



AVERTISSEMENT

Ce document est le fruit d'un long travail approuvé par le jury de soutenance et mis à disposition de l'ensemble de la communauté universitaire élargie.

Il est soumis à la propriété intellectuelle de l'auteur. Ceci implique une obligation de citation et de référencement lors de l'utilisation de ce document.

D'autre part, toute contrefaçon, plagiat, reproduction illicite encourt une poursuite pénale.

Contact : ddoc-theses-contact@univ-lorraine.fr

LIENS

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 122. 4

Code de la Propriété Intellectuelle. articles L 335.2- L 335.10

http://www.cfcopies.com/V2/leg/leg_droi.php

<http://www.culture.gouv.fr/culture/infos-pratiques/droits/protection.htm>

UNIVERSITÉ DE LORRAINE

École Doctorale RP2E, Ressources Procédés Produits Environnement

Laboratoire Réactions et Génie des Procédés

THÈSE

Pour l'obtention du titre de

Docteur de l'Université de Lorraine

Spécialité Génie des Procédés et des Produits

par

Dinh-Huan NGUYEN

OPTIMISATION DE LA CONCEPTION ET DU FONCTIONNEMENT DES STATIONS DE TRAITEMENT DES EAUX USÉES

Soutenue publiquement le 24 mars 2014, devant la commission d'examen

Christophe DAGOT	Professeur, Université de Limoges	<i>Rapporteur</i>
Nicolas ROCHE	Professeur, Université de Marseille	<i>Rapporteur</i>
Benoît CHACHUAT	Professeur, Imperial College, London, UK	<i>Examineur</i>
Olivier POTIER	Maître de Conférences, Université de Lorraine	<i>Examineur</i>
François LESAGE	Maître de Conférences, Université de Lorraine	<i>Examineur</i>
Abderrazak LATIFI	Professeur, Université de Lorraine	<i>Directeur de thèse</i>

Table des matières

Table des matières	i
Table des figures	vii
Table des tableaux	xi
Nomenclature	xiii
Introduction générale.....	1
Chapitre 1 PRÉSENTATION ET MODÉLISATION DES STATIONS DE TRAITEMENT DES EAUX USÉES	7
1.1. Généralités sur le traitement des eaux usées	8
1.1.1. Fondement de l'épuration biologique des eaux usées.....	8
1.1.2. Procédé de traitement par boues activées.....	9
1.1.3. Spécificité des petites stations de traitement.....	11
1.1.4. Spécificité des grandes stations de traitement.....	13
1.2. Généralités sur la modélisation des stations d'épuration	14
1.2.1. Présentation des principaux modèles biologiques.....	14
1.2.2. Modèle ASM1	14
1.2.2.1. Unité de mesure de concentration utilisée	14
1.2.2.2. Processus mis en jeu	15
1.2.2.3. Variables d'état prise en compte dans le modèle ASM1	16
1.3. Station de traitement de petite taille	18
1.3.1. Liste des variables d'état.....	18
1.3.2. Cinétiques des réactions mises en jeu	19
1.3.3. Taux de conversion et valeurs des paramètres	20
1.3.3.1. Taux de conversion	20
1.3.3.2. Valeurs des paramètres biologiques.....	20
1.3.4. Bilan de matière dans le réacteur	22
1.3.5. Bilan de matière dans le décanteur.....	23
1.3.5.1. Modèle réaliste (à couches)	23
1.3.5.2. Modèle simplifié	28
1.3.6. Influent et effluent.....	29
1.3.6.1. Influent	29
1.3.6.2. Effluent.....	29

