuite de localiser le ou les composants ayant un comportement ou un fonctionnement anormal à partir des incohérences révélées par la procédure de diagnostic. Pour cela, un ensemble d'hypothèses sur l'origine possible des anomalies est généré. Chacune des hypothèses est formulée en termes de changements dans la structure, le comportement ou le fonctionnement du système. La localisation consiste à rechercher les hypothèses permettant d'expliquer l'ensemble des incohérences observées.

d) Détection et localisation

La détection consiste à prendre une décision binaire : soit le système fonctionne correctement, soit une panne s'est produite. Le résultat de la procédure de détection est une alarme signifiant que le fonctionnement réel du système ne concorde plus avec le modèle de fonctionnement sain.

Isoler revient à attribuer le défaut au module défectueux du système : capteur, actionneur, processus ou unité de commande.

Diagnostiquer consiste à effectuer la classification des défauts selon certains paramètres qui les caractérisent : instant d'apparition, amplitude. Cette étape consiste également à prévoir l'évolution des défauts et à quantifier leur degré de sévérité.

4.3.1.2. Performance d'une procédure de diagnostic : (GRATON, 2005), (Hocine, 2006)

La phase de détection est très importante dans le processus de surveillance du système.

Si cette étape n'est pas correctement réalisée, les défauts peuvent être mal ou pas détectés ou de fausses alarmes peuvent apparaître. Les performances souhaitées d'un système de détection ont été décrites par (Patton & al, 1989) :

- la détection de défauts naissants,
- la rapidité de détection,
- l'isolation et la caractérisation des défauts détectés,
- minimiser les fausses alarmes,
- minimiser les mauvaises détections.

Les performances attendues d'une procédure de détection et d'isolation de défauts reposent sur la définition de critères qualitatifs de la méthode de diagnostic, se décomposant en critères à minimiser :

- le retard à la détection,
- le taux de fausse alarme et de mauvaise détection,
- le temps de calcul pour une utilisation en temps réel ;

et en critères à maximiser :

- la sensibilité à des défauts de faible amplitude,
- l'insensibilité aux bruits et aux perturbations mais aussi aux incertitudes sur les paramètres du modèle.

Il semble évident à ce stade que tous ces critères ne pourront pas être optimisés simultanément dans le sens où certains d'entre eux sont contradictoires. Certaines méthodes de détection vont avantager certains de ces critères et en pénaliser d'autres. Un compromis est souvent fait afin de choisir une méthode de détection répondant le mieux possible au cahier des charges.

La notion de robustesse doit être introduite, elle peut être justifiée par rapport à ces différentes causes. Dans le cas où les paramètres du modèle sont bien connus, les résidus seront très sensibles au défaut naissant. Dans le cas contraire, nous serons contraints à concevoir un système de détection de défauts afin qu'il présente une certaine tolérance aux variations des paramètres, mais cela peut conduire à des mauvaises détections de défauts. Dans le cas de non-linéarités du processus qui ne seraient pas prises en compte dans la modélisation, le système de détection fonctionnera correctement tant que le processus restera dans une plage de fonctionnement linéaire. Cependant, dès qu'il s'éloignera, le système de détection sera sensible à la non-linéarité, cela aura pour conséquence d'augmenter les fausses alarmes.

Dans le cas des perturbations et du bruit, les hypothèses sont souvent faites en les considérant comme aléatoires et non-corrélés entre eux. Si les perturbations sont non stationnaires, non gaussiennes, alors le système fonctionnera en dessous de ses possibilités. Un système de

détection de défauts permet de détecter différents phénomènes du système lorsque ce dernier n'est plus dans un cadre de son bon fonctionnement. Ainsi les défauts de capteurs et d'actionneurs, les variations de paramètres, les changements de structure, les bruits, les perturbations, ... vont être a priori détectés. Nous devons donc focaliser l'action de détection sur ce qui nous intéresse, à savoir les défauts de capteurs et d'actionneurs tout en s'affranchissant des autres phénomènes de perturbations.

Le système de détection est conçu a priori pour un type de défauts particuliers.

De plus, le diagnostic d'un plus grand nombre de défauts ne se fera qu'à partir d'une complexification de cette procédure. Il est préférable alors de favoriser la phase de détection quitte à n'avoir qu'une isolation partielle.

La notion de robustesse est un élément crucial dans une procédure de détection et d'isolation de défaut. Comme nous le verrons dans la partie suivante, la robustesse joue un rôle important dans la mise en place d'une procédure de diagnostic tant dans la détection des défauts que dans l'évaluation des résidus.

4.3.1.3. **Notion du diagnostic robuste** : (GRATON, 2005)

La disponibilité d'un modèle permettant de décrire le fonctionnement du processus à surveiller est la première étape dans la réalisation d'un diagnostic à base de modèle.

De plus, il est évident que la procédure de détection de défauts sera d'autant plus efficace que le modèle sera exact. Or, dans la pratique, le modèle est rarement exact, pour ne pas dire jamais exact. En effet, le modèle n'est qu'une représentation abstraite à base d'équations permettant de décrire au mieux le fonctionnement du processus à surveiller. Ainsi, certains phénomènes physiques peuvent ne pas être décrits par le modèle et ces erreurs de modélisation risquent de fausser les décisions à prendre quant à l'existence ou non d'un défaut. De plus, les paramètres sont connus à une certaine précision près et peuvent varier au cours du temps. De même, les caractéristiques des perturbations et des bruits sont inconnues. Ainsi, nous nous rendons compte que même dans le cas d'un fonctionnement normal, les résidus générés à partir de ce modèle ne sont pas nuls. Les décisions prises à partir de ces résidus peuvent conduire à des fausses alarmes voire à des mauvaises détections. Nous nous sommes donc intéressés aux méthodes de détection peu sensibles aux erreurs de modélisation ainsi qu'aux perturbations. Cette notion de robustesse a été introduite très tôt dans la littérature du diagnostic, ainsi nous pouvons citer en référence (Clark, 1978) ; (Deckert, 1977) ; (Willsky, 1976). Dans les travaux concernant le diagnostic, la robustesse est un des thèmes central. En effet, comme important des méthodes à base de redondance analytique. Depuis de nombreuses années, des travaux sont menés par (Willsky, 1976) ; (Patton & al, 1989) ou (Frank, 1986) ; (Frank, 1990) par exemple dans le but de définir la robustesse mais aussi de recenser les solutions développées, en insistant sur leurs performances en fonction des hypothèses postulées.

(Patton & al, 1989) ,définissent la robustesse d'un système de diagnostic comme un degré pour lequel, les performances du système de diagnostic ne sont pas affectées par des conditions opératoires différentes de celles supposées, a priori, lors de la conception. La robustesse apparaît donc, comme le rapport entre une sensibilité maximale vis-à-vis du défaut recherché et une sensibilité minimale vis-à-vis des autres défaillances (variations de

paramètres, modification de structure, bruits, ...) Un système de diagnostic robuste, est un système qui maximisera les effets des défaillances, afin de permettre un niveau de performance du diagnostic identique quelles que soient les conditions opératoires.

La robustesse peut être améliorée par le choix approprié :

- de la méthode de génération des résidus, en fonction des défauts à détecter et des perturbations auxquelles le système est soumis.
- des fonctions de décision en fonction du type de résidus générés (découplage : structurés, de directions privilégiées).

a) Robustesse de la détection des défauts

Dans le cas où nous disposons d'un modèle du processus exact, le problème de diagnostic est relativement trivial, il en est tout autrement dans la réalité du fait des incertitudes sur le modèle.

La première intuition, afin d'augmenter le degré de robustesse du résidu, est de prendre en compte dans la modélisation du processus les perturbations (bruits, incertitudes paramétriques, ...). Ainsi, il est plus aisé de séparer les effets des incertitudes de celles des défauts. Il est alors possible de concevoir un générateur de résidus de telle façon qu'il soit sensible aux défauts tout en étant insensible aux incertitudes. Malheureusement, il ne s'agit ici que d'un compromis entre deux sensibilités et non d'une robustesse totale. En effet, l'écriture du résidu peut être ramenée à :

$$r = Gd + He \quad (4.3)$$

où r désigne le résidu, d le vecteur de défaut, e le vecteur recensant les bruits, les incertitudes, G la matrice d'incidence des défauts et H la matrice d'incidence des bruits, des perturbations et des incertitudes.

La robustesse va consister à maximiser les effets de d et donc de maximiser la norme de G , tout en minimisant les effets de e et donc en minimisant la norme de H .

Nous pouvons donner comme critère de robustesse la maximisation du rapport des deux normes :

$$\max \frac{\|G\|}{\|H\|} \quad (4.4)$$

b) Robustesse de l'évaluation des résidus :

L'idée consiste à évaluer les propriétés du résidu en fonction d'hypothèses comme un seuil ou des propriétés statistiques. Les hypothèses posées dépendront des défauts à détecter d'une part et des propriétés attendues du résidu en fonction de la façon dont il a été généré. Il existe plusieurs types de seuils (seuils adaptatif ou non adaptatifs) et différents tests statistiques (moyenne, écart-type, ...) qui peuvent être mis en œuvre pour l'évaluation du résidu. Le seuil de détection utilisé doit être le plus adapté au résidu généré en fonction du défaut à détecter. Si le seuil est trop grand, la sensibilité par rapport au défaut sera trop faible tandis que dans le

cas contraire le taux de fausse alarme sera plus grand. Il est donc évident que la problématique réside en l'établissement d'un seuil de détection optimal.

(Walker & Gai, 1979) ainsi que (Walker, 1983) définissent le seuil à l'aide de chaîne de Markov ; cependant il est possible que pour des variations importantes, nous ne puissions trouver de seuil fixe qui permette une solution acceptable en terme de taux de fausse alarme. De même, (Emami-Naeini, 1986) s'attachent à définir un seuil de détection approprié, compromis entre la fausse alarme et la mauvaise détection.

(Patton & al, 1989), suit la même démarche en améliorant cependant l'étape de détection à l'aide d'un seuil adaptatif défini empiriquement en fonction des entrées du système. Pour sa part (Horak, 1988) s'appuie sur les bornes des incertitudes des paramètres afin de générer des enveloppes du résidu tenant compte de plus grande variations en absence de défaut. D'autres auteurs, comme (Emami-Naeini, 1988), ; (Weiss, 1988) ; (Ding & Frank, 1991) ou (Isaksson, 1993) s'appuient également sur le seuillage des bruits de mesures et des incertitudes de paramètres pour générer des seuils adaptatifs. Les méthodes développées précédemment assurent la robustesse passive du système de diagnostic.

4.3.2. Les étapes de diagnostic :

4.3.2.1. Détection des défauts

Dans le modèle de filtre de kalman étendu, la seule information fournie par le monde extérieur est l'observation, et par conséquent la seule forme de mesure pour déterminer le comportement du filtre est la différence entre l'observation et l'observation estimée, c'est-à-dire, l'innovation (que l'on appelle aussi le résidu) :

Les résidus serviront à la détection de défaut et seront utilisés par des méthodes de détection pour le calcul des indices de détection. Les méthodes de détection de défauts se basant sur la génération de résidus, se divisent en deux gammes distinctes :

Les approches utilisant l'estimation d'état et les approches basées sur l'estimation paramétrique. Néanmoins, dans ce travail, nous opterons pour la génération des résidus de l'estimation d'état à partir des paramètres estimés par la méthode des moindres carrés non linéaire ou par la méthode du filtre de Kalman étendu.

Indice de détection SWE :

La statistique SWE (squared weighted error) est obtenue à partir de l'innovation $In(k)$

Et la variance de cette dernière :

$$In_k = y(k) - H \cdot \hat{x}_{k/k} \quad (4.5)$$

$$S_k = H \cdot P_{k/k} \cdot H^T + R \quad (4.6)$$

Là où S_k est la variance d'innovation.

L'innovation est blanche et a une distribution gaussienne centrée, de variance S_k , si le filtre fonctionne correctement. Pour déterminer si c'est le cas, l'innovation est normalisée.

$$SWE(k) = In_k \cdot S_k^{-1} \cdot In_k^T \quad (4.7)$$

Si les hypothèses de filtre sont correctes alors, dans ce cas, les échantillons de SWE sont distribués sous forme d'une distribution de χ_m^2 en m degrés de liberté (m est le nombre d'observations estimées).

Quand une observation est obtenue, l'équation est appliquée, et si la valeur de cette équation est inférieure à un seuil prédéfini, alors l'observation est acceptée. Ceci offre le moyen de détecter tous les défauts dans l'observation. La valeur du seuil est obtenue à partir des tableaux χ_m^2 standards et son choix est basé sur un niveau de confiance exigé (Nakra 1993).

Dans la détection de défauts par des tests statistiques, il faut avoir recours à des seuils de confiance. Les seuils de confiance représentent la tolérance de la statistique à une valeur du seuil suivant la qualité de la détection souhaitée. Pour une détection par la statistique par l'indice SWE, le fonctionnement anormal d'un processus ou en présence d'un défaut à l'instant k sera donnée par la condition suivante :

$$SWE(k) > \chi_m^2 \quad (4.8)$$

4.3.2.2. Localisation de défaut

Après avoir détecté les défauts, il revient de connaître la provenance de ce défaut :

Il faut identifier la ou les variables induites en erreur : cette opération est la localisation de défaut .Il existe de multiples techniques capables de déterminer la localisation des variables en défaut .Pour ce qui est de la localisation de défaut par le filtre de Kalman étendu, on peut citer les approches suivantes :

a- L'approche basée sur le principe de calcul des contributions à l'indice de détection : dans cette méthode, on effectue un calcul des contributions des différents variables à l'indice de détection, la variable qui participera (contribuera) le plus dans la statistique de détection, et ce à l'instant de détection sera la variable défectueuse

b- l'approche basée sur le principe de reconstruction. En suppose que chaque capteur est en défaut, ceci nécessite une reconstruction à partir des mesures en provenance des autres capteurs, aussi à l'aide du modèle de filtre kalman étendu auparavant établi.

La phase de localisation est effectuée en comparant l'indice de détection avant et après la reconstruction. La variable pour laquelle l'indice de détection après reconstruction est inférieur au seuil de détection, est déclarée en défaut.

Localisation par calcul des contributions :

Nous présentons une approche de localisation de défauts qui est la localisation par calcul de contribution des variables. L'idée derrière cette approche, est que chaque variable contribue ou participe avec une proportion dans l'indice de détection, la variable qui contribue le plus dans cet indice sera considérée comme la variable en défaut. La contribution de la $j^{\text{ème}}$ variable à l'indice de détection SWE, à l'instant k , notée $cont_j^{SWE}(k)$, est donnée par :

$$cont_j^{SWE}(k) = (e(k))^2 \quad (4.9)$$

Avec :

$$e(k) = e^*(k) + d \quad (4.10)$$

Où :

$e(k)$: Résidus en présence de défaut

$e^*(k)$: Résidus sans défaut

d : Le défaut

Lorsque la $j^{\text{ème}}$ contribution est dépasser le seuil de confiance, alors la $j^{\text{ème}}$ mesure en défaut.

4.3.3. Les différentes méthodes du diagnostic

4.3.3.1. Les méthodes à base de modèles analytiques

Les méthodes basées sur des modèles analytiques sont également appelées méthodes à redondance analytique. Ces méthodes utilisent un modèle décrit par des relations mathématiques représentant les différentes relations physiques du procédé. Généralement, ces relations physiques découlent de l'application de lois fondamentales de divers domaines (physique, chimie, électricité, thermodynamique, mécanique, etc.).

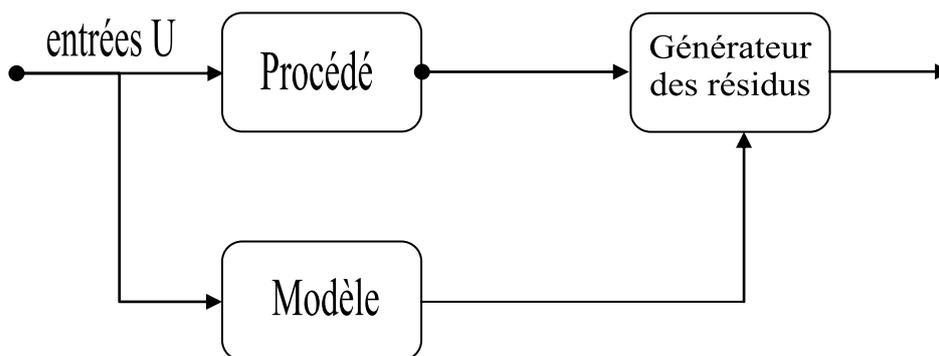


Figure 4-3 générations des résidus

Ainsi, il est possible de créer une modélisation du système qui, en lui appliquant les entrées U similaires au système réel (lois de commande, paramètres du procédé, etc.), fournit une réponse estimée du système \hat{Y} . Il est alors possible de calculer l'écart entre la réponse réelle du système (Y) et sa réponse estimée (\hat{Y}), comme indiqué sur la figure 1.10. Cet écart est usuellement appelé résidu (r).

En d'autres termes, on peut dire que les résidus sont les écarts entre les observations du système et le modèle mathématique. L'objectif de ce type d'approche est de réussir à faire la distinction entre les résidus causés par des fautes (causes assignables) et les résidus causés par les autres sources de variation précédemment citées (causes aléatoires). Les résidus sont relativement élevés lorsqu'une faute est présente dans le procédé, et sont plutôt faibles en l'absence de faute. Dans ce cas, la présence de faute est détectée en appliquant des seuils adéquats sur les résidus.

a) Estimation paramétrique

L'estimation paramétrique, comme son nom l'indique, a pour but l'estimation des paramètres θ du système. Plus exactement, elle vise à estimer certains paramètres à l'aide de techniques de filtrage, de prédiction etc. ... Si l'estimation $\hat{\theta}$ du paramètre θ n'est pas en concordance avec sa valeur attendue alors le système est mis en défaut. Dans le cadre de cette méthode, les capteurs sont supposés ne pas être défaillants, les défauts sont expliqués par un "dérèglement" des paramètres du système.

De très nombreux travaux ont été réalisés de ce domaine, Balle et Isermann parlent de la détection de défaut par estimation paramétrique sur un système linéaire (Isermann, 1984) ; (Isermann, 1993) ou non-linéaire (Balle & Isermann, 1988) , (Isermann, 1995), donne une description des méthodes de diagnostic (Gertler, 1995) apporte des précisions sur le diagnostic en comparant l'estimation paramétrique à la méthode par espace de parité, enfin (Brie, 1993) ,donnent des précisions sur la robustesse de la détection de défaut etc.

b) Espace de parité

L'approche par espace de parité au même titre que les méthodes d'estimation d'état ou d'estimation paramétrique ont pour point commun la génération de résidus.