1.4. Stations d'épuration de grande taille	30
1.4.1. Liste des variables d'état et processus	30
1.4.1.1. Liste des variables d'état.....	30
1.4.1.2. Cinétiques des réactions mises en jeu	30
1.4.2. Taux de conversion et valeurs des paramètres	31
1.4.2.1. Taux de conversion observés	31
1.4.2.2. Valeurs des paramètres biologiques.....	32
1.4.3. Bilan de matière dans le réacteur	32
1.4.4. Bilan de matière dans le décanteur.....	33
1.4.5. Âge des boues dans le système	35
1.4.6. Influent et effluents.....	37
1.4.6.1. Influent	37
1.4.6.2. Effluent	38
Chapitre 2 MÉTHODE D'OPTIMISATION DYNAMIQUE	39
2.1. Introduction	40
2.2. Position du problème d'optimisation.....	40
2.2.1. Critère.....	40
2.2.2. Modèle de procédé	40
2.2.3. Contraintes	41
2.3. Méthodes de résolution.....	41
2.3.1. Méthodes directes.....	41
2.3.2. Méthode des sensibilités	42
2.3.2.1. Sensibilités paramétriques	43
2.3.2.2. Description de l'algorithme d'optimisation	45
2.3.2.3. Exemple de détermination des équations de sensibilité.....	47
2.4. Présentation du logiciel gProms	50
Chapitre 3 SIMULATION ET OPTIMISATION DE STATIONS D'ÉPURATION DE PETITE TAILLE.....	52
3.1. Description de la station étudiée.....	53
3.2. Formulation des données d'entrée (identification).....	54
3.2.1. Mesures expérimentales	55
3.2.2. Formulation des données d'entrée	56
3.2.3. Comparaison entre les corrélations et les valeurs réellement utilisées par gProms à partir de la lecture du fichier de données brutes.....	58
3.3. Simulation dynamique pour différents modèles de décanteur	60

3.3.1. Rappels des modèles du décanteur.....	60
3.3.2. Résultats de simulation	61
3.4. Influence du modèle du décanteur sur la performance optimale.....	62
3.4.1. Formulation du problème d'optimisation.....	63
3.4.2. Résultats d'optimisation.....	64
3.4.3. Conclusion	66
3.5. Optimisation dynamique de l'énergie d'aération continue	66
3.5.1. Formulation du problème d'optimisation.....	67
3.5.2. Résultats d'optimisation.....	67
3.5.3. Comparaison avec le fonctionnement actuel.....	68
3.6. Amélioration de la station d'épuration	69
3.6.1. Optimisation de la structure proposée.....	70
3.6.1.1. Cas de non-recyclage interne ($Q_a = 0$)	70
3.6.1.2. Cas du recyclage interne ($Q_a > 0$)	72
3.6.2. Conclusion	74
3.7. Influence de la méthode de réduction de l'azote (alternée ou continue) sur la performance optimale.....	74
3.7.1. Introduction	74
3.7.2. Formulation du problème d'optimisation.....	75
3.7.2.1. Cas d'un seul bassin avec aération alternée	75
3.7.2.2. Cas de deux bassins avec aération continue	75
3.7.3. Résultats d'optimisation.....	75
3.7.3.1. Cas d'un seul bassin avec aération alternée	75
3.7.3.2. Cas de deux bassins avec aération continue	76
3.7.3.3. Comparaison de la consommation énergétique	76
3.8. Conclusion.....	77
Chapitre 4 SIMULATION ET OPTIMISATION DE STATIONS D'ÉPURATION DE GRANDE TAILLE	78
4.1. Description de la station d'épuration étudiée	79
4.2. Simulation dynamique de la station d'épuration	80
4.2.1. Introduction	80
4.2.2. Simulation	81
4.3. Optimisation de l'énergie d'aération	84
4.3.1. Introduction	84
4.3.2. Problème d'optimisation	85