Mais les hypothèses sur lesquelles elles reposent ne sont pas les mêmes. En effet, les méthodes par estimation des sorties et par espace de parité cherche à détecter des défauts sur les capteurs et les actionneurs en faisant confiance au modèle et aux paramètres de ce dernier. L'approche par estimation paramétrique repose sur le principe inverse. En effet, une bonne confiance est donnée aux capteurs et aux actionneurs, le but va être de mettre en défaut le système par l'intermédiaire de la comparaison des paramètres du système.

La conception de l'espace de parité s'appuie sur l'élaboration de signaux permettant de tester la cohérence des mesures par rapport à l'estimation des mesures faite à l'aide d'un modèle. Cette cohérence est appelée consistance des mesures ou parité. Dans un cadre général, l'approche consiste à réaliser une redondance analytique (en mode temporel ou fréquentiel) entre les entrées et les sorties du système et cela indépendamment des états du système. La génération des résidus suppose donc, tout comme dans le cas des méthodes par estimation, la

connaissance d'un modèle dynamique du processus, ce dernier pouvant comporter des incertitudes ainsi que des bruits de mesure et d'état. Les premières évocations et utilisations de l'approche par espace de parité sont réalisées à partir de relations analytiques statiques. Cette technique a notamment été utilisée pour le diagnostic de défaut de centrale de navigation inertielle où des relations de redondance sont établies entre des signaux gyroscopiques et des accélérations. Ces notions ont ensuite été généralisées par (Mironovski, 1980), puis par (Chow & Willsky, 1984) et (Lou & al, 1986) pour l'utilisation de la redondance temporelle.

c) Observateur

La méthode par observateurs consiste à reconstruire, à partir du modèle mathématique ainsi que des mesures ou d'un sous-ensemble des mesures, les sorties du système via une estimation des états du système. En effet, les observateurs permettent l'estimation des variables d'état du système, par conséquent/par extension une reconstruction des sorties de celui-ci. Le signal d'écart ou résidu indirect (cf. : 2.3.1) entre les mesures et l'estimation des sorties (erreur d'estimation sur les sorties) est uniquement fonction des bruits, des erreurs de modèle et des défaillances. Luenberger donne une première définition des observateurs (Luenberger, 1966) ; (Luenberger, 1971) ; (Borne & al, 1990) apportent des précisions sur la théorie des observateurs.

Un observateur (ou estimateur ou reconstituteur d'état) est un système ayant comme entrées les entrées et les sorties du système réel et dont la sortie est une estimation de l'état du processus. Plusieurs travaux ont été menés dans le cadre linéaire : (Magni & Mouyon, 1994) ainsi que (Staroswiecki & al, 1991) apportent des précisions sur la mise en place d'un observateur pour la détection des défauts. Il en est de même pour les systèmes non-linéaires : (Adjallah & al, 1993) ainsi que (Hammouri & al, 1999) donnent l'écriture d'observateur pour des systèmes non-linéaires, tout comme (Moraal & Grizzle, 1995) qui synthétisent un observateur non-linéaire.

d) Filtres de détection

De manière théorique, si la signature du défaut est directionnelle c'est-à-dire que pour une définition de défaut donnée, une signature lui correspondra.

Un type particulier de filtre produit des résidus avec des caractéristiques directionnelles qui peuvent aisément être associées à certains modes de défaillance connus.

Ces filtres sont connus comme filtres de détection, mais sont réellement une classe particulière des observateurs. Par exemple, les signatures (0, 1,1), (1, 0,1) et (1, 1,0) désigneront les signatures directionnelles dans un cas d'un système ayant trois défauts majeurs à détecter. Le premier défaut sera identifié par une signature commençant par un 0 puis ayant deux 1, le second défaut aura un 0 en seconde position etc.

Cependant, les caractéristiques des résidus par espace de parité ne prennent pas en compte l'aspect boucle fermée comme dans le cas de l'observateur.

À la différence des signatures directionnelles de défauts de l'espace de parité en boucle ouverte, la méthode de filtres de détection, agit en boucle fermé et permet de générer des résidus dans la direction fixe liée aux défauts.

Une caractéristique du filtre de détection est que l'amplitude du résidu ne disparaît pas complètement après qu'un défaut se soit produit.

La méthode appelée filtres de détection vise à construire des espaces de détection associés à chacun des défauts. Cette méthode a été initiée en 1971 par (Beard, 1971), puis a été formalisée en 1986 par (Massoumnia, 1986). Ils ont proposé une procédure systématique pour concevoir un observateur spécial qui accentue l'effet des défauts sur l'erreur de prédiction de l'observateur. L'observateur est conçu de sorte que, en l'absence de composants de défaillances, modelant les erreurs, et les perturbations du système, le vecteur d'innovation reste proche de zéro, tandis que si le système est affecté d'un défaut, l'erreur liée à l'innovation commence à grandir. Par ailleurs, le gain d'observateur est choisi de sorte que la direction du vecteur d'innovation dans l'espace des sorties peut être employé pour identifier un composant défaillant.

Différents travaux traitent des méthodes des filtres de détection, parmi elles, retenons les travaux de (Chen & Speyer, 1999) , (Chen & Speyer, 2001) sur les filtres stochastique de détection optimale ; (Bokor & Balas, 2000), (Bokor & Balas, 2004) sur les filtres de détection appliqués aux système LPV; (Douglas & Speyer, 1995) sur la robustesse des filtres de détection ou (Park & Rizzoni, 1993) dans le cas des systèmes linéaires. Dans le cadre des systèmes non-linéaire, Garg et al. Donnent une description de filtre de détection (Garg & Hedrick, 1995), (Garg & Lindsey, 1996) et (DePersis & Isidori, 2000) apportent des précisions sur l'approche géométrique.

4.3.3.2. Les méthodes à base de connaissances

Dans le cas où un modèle analytique du procédé n'est pas disponible, une solution est l'exploitation de la connaissance humaine disponible sur le procédé.

Il existe alors des méthodes exploitant les connaissances qualitatives que détiennent des experts sur le procédé étudié. On peut notamment citer quelques techniques telles que les systèmes experts (Chatain, 1993.), l'AMDE (Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets) (Faucher, 2004), l'AMDEC (Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leurs Criticités) (Faucher, 2004), ainsi que les arbres de défaillances (Zwingelstein, 1995).

Les systèmes experts sont des techniques d'intelligence artificielle, basés sur les connaissances, permettant d'imiter le raisonnement humain pour la résolution d'un problème. Un système expert bien conçu est capable de représenter l'expertise humaine existante, prendre en compte des bases de données existantes, d'acquérir de nouvelles connaissances, d'effectuer de l'inférence logique, de donner des suggestions, et finalement de prendre des décisions basées sur un raisonnement.

Les 4 composants classiques d'un système expert sont :

- la base de connaissance,
- le moteur d'inférence,
- l'interface avec l'utilisateur,
- l'interface avec l'expert.

4.3.3.3. Les méthodes basées sur les données

De nos jours, les procédés sont de plus en plus automatisés, permettant ainsi la récupération d'une quantité non négligeable de données. Il est donc naturel de surveiller le procédé avec des méthodes se basant sur ces données. En effet, la masse de données à traiter est tellement importante qu'un opérateur ne peut pas directement suivre chaque variable du procédé. Nous faisons donc appel à des techniques basées sur les données pour représenter en quelques valeurs judicieuses, l'information exprimée par toutes les variables du procédé. Certaines de ces techniques permettent la détection alors que d'autres s'intéressent au diagnostic.

Parmi, ces méthodes, nous pouvons notamment citer les approches par cartes de contrôle (Pillet, 2001), par analyse en composantes principales (Lebart & al, 2000) et par projection dans les structures latentes pour la phase de détection, alors que pour la phase de diagnostic, nous retrouvons principalement des outils de classification tels que l'analyse discriminante (Dubuisson, 1990) ou les réseaux de neurones (Chiang & al, 2001) et (Zwingelstein, 1995).

Du point de vue de la détection, la méthode de surveillance la plus ancienne est sans doute la carte de contrôle. En effet, la première méthode de surveillance basée uniquement sur les données est la carte de contrôle \bar{X} proposée par (Shewhart, 1931). Cette carte de contrôle est en fait une succession d'un même test d'hypothèse $\mu_0 = \mu_t$, où μ_0 représente la moyenne cible de la variable surveillée et μ_t représente la moyenne du procédé à un instant t . Il existe également d'autres cartes de contrôle permettant de surveiller une seule variable : les cartes R et S pour surveiller la dispersion de la variable (Pillet, 2001), ainsi que les cartes EWMA (Exponentially Weighted Moving Average) (Roberts, 1959) et CUSUM (Cumulated SUM) (Page, 1954.) pour la détection de faibles sauts dans la moyenne. Le principal inconvénient de ces cartes est qu'elles ne peuvent suivre qu'une variable à la fois. Sur le même principe (test d'hypothèse) que les cartes de contrôle uni-variées (une seule variable), on peut prendre en compte non plus une mais plusieurs variables grâce aux cartes de contrôle multi-variées, notamment la carte du T2 de (Hotelling, 1947), ainsi que les extensions multivariées des cartes EWMA et CUSUM, à savoir MEWMA (Multivariate EWMA) (Lowry & al, 1992) et MCUSUM (Multivariate CUSUM) (Pignatiello & Runger, 1990). Ces cartes prennent en compte chaque variable, ainsi que la corrélation entre ces variables. Tout comme leurs homologues univariées, les cartes MEWMA et MCUSUM permettent la détection de décentrages de plus faibles amplitudes que la carte T2. Une autre approche pour la détection est l'utilisation des composantes principales extraites des données. L'Analyse en Composantes Principales (ACP) (Jackson, 2003) et (Lebart & al, 2000) est une technique permettant de réduire le nombre de variables à étudier de manière significative. En effet, il s'agit d'une transformation linéaire d'un espace de données corrélées en un espace de données non-corrélées. Ainsi, le premier axe de ce nouvel espace est la direction de l'espace expliquant la plus grande partie de la variabilité des données. Puis, le second axe, orthogonal au premier, est choisi en représentant également un maximum de variabilité, et ainsi de suite. Du fait de cette transformation, les premiers axes de ce nouvel espace expliquent donc à eux seuls la majeure partie de la variabilité des données.

Ainsi, une surveillance de quelques premiers axes principaux suffira à détecter une éventuelle faute dans le procédé (notamment au moyen de cartes de contrôle). Il est également possible de surveiller les résidus de la transformation inverse (Chiang & al, 2001). Dans le

même esprit que l'ACP, on trouve la Projection dans les Structures Latentes (PSL) (Geladi & Kowalski, 1986) et (Hoskuldsson, 1988), également connue sous la dénomination de Moindres Carrés Partiels (MCP). Cette technique consiste également en une réduction de dimension de l'espace.

Elle maximise la covariance entre une matrice de prédiction et une matrice prédite, et ce, pour chaque composante du nouvel espace. Bien souvent, la matrice prédite regroupe les caractéristiques d'un produit, et toutes les autres variables du système sont placées dans la matrice de prédiction.

Une fois le nouvel espace décrit, on surveille alors la variabilité des composantes de la même façon que les composantes d'une ACP (Chiang & al, 2001).

4.4. Seuil adaptatif

Le choix du seuil est en fait un compromis entre le retard à la détection et le taux de fausses alarmes. Plus le seuil choisi est grand et moins il y aura de fausses alarmes mais plus le retard à la détection sera important. Au contraire, un seuil trop bas entraîne de nombreuses fausses alarmes. Généralement, le seuil est pris de sorte qu'une contrainte fixée par l'expérimentateur soit vérifiée : temps moyen entre deux fausses alarmes fixé, probabilité de fausse alarme sur une fenêtre de pas de temps fixée, retard à la détection inférieur à une certaine constante.

4.4.1. Algorithme de Seuil adaptatif

Alors, dans cette étude on propose des seuils adaptatifs pour la détection de défaut dans les systèmes non linéaires (Liu & al., 2007):

$$Thresh_{Adaptive} = aver(thresh) + \alpha \cdot dev(Thresh) + \beta \cdot roc(Thresh) + bias(Thresh) \quad (4.11)$$

Où $aver(thresh)$ est la valeur moyenne de $thresh$, $dev(Thresh)$ est l'écart-type de $Thresh$, $roc(Thresh)$ est le taux de change de $Thresh$, $bias(Thresh)$ est le biais de $Thresh$ qui est calculé en fonction de l'équation ci-dessus, α est un facteur lié à l'écart et β est un facteur lié à taux de change, $Thresh$ représenter l'erreur quadratique.

La moyenne des seuils sont calculés en ligne sur les 20 dernières données de vecteur $Thresh$:

$$\bar{X} = \frac{1}{20} \sum_{i=1}^{20} X(n-i) \quad (4.12)$$

Où n la dimension de vecteur $Thresh$.

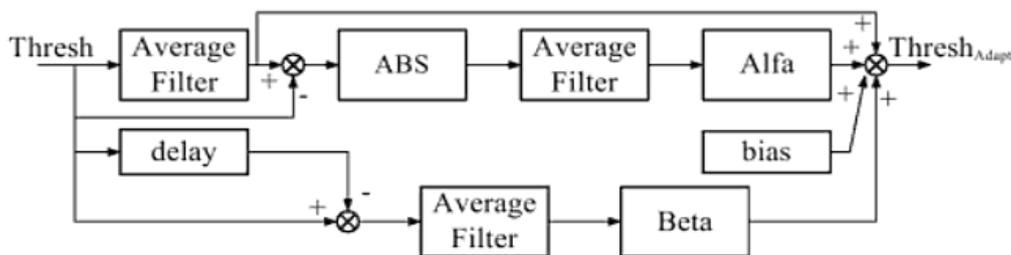


Figure 4-4 Bloc diagramme d'Algorithme de Seuil adaptatif (Derong & al, 2007)

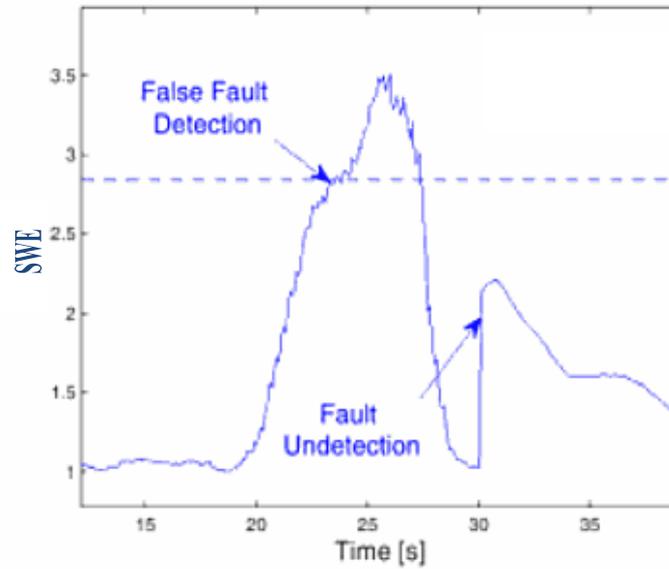


Figure 4-5 Evolution de l'erreur quadratique pondérée avec un seuil fixe (Derong & al, 2007)

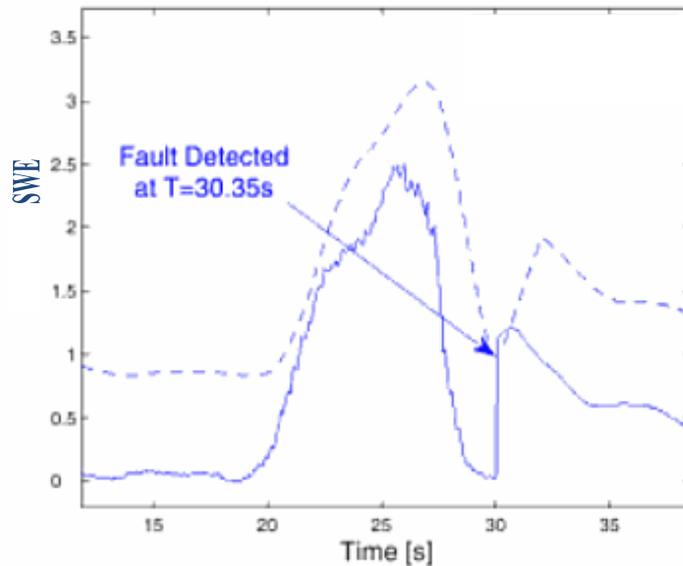


Figure 4-6 Evolution de l'erreur quadratique pondérée avec un seuil adaptatif (Derong & al, 2007)

Dans la Figure 4-6, il y a un fausse alarme déclaré et en plus il y a un défaut non détecté dans l'instant de l'apparition de défaut, par contre dans la Figure 4-7 en a une bonne détection de défaut dans l'instant de l'apparition de défaut.

Alors les deux figures montrent bien la différence entre les seuils adaptatifs et les seuils fixés. Ils est donc clair qu'une bonne détection de défaut nécessite un seuil adaptatif.

4.4.2. Les différents algorithmes de seuil adaptatif :

a) Seuil adaptatif pour l'algorithme de CUSUM

Dans la littérature scientifique, on peut trouver un grand nombre de méthodes pour calculer le seuil dans le cas où les observations X_n sont indépendantes et identiquement distribuées avant et après l'instant de changement. Nous avons donc mis en place une méthode calculatoire qui nous permet d'obtenir un seuil pertinent pour des règles de décision construites de la même façon que la règle du CUSUM. Cette méthode nous permet d'obtenir un seuil adaptatif, c'est à dire qui va varier au cours du temps en s'adaptant à la loi de la statistique de test pour garantir un test de niveau constant. Ce seuil présente donc l'avantage de maintenir le taux de fausses alarmes constant tout au long du processus, ce qui n'est pas forcément le cas pour des méthodes plus traditionnelles fournissant un seuil fixe. Nous reviendrons par la suite sur les problèmes qu'engendre l'utilisation d'un seuil fixe. Il est alors possible de contrôler à chaque instant le taux de fausses alarmes ainsi que la probabilité de faux diagnostic.

b) Filtre adaptatif de paramètre :

Dans cet algorithme nous avons 3 observateurs. Le premier est utilisé pour l'estimation des paramètres du système étudié et les deux autres observateurs sont utilisés pour calculer les deux seuils adaptatifs. Les deux seuils sont des bornes de l'intervalle de confiance des paramètres. L'application de ce type d'algorithme est surtout utilisée dans le cas des modèles mathématique de type espace d'état.

4.4.3. Simulation :

Dans cette partie on simule un exemple pour mieux comprendre la différence entre un seuil fixe et un seuil adaptatif. Alors on applique la simulation sur le modèle simplifié d'une station d'épuration en absence et en présence de défaut. Une comparaison entre le seuil fixe et le seuil adaptatif est réalisée. Et pour le SWE on applique l'équation 4.7.

Simulation 1:

Dans cette simulation on trace l'évolution de SWE en absence de défaut avec deux seuils fixes des valeurs différents, puis on trace cette même évolution avec un seuil adaptatif calculé à l'aide d'un algorithme décrit dans la partie (4.4.1).