4.3.3. Résultats de l'optimisation	86
4.3.4. Conclusions	88
4.4. Optimisation du coût total	89
4.4.1. Introduction	89
4.4.2. Critère d'optimisation	89
4.4.2.1. Coût d'investissement (CI)	89
4.4.2.2. Coût de fonctionnement (CO).....	90
4.4.3. Simulation	92
4.4.4. Formulation du problème d'optimisation.....	92
4.4.4.1. Cas des variables de décision k_{La_i} et Q_a	93
4.4.4.2. Cas d'utilisation de toutes les variables de décision sans contrainte sur l'âge des boues	95
4.4.4.3. Cas d'utilisation de toutes les variables de décision avec contrainte sur l'âge des boues	99
4.4.5. Conclusions	101
4.5. Optimisation multicritère.....	102
4.5.1. Introduction	102
4.5.2. Méthodes utilisées en optimisation multicritère	102
4.5.3. Formulation du problème d'optimisation.....	105
4.5.4. Résultats d'optimisation.....	107
4.5.4.1. Cas d'un seul intervalle de temps	107
4.5.4.2. Cas de plusieurs intervalles de temps	108
4.5.5. Conclusions	110
4.6. Optimisation de la conception et du dimensionnement.....	110
4.6.1. Introduction	110
4.6.2. Revue bibliographique	110
4.6.3. Approche proposée.....	111
4.6.4. Validation de l'approche proposée.....	111
4.6.5. Coûts de la station d'épuration.....	112
4.6.6. Structure et dimensions optimales	113
4.6.6.1. Cas d'un seul bassin.....	114
4.6.6.2. Cas de 2 bassins	116
4.6.6.3. Cas de 3 bassins	119
4.6.6.4. Cas de 4 bassins	121

4.6.6.5. Cas de 5 bassins	123
4.6.7. Conclusions	125
4.7. Conclusions	126
Chapitre 5 IDENTIFICATION ET OPTIMISATION D'UNE STATION D'ÉPURATION INDUSTRIELLE	129
5.1. Introduction	130
5.2. Modélisation du procédé	130
5.2.1. Choix du modèle	130
5.2.2. Modélisation du procédé	130
5.2.2.1. Modélisation du réacteur biologique	130
5.2.2.2. Modélisation du décanteur	131
5.3. Station d'épuration considéré	131
5.3.1. Configuration de la station de traitement	131
5.3.2. Données expérimentales.....	132
5.3.3. Bilans global et partiel de matière.....	132
5.3.3.1. Bilan de matière dans le décanteur primaire	132
5.3.4. État initial de la station d'épuration	134
5.3.4.1. Détermination des coefficients de transfert d'oxygène	134
5.3.4.2. Détermination des concentrations initiales	134
5.4. Identification paramétrique du modèle.....	134
5.4.1. Analyse d'estimabilité.....	135
5.4.2. Procédure d'identification paramétrique.....	139
5.4.2.1. Jeu de paramètres par défaut	139
5.4.2.2. Calcul et analyse d'estimabilité	139
5.4.3. Résultats de l'identification.....	141
5.4.3.1. Identification avec les données simulées par WEST	141
5.4.3.2. Identification avec les données mesurées	142
5.5. Simulation dynamique.....	143
5.6. Optimisation dynamique de l'énergie d'aération	146
5.6.1. Problème d'optimisation	146
5.6.2. Résultats de l'optimisation.....	146
5.6.2.1. Cas d'un intervalle	147
5.6.2.2. Cas de 7 intervalles	148
5.7. Comparaison des configurations des stations BSM1 et Verulam	149

5.8. Conclusions	152
Conclusions générales et perspectives	154
Bibliographie	158
Annexe A Données de petite station d'épuration	164
Annexe B Données et résultats de la station du Benchmark (BSM1)	165
Annexe C Données expérimentales et résultats de la station Verulam	182
Annexe D Comparaison du coût total entre ASM3 et BSM1	189