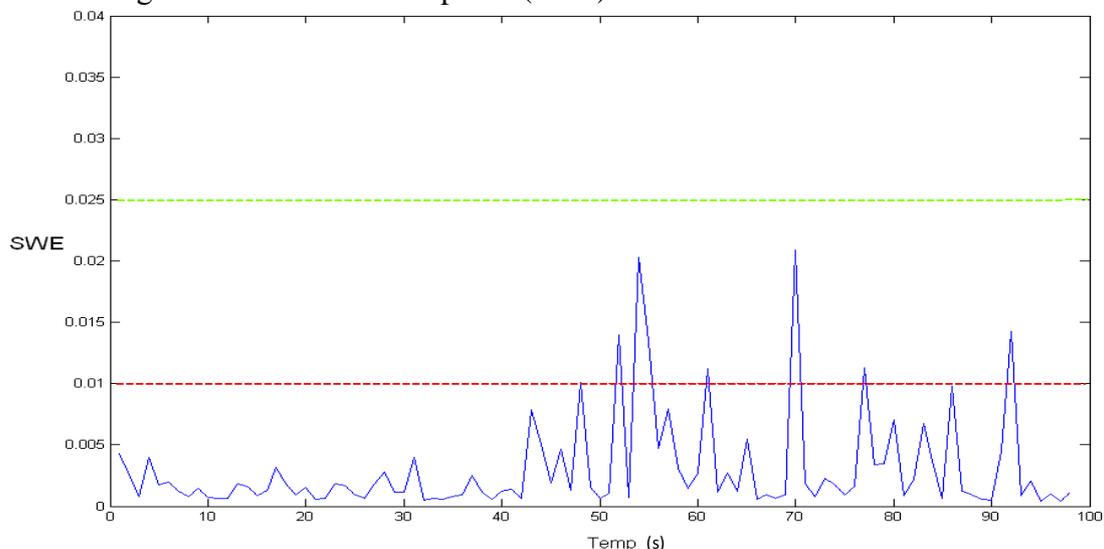


Figure 4-7 : l'évolution de SWE en absence de défaut avec deux seuils fixes

Le seuil 1 (de valeur 0.01) n'est pas acceptable. Il y a plusieurs fausses alarmes, quand au deuxième seuil (de valeur 0.025) il ne donne pas de fausses alarmes, mais la détection du défaut est retardée.

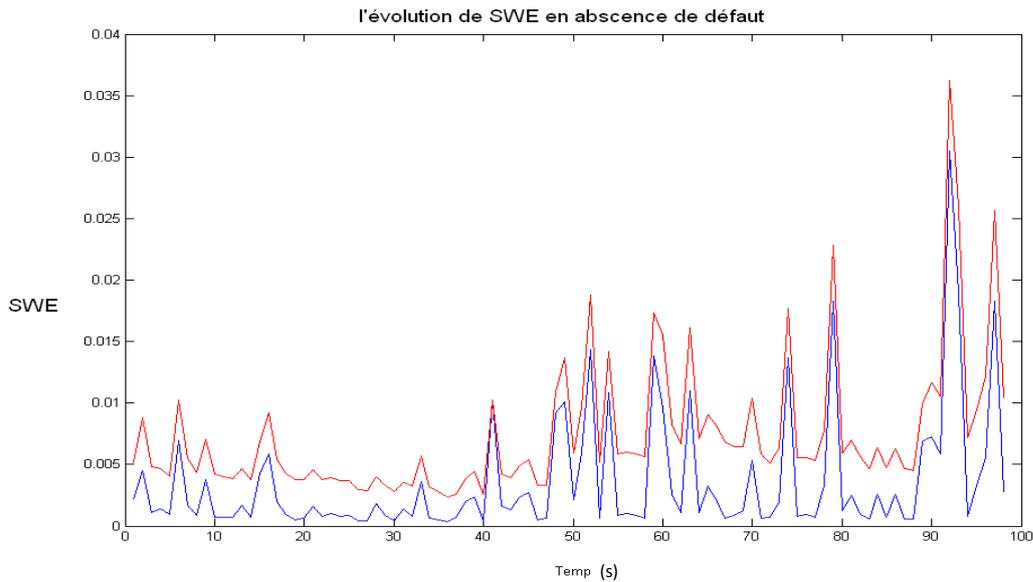


Figure 4-8 : l'évolution de SWE en absence de défaut avec un seuil adaptatif

Pour la seconde figure nous remarquons que ce seuil est adapté par les données. Dans ce cas nous n'observons pas de fausses alarmes.

Simulation 2 :

Pour comprendre mieux les performances de la méthode de diagnostic (taux de fausses alarmes, nombre des défauts non détectés), nous allons tracer l'évolution de SWE en présence de défaut avec deux seuils fixes et nous allons également les tracer avec un seuil adaptatif. Dans cette simulation, on considère un défaut avec une amplitude égale à 8 (20% de plage de donnée), entre l'instant 60 mn et 90 mn dans la variable S_{NO} . Pour l'algorithme qui calcule le seuil adaptatif, on prend $\alpha = 0,2$ et $\beta = -0,0004$.

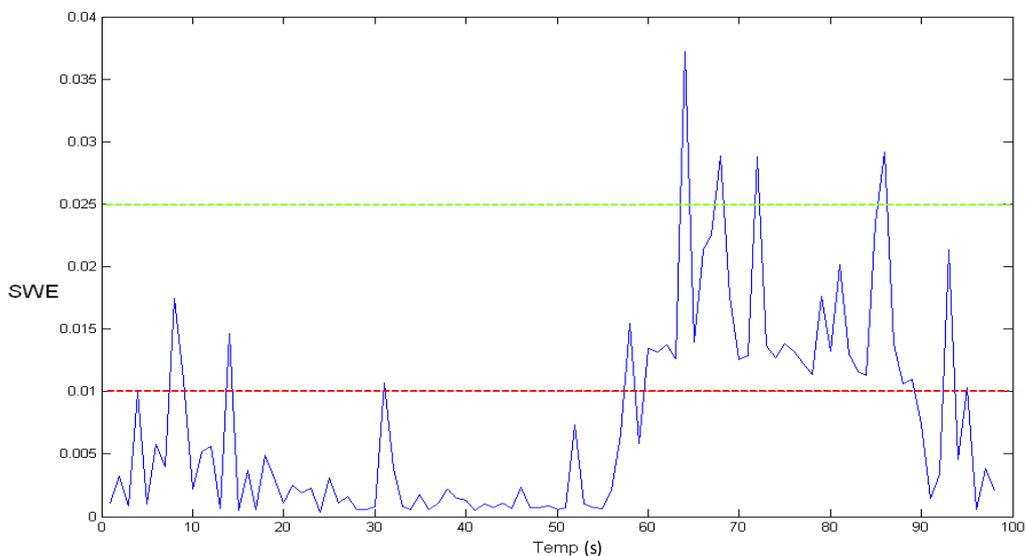
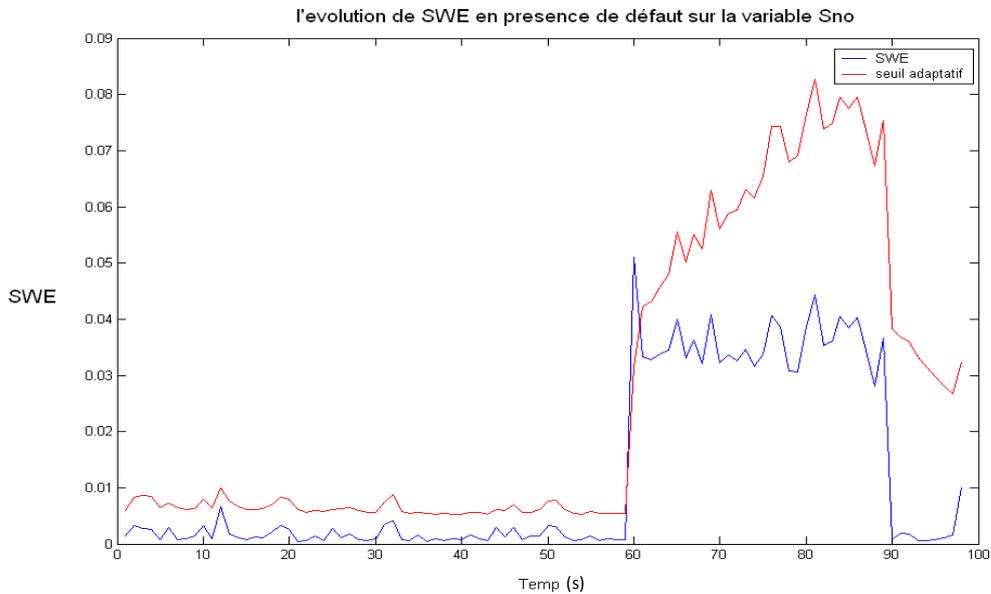


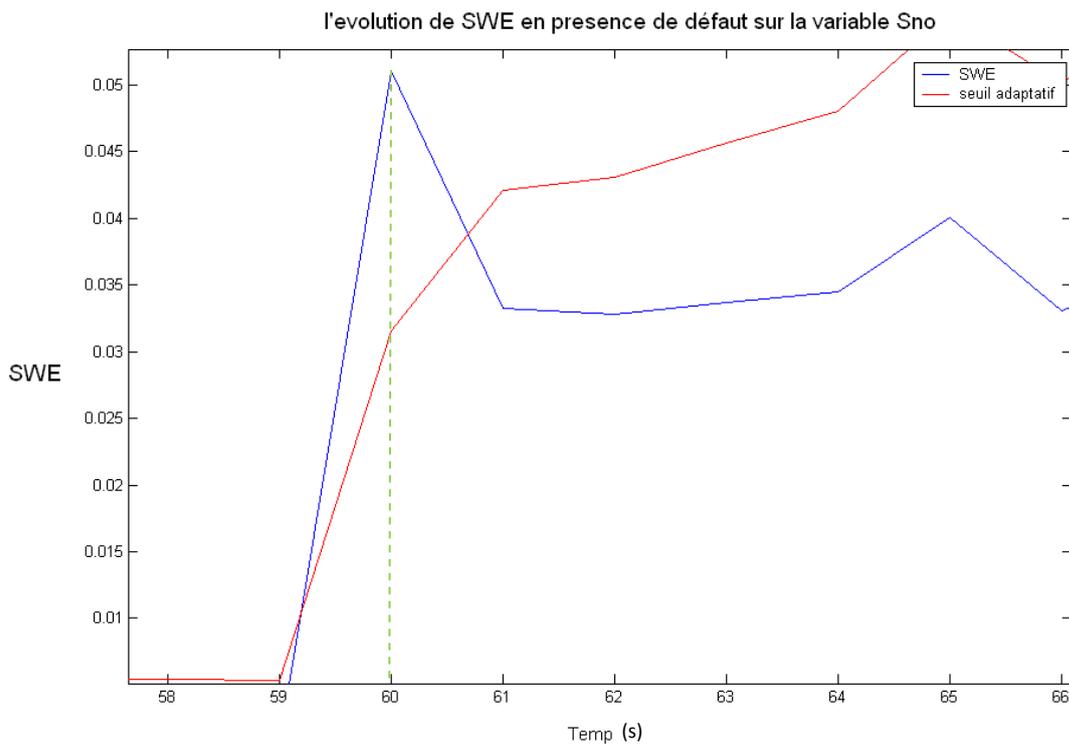
Figure 4-9 : l'évolution de SWE du variable S_{NO} en présence de défaut avec deux seuils fixes

Dès lors, nous constatons que pour le seuil 1, le défaut a bien été détecté au même instant de son apparition. Seulement, plusieurs fausses alarmes sont apparues.

Quand au second seuil, nous obtenons aucune fausse alarme mais un retard de détection apparaît.



Dans cette figure, nous n'observons aucune fausse alarme détectée, en même temps la détection est instantanée avec l'apparition du défaut. Pour mieux visualiser l'instant de détection, nous avons effectué un zoom sur la figure précédente.



Simulation 2 :

Dans cette simulation, nous allons tracer l'évolution de SWE en présence de défaut avec deux seuils fixes et nous allons également les tracer avec un seuil adaptatif. On considère un défaut avec une amplitude égale à 0.7 (20% de plage de donnée), entre l'instant 60 mn et 90 mn dans la variable S_O . Pour l'algorithme qui calcule le seuil adaptatif, on prend cette fois $\alpha = 0,01$ et $\beta = -0,0005$.

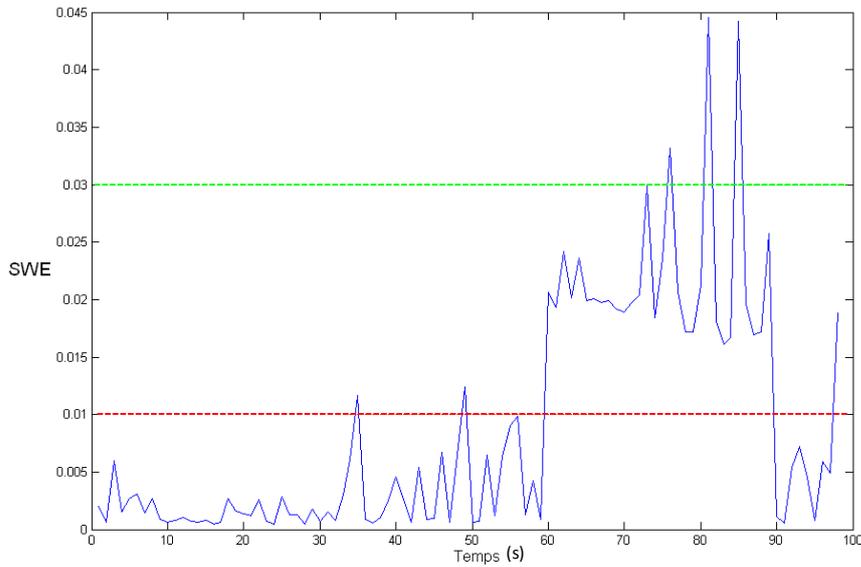


Figure 4-12 : l'évolution de SWE du variable S_O en presence de défaut avec deux seuils fixes

Les deux seuils fixes ne sont pas acceptables car le premier seuil donne des fausses d'alarme et le deuxième ne détecte que des pics (erreur de modélisation).

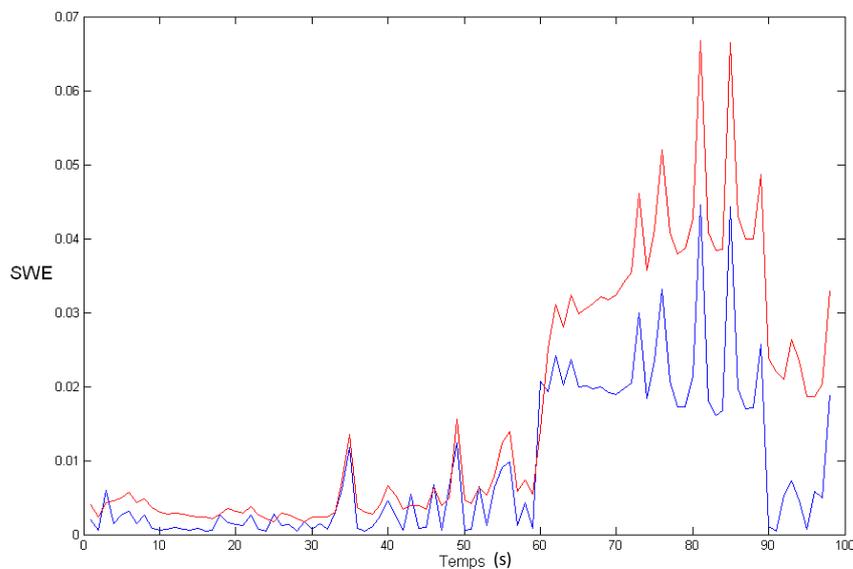


Figure 4-13 : l'évolution de SWE du variable S_O en presence de défaut avec un seuil adaptatif

Nous constatons que le seuil adaptatif ne donne pas des fausses d'alarme et arrive à détecter le défaut au même instant de son apparition, ce qui implique que le seuil adaptatif est plus robuste par rapport au seuil fixe.

4.5. Conclusion

Dans ce chapitre dédié au diagnostic des systèmes, nous avons vu tout d'abord quelques terminologies fondamentales à la compréhension de notre action de surveillance du système non linéaire. Les notions de défauts, de défaillance, de panne, de détection et d'isolation de défaut ainsi que de diagnostic ont été exposées. Ensuite, les notions de résidus et de prise de décision ont été présentées avant la description (non exhaustive) des différentes méthodes de diagnostic. Ces méthodes ont été classées en deux grandes familles : celle utilisant un modèle mathématique et celle n'en utilisant pas. Parmi toutes ces méthodes, nous nous sommes orientés vers l'utilisation des méthodes à base de modèles mathématiques pour trois raisons majeures :

- la connaissance d'un modèle non linéaire,
- la gestion de la dynamique du système,
- la robustesse de la procédure de diagnostic.

Nous avons vu que, parmi les méthodes utilisant un modèle mathématique, deux groupes de méthodes de diagnostic se distinguent : les méthodes par estimation de paramètres et les méthodes par estimation d'état. Ces deux méthodes ont une approche différente mais complémentaire l'une de l'autre. Dans le cas des méthodes par estimation d'état une confiance est faite sur l'exactitude du modèle et les capteurs et les actionneurs sont mis en défaut. Tandis que dans le cas des méthodes par estimation paramétrique, une confiance est faite aux capteurs ainsi qu'aux actionneurs et les défauts sont recherchés sur le modèle. Le choix entre ces deux familles est plus un choix philosophique et de culture de diagnostic qu'une toute autre motivation.

Au cours de ce chapitre, nous nous sommes longuement arrêtés sur les performances d'une procédure de diagnostic et sur la notion de robustesse. Rappelons que la performance passe par l'optimisation de critères (retard à la détection, taux de fausse alarme et de mauvaise détection, temps de calcul pour l'utilisation en temps réel mais aussi sensibilité à des défauts de faible amplitude, insensibilité aux bruits, perturbations, et incertitudes sur les paramètres du modèle). La notion de robustesse, comme nous l'avons vu, est très importante et vivement souhaitée dans une procédure de diagnostic, elle vise à minimiser la sensibilité des résidus aux perturbations et incertitudes et à maximiser la sensibilité des résidus aux défauts.

Le caractère de la robustesse est révélé grâce à trois points :

- la détection des résidus,
- l'évaluation des résidus,
- la structure du système de diagnostic.