Table des figures

Figure 1.1. Étapes du processus de dégradation biologique	8
Figure 1.2. Configuration du procédé de traitement par boues activées	9
Figure 1.3. Étapes du processus de dégradation biologique de l'azote	10
Figure 1.4. Schéma conceptuel du modèle ASM1	15
Figure 1.5. Décomposition de la DCO en variables du modèle ASM1	17
Figure 1.6. Décomposition de l'Azote en variables du modèle ASM1	18
Figure 1.7. Bilans de matière dans les couches du décanteur	25
Figure 1.8. Station du Benchmark	30
Figure 1.9. Numérotation des couches et position de l'alimentation	32
Figure 1.10. Variabilité des données d'entrée par temps sec, pluvieux et orageux	37
Figure 2.1. Représentation schématique de l'algorithme de résolution	46
Figure 2.2. Cas de deux intervalles de temps ($N = 2$)	48
Figure 3.1. Configuration de la station de traitement biologique étudiée	53
Figure 3.2. Configuration des cycles d'aération (commande par horloges)	54
Figure 3.3. Données expérimentales	56
Figure 3.4. Comparaison des prédictions de la corrélation et des mesures moyennes de la DCO	57
Figure 3.5. Comparaison des prédictions de la corrélation et des mesures moyennes du débit de l'influent Q_0	57
Figure 3.6. Comparaison des prédictions de la corrélation et des mesures moyennes des MES	57
Figure 3.7. Comparaison des prédictions de la corrélation et des mesures moyennes de NTK	57
Figure 3.8. Modèle de simulation gProms	58
Figure 3.9. Comparaison entre les mesures expérimentales corrélées du débit Q_0 et les valeurs utilisées directement par gProms	59
Figure 3.10. Comparaison entre les mesures expérimentales corrélées de DCO et les valeurs utilisées directement par gProms	59
Figure 3.11. Décanteur avec les modèles simplifié et réaliste	60
Figure 3.12. Comparaison des modèles du décanteur : concentration en DCO	61
Figure 3.13. Comparaison des modèles du décanteur : concentration en DBO_5	61
Figure 3.14. Comparaison des modèles du décanteur : concentration en NGL	62
Figure 3.15. Comparaison des modèles du décanteur : concentration en MES	62
Figure 3.16. Séquence d'aération et définition des paramètres d'optimisation	63

Figure 3.17. Énergie d'aération minimale en fonction du nombre de cycles.....	64
Figure 3.18. Profils d'aération après optimisation	65
Figure 3.19. Concentrations en NGL de l'effluent.....	65
Figure 3.20. Profil d'aération optimal.....	67
Figure 3.21. Concentrations optimales de l'effluent	68
Figure 3.22. Comparaison entre la réalité et l'optimisation.....	69
Figure 3.23. Station d'épuration avant et après amélioration ($V = V_1 + V_2$).....	70
Figure 3.24. Résultats d'optimisation (cas de $Q_a = 0$).....	71
Figure 3.25. Concentrations optimales sur l'effluent (cas de $Q_a = 0$).....	71
Figure 3.26. Comparaison entre le fonctionnement actuel et optimisé (cas de $Q_a = 0$).....	72
Figure 3.27. Résultats de l'optimisation (cas de $Q_a > 0$).....	73
Figure 3.28. Concentrations optimales de l'effluent (cas de $Q_a > 0$).....	73
Figure 3.29. Comparaison entre le fonctionnement actuel et optimisé (cas de $Q_a > 0$).....	73
Figure 3.30. Profil optimal d'aération dans le cas d'un seul bassin.....	75
Figure 3.31. Profil optimal d'aération cas de deux bassins.....	76
Figure 3.32. Comparaison des performances des fonctionnements réels, avec aération alternée et aération continue	76
Figure 4.1. Station d'épuration du Benchmark	79
Figure 4.2. Comparaison entre le débit expérimental et le débit traité de gProms	81
Figure 4.3. Concentrations de l'effluent (temps sec)	83
Figure 4.4. Concentrations de l'effluent (temps pluvieux)	83
Figure 4.5. Concentrations de l'effluent (temps orageux)	84
Figure 4.6. Âge des boues dans le système	84
Figure 4.7. Influence du nombre d'intervalles sur le critère d'optimisation.....	86
Figure 4.8. Profils d'aération avant et après optimisation.....	86
Figure 4.9. Énergie consommée dans la station d'épuration.....	87
Figure 4.10. Concentrations des effluents après optimisation	88
Figure 4.11. Âge des boues après optimisation.....	88
Figure 4.12. Répartition des coûts avant optimisation (dynamique).....	92
Figure 4.13. Coûts optimaux et leur répartition	94
Figure 4.14. Coût total avant et après optimisation.....	94
Figure 4.15. Concentrations de l'effluent après optimisation	95
Figure 4.16. Âge des boues après optimisation.....	95
Figure