Pour mieux comprendre les tests statistiques pour la partie de diagnostic, en prenant la nouvelle technique qui consiste à choisir les seuils de détection défaut, cette dernière est la méthode du seuil adaptatif qui paraît adaptée au type de modèle qui nous intéresse. Elle permet de calculer un seuil très facilement à partir de simulations et garantit un taux de

fausses alarmes et une probabilité de mauvaise localisation constants tout au long du processus, ce qui n'est pas forcément le cas avec un seuil fixe. Pour des procédés de type dépollution biologique, qui sont généralement conduits grâce à une variable de contrôle, cela peut être une des solutions.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Le premier chapitre a été dédié à la modélisation des procédés de traitement des eaux usées à boues activées. Après une brève présentation des grandes étapes du fonctionnement d'une station d'épuration à boues activées, nous avons présenté un modèle simplifié issu du modèle biologique du modèle ASM 1. Étant donné sa structure complexe, nous avons choisi un modèle réduit non linéaire présenté par (CHACHUAT, 2001). Nous avons essayé d'adapter ce modèle réduit à la station d'épuration à boues activées, en utilisant uniquement les capteurs en ligne existant sur ce site réel. Sachant que la plupart des concentrations incidentes sont généralement mesurées, nous avons été contraints de les considérer comme des entrées connues. Pour valider nos résultats, nous avons utilisé plusieurs jeux de données.

La simplification des variables d'états du modèle conduit à de nouveaux paramètres. Ces paramètres sont les paramètres spécifiques de modèle ASM1 simplifié ($\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, K_{DCO}, K_{ND}$). Alors dans le chapitre suivant, nous avons estimé ces paramètres par la méthode du filtre de Kalman étendu qui est adapté pour l'estimation paramétrique. Après plusieurs simulations par cette méthode on peut conclure que l'obtention d'un minimum global ou local est liée par initialisation des paramètres et initialisation des variables d'états et aussi le nombre de paramètres à estimer, lorsqu'on augmente le nombre des paramètres on obtient un minimum local, et lorsque on diminue le nombre des paramètres on approche le minimum globale.

Ensuite dans le chapitre 3, nous avons appliqué la méthode des moindres carrés non linéaires pour estimer les mêmes paramètres estimés dans le chapitre 2. Cette application nous amène aux mêmes remarques. L'utilisation de la méthode des moindres carrés non linéaires est liée à une condition. Cette condition est que le nombre de paramètres soit inférieur ou égal au nombre d'observations.

La méthode du seuil adaptatif paraît mieux adaptée au type de modèle qui nous intéresse. Elle permet de calculer un seuil très facilement à partir de simulations et garantit un taux de fausses alarmes et une probabilité de mauvaise localisation constants tout au long du processus, ce qui n'est pas forcément le cas avec un seuil fixe. Dans le dernier chapitre, nous allons appliquer cette méthode du seuil adaptatif sur notre modèle simplifié de la station d'épuration qui a été étudié dans le premier chapitre. En absence de défaut et en présence de défaut (avec un seul variable en défaut), et ensuite comparer ces résultats avec l'autre application dans le cas d'un seuil fixe. Ce seuil ne donne pas une bonne détection. Lorsqu'on diminue sa valeur il donne plusieurs fausses alarmes, et lorsqu'on augmente sa valeur pour éviter les pics de mauvaise estimation on n'arrive pas à détecter le défaut d'amplitude relativement petite. Par contre pour la détection par un seuil adaptatif on peut détecter le défaut quel que soit son type, son amplitude et son instant d'apparition. Le seuil adaptatif améliore donc les performances de la procédure de diagnostic.

Bibliographie

Adjallah, K., & al. (1993). Fault detection in nonlinear systems. *International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 'Systems Engineering in the Service of Humans'*, (pp. 418-423).

AFNOR, A. (1994). *maintenance - concepts et définitions des activités de maintenance*. Association Française de Normalisation.

Arulampalam, M., & al. (2002). A tutorial on particle filters for online online/non-gaussian bayesian tracking. *Signal Processing*, 50 (2), 174–189.

Balle, P., & Isermann, R. (1988). Fault detection and isolation for nonlinear processes based on local linear fuzzy models and parameter estimation. *American Control Conference*, 3, pp. 1605-1609.

Bar-Shalom, Y., & Li, X.-R. (1993). *Estimation and Tracking - Principles, Techniques and Software*. Artech House.

Barton, P., & Pantelides, C. (1994). Modelling of Combined Discrete/Continuous Processes. *AIChE J*, 40 (6), 966-979.

Beard, R. (1971). *Failure accomodation in linear systems through selfreorganization, Rapport technique, Man*. Vehicle Lab, MIT.

Benes, V. E. (1981). Exact finite-dimensional filters for certain diffusions with nonlinear drift. *Stochastics*, 5, 65–92.

Bokor, J., & Balas, G. (2004). Detection filter design for LPV systems - a geometric approach. *Automatica*, 40, 511-518.

Bokor, J., & Balas, G. (2000). Detection filter design within the LPV framework. *Proc. of the 19th Digital Avionics Systems Conferences*, 2, 6A3/1-6A3/5.

Borne, P., & al. (1990). *Automatique : Commande et optimisation des processus*. Editions Technip, Méthodes et Techniques de l'Ingénieur.

Box, M., & al. (1969). *Non-linear optimisation techniques*. Oliver & Boyd.

Brie, D. (1993). Robust fault detection in a welding process using parametric estimation. *International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 'Systems Engineering in the Service of Humans'*, 3, pp. 412-417.

Brumbaugh, R. (s.d.).(1991). An Aircraft Model for the AIAA Controls Design Challenge' . *PRC Inc., Edwards, CA* .

Bibliographie

Chachuat, B. (2001). Méthodologie d'optimisation dynamique et commande optimale des petites stations d'épuration à boues activées. thèse de doctorat , Institut National Polytechnique de Lorraine.

Chatain, J. (1993.). Diagnostic par système expert. Traité des nouvelles . Dans *Série Diagnostic et maintenance*. Hermes Sciences Publications.

Chen, R., & Speyer, J. (2001). Fault reconstruction from sensor and actuator failures. *Proc. of the 40th IEEE Conference on Decision and Control* , 3, 2277-2282.

Chen, R., & Speyer, J. (1999). Optimal stochastic fault detection filter. *AmericanControl Conference* , 1, 91-96.

Chiang, L., & al. (2001). Fault detection and diagnosis in industrial systems. New York: Springer-Verlag.

Chow, E., & Willsky, A. (1984). Analytical redundancy and the design of robust detection systems. *IEEE Transactions On Automatic Control* , 29, 603-614.

Clark, R. (1978). Instrument fault detection. *Instrument fault detection, IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems* , 14, 558-563.

Daum, F. (1988). Bayesian Analysis of Time Series ans Dynamical Models,. *chapter New exact non-linear filters* , 199–226.

Deckert, J. D. (1977). F-8 DFBW Sensor failure identi_cation using analytic redundancy. *IEEE Transactions on Automatic Control* , 22 (5).

DePersis, C., & Isidori, A. (2000). A geometric approach to nonlinear fault detection and isolation. *IFAC Safeprocess2000* .

Diehl, S., & Jeppsson, U. (1998). A model of the settler coupled to the biological reactor. *Wat.Res.* , 32 (2), 331-342.

Derong, L., & al. (2007). Advances in Neural Networks. 4th International Symposium on Neural Networks. Nanjing, China: Springer.

Ding, X., & Frank, P. (1991). Frequency domain approach and threshold selector for robust model-based fault detection and isolation. *IFAC Symposium SAFEPROCESS* , 307-312.

Douglas, R., & Speyer, J. (1995). Robust fault detection filter design. *American Control Conference* , 1, pp. 91-96.

Dubuisson, B. (1990). Diagnostic et reconnaissance des formes. Traité des nouvelles technologies. Dans *Série Diagnostic et maintenance*. Hermès.

Dupent, R., & Henze, M. (1992). Modelling of the secondary clarifier combined with the Activated Sludge Model No. 1. *Wat. Sci. Technol.* , 25 (6), 285-300.

Bibliographie

Dutton, J. (1994). *Development of a Nonlinear Simulation for the McDonnell Douglas F-15 Eagle with a Longitudinal TECS Control Law*. Master Thesis, Department of Aeronautics and Astronautics, University of Washington.

Emami-Naeini, A. (1988). Effet of model uncertainty on failure detection : the threshold selector. *IEEE Transactions on Automatic Control* , 33 (2), 1106-1115 .

Emami-Naeini, A. (1986). Robust detection, isolation and accomodation for sensor failures. *Systems Control Technology CR (174825)*, 1129-1134.

Faucher, J. (2004). *Pratique de l'AMDEC*. Dunod.

Frank, P. (1990). Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledgebased redundancy- a survey and some new results. *Automatica* , 26 (3), 459-474.

Frank, P. (1986). Fault diagnosis in dynamic systems via state estimation - a survey, In Tzafestas,S.,Singh,M.and Schmidt,G. (Eds), *System Fault Diagnostics,Reliability and Related Knowledge-Based Approaches*, Reidel, vol. 1,. *First European Workshop on Fault Diagnostics, Reliability and Related Knowledge Based Approaches* .

Gans, P. (1992). *Data Fitting in the Chemical Sciences*. Wiley.

Garg, V., & Hedrick, J. (1995). Fault detection filters for a class of nonlinear systems. *American Control Conference* , 3, 1647-1651.

Garg, V., & Lindsey, A. (1996). Fault detection for combined lateral and longitudinal control of vehicles for AHS. *Proc. of the 35th IEEE Decision and Control* , 2, 2301-2302.

GRATON, G. (2005). *Diagnostic des systèmes à l'aide d'observateur à mémoire finie.application au common rail*. thèse doctorat, UNIVERSITÉ D'ORLÉANS.

Geladi, P., & Kowalski, B. (1986). Partial least-squares regression : A tutorial. *Analytica Chimica Acta* , 185, 1-17.

Gelb, A. (1980). *Applied Optimal Estimation*. The M.I.T. Press .

Gertler, J. (1995). Diagnosing parametric faults : from parameter estimation to parity relations,. *Proc. of the American Control Conference*, (pp. 1615-1620).

Grijnspeerdt, K., & al. (1995). Selection of one-dimensional sedimentation models for on-line use. *Wat. Sci. Technol.* , 31 (2), 193-204.

Gujer, W., & al. (1995). The Activated Sludge Model No. 2 : Biological Phosphorus Removal. *Wat. Sci. Technol* , 31 (2), 1-11.

Hammouri, H., & al. (1999). Observer-based approach to fault detection and isolation for nonlinear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control* , 44 (10), 1879-1884.

Henze, M., & al. (1987). *Activated Sludge Model No. 1*. Technical Report 1, IAWQ, London.

Bibliographie

- Henze, M., & al. (2000). *Activated Sludge Models Asm1, Asm2, Asm2d & Asm3*. London: IWA Publishing.
- Hocine, A. (2006). *Estimation d'état et diagnostic de systèmes à commutation par filtrage multi-modèle*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine.
- Horak, D. (1988). Failure detection in dynamic systems with modelling errors. *Control and Dynamics* , 11 (6), 508-516.
- Hoskuldsson, A. (1988). Pls regression methods. *Journal of Chemometrics* , 2, 211–228.
- Hotelling, H. (1947). Multivariate quality control. *Techniques of Statistical Analysis* , 111–184.
- Isaksson, A. (1993). An on-line threshold selector for failure detection. *International Conference TOOLDIAG*, (pp. 628-634).
- Isermann, R. (1993). Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing. *Automatica* , 29 (4), 815-835.
- Isermann, R. (1995). Model based fault detection and diagnosis methods. *Proc. of American Control Conference*, (pp. 1605-1609).
- Isermann, R. (1984). Process fault detection based on modeling and estimation methods - a survey. *Automatica* , 20, 387-404.
- Jackson, J. E. (2003). *A User's Guide to Principal Components*. Wiley.
- Jeppson, U. (1996). *Modelling aspects of wastewater treatment processes*. PhD thesis, Lund Institute of Technology.
- Julien, S. (1997). *Modélisation et estimation pour le contrôle d'un procédé boues activées éliminant l'azote des eaux résiduaires urbaines*. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Toulouse, France.
- Kalman, R. E. (1960). A new approach to linear filtering and prediction problems. *Journal of Basic Engineering* , 82, 35–45.
- Kelly, C. (1999). Iterative Methode for Optimization. *SIAM frontiersin Applied Mathematics* , 18.
- Komi, M. (2004). *Identification par les techniques des sous-espaces – application au diagnostic*. Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine.
- Laikari, H. (1989). Simulation of the sludge blanket of a vertical clarifier in an activated sludge process. *Wat. Sci. Technol* , 21 (6-7), 621-629.
- Lawson, C., & Hanson, R. (1974). *Solving Least Squares Problems* . Prentice-Hall.
- Lebart, L., & al. (2000). *Statistique exploratoire multidimensionnelle*. DUNOD.

Bibliographie

Lindberg, C. (1997). *Control and Estimation Strategies Applied to the Activated Sludge Process*. PhD thesis, Uppsala University.

Lindberg, c.-F. (1998). Multivariable modeling and control of an activated sludge process. *Wat.Sci. Technol.* , 37 (12), 149-156.

Liu, D., & al. (2007). *Advances in Neural Networks*. Nanjing, China, 4th International Symposium on Neural Networks.

Lou, X., & al. (1986). Verghese, Optimally robust redundancy relations for failure detection in uncertain systems. *Automatica* , 22, 333-344.

Lowry, C., & al. (1992). A multivariate exponentially weighted moving average control chart. *Technometrics* , 34 (1), 46–53.

Luenberger, D. (1971). An introduction to observers. *IEEE Transactions on Automatic Control AC* , 16, 596-602.

Luenberger, D. (1966). Observers for multivariable systems. *IEEE Transactions on Automatic Control AC* , 11, 190-197.

Magni, J., & Mouyon, P. (1994). On residual generation by observer and parity space approaches. *IEEE Transactions on Automatic Control* , 39 (2), 441-447.

Massoumnia, M. (1986). A geometric approach to the synthesis of failure detection filters. *IEEE Transactions on Automatic Control* , 31 (9), 839-846.

Matthews, M. (1990). A state-space approach to adaptive nonlinear filtering using recurrent neural networks. in *Proceedings of IASTED International Symposium on Artificial Intelligence Application and Neural Networks* , 197–200.

Maybeck, P. S. (1979). Stochastic models, estimation and control. *Mathematics in Science and Engineering* .

Mironovski, L. (1980). Functional diagnosis of dynamic system. *Automation Remote Control* , 41, 1122-1143.

Moraal, P., & Grizzle, J. (1995). Observer design for nonlinear systems with discrete-time measurements. *IEEE Transactions on Automatic Control* , 40 (3), 395-404.

Nakra, B.C. , Chaudhry ,K. K.(1993). *Instrumentation, Measurement and Analysis*, Taha McGraw-Hill Publishing Company limited.

Nelson, A. (2000). *'Nonlinear estimation and modeling of noisy time-series by dual Kalman filtering methods*. PhD Thesis, Oregon Graduate Institute.

Otterpohl, R., & Freud, M. (1992). dynamic models for carifiers of activated sludge plants with dry and wet water flows. *wat.sci.technol.* , 26 (5-6), 1391-1400.

Page, E. S. (1954.). Continuous inspection schemes. *Biometrika* , 41, 100–115.

Bibliographie

- Park, J., & Rizzoni, G. (1993). A closed-form expression for the fault detection filter. *Proc. of the 32nd IEEE Conference on Decision and Control* , 1, 259-264.
- Patton, R., & al. (1989). *Fault diagnosis in dynamic systems. Theory and application*. Prentice Hall.
- Pignatiello, J., & Runger, G. (1990). Comparisons of multivariate cusum charts. *Journal of Quality Technology* , 22 (3), 173–186.
- Pillet, M. (2001). *Appliquer la maîtrise statistique des procédés MSP/SPC* (éd. 3e édition.). Les Editions d'Organisation.
- Roberts, S. W. (1959). Control chart tests based on geometric moving averages. *Technometrics* , 1.
- Robertson, G., & Cameron, I. (1997b). Analysis of dynamic process models for structural insight and model reduction - Part 2. *A multi-stage compressor shutdown case-study* , 475-488.
- Robertson, G., & Cameron, I. (1997a). Analysis of dynamic process models for structural insight and model reduction - Part 1. *Structural identification measures* , 21 (5), 455-473.
- Sage, A. P., & Melsa, J. .. (1971). *estimation theory with applications to communications and control*. McGraw-Hill Book Compagny.
- Shewhart, W. (1931). *Economic control of quality of manufactured product*. . NewYork: D. Van Nostrand Co.
- Staroswiecki, M., & al. (1991). Observer based and parity space approaches for failure detection and identification. *Proc. of IMACSIFAC International Symposium* , 536-541.
- Steffens, & al. (1997). A systematic approach for reducing complex biological wastewater treatment models. *Wat. Res.* , 31 (3), 590-606.
- Steffens, M., & Lants, P. (1999). Multivariable control of nutrient-removing activated sludge systems. *Wat. Res* , 33 (12), 2864-2878.
- Takács, I., & al. (1991). A dynamical model of the clarification-thickening process. *Wat. Res.* , 25, 1263-1271.
- Tharrault, Y., & al. (2006). Identification de relations de redondance analytique pour le diagnostic de fonctionnement de capteurs d'une station d'épuration. Institut National Polytechnique de Lorraine, Poitiers, France.
- Van der Merwe, R., & al. (2000). *The unscented particle filter*. Technical Report CUED=F-INFENG=TR 380, Cambridge University Engineering Department.
- Vasel, J.-L. (1988). *Contribution à l'étude des transferts d'oxygène en gestion des eaux*. PhD Thesis , fondation universitaire luxembourgeoise , arlon .
- Vaxelaire, J. (1994). *étude et Modélisation de l'Aération des Station d'épuration des Eaux Usées Urbaines par Agitation Mécanique de Surface*. PhD Thesis , institut national polytechnique de lorraine , france.

Bibliographie

Walker, B. (1983). Recent developments in fault diagnosis and accommodation. *Navigation and Control Conference* (pp. 2988-2993). AIAA Guidance.

Walker, B., & Gai, E. (1979). Fault detection threshold determination techniques using Markov theory. *International Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 2 (4), 313-319.

watts, R., & al. (1996). one dimensional modelling of secondary clarifiers using a concentration and feed velocity-dependant dispersion coefficient. *Wat.Res.*, 30 (9), 3113-3124.

Weijers. (2000). *modelling ,identification of control of activated sludge plants for nitrogen removal*. PhD Thesis , technische universiteit eindhoven , the netherlands.

Weiss, J. (1988). Threshold computations for detection of failures in SISO systems with transfer function errors. *American Control Conference*, (pp. 2213-2218).

Willsky, A. (1976). A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. *Automatica*, 12, 601-611.

Zhao, H., & Kimmel, M. (1995.). State and parameter estimation for phosphorus removal in an alternating activated sludge process. *J. Proc.Control*, 5 ((), 341-351.

Zwingelstein, G. (1995). *Diagnostic des défaillances, théorie et pratique pour les systèmes industriels*. Ed. HERMES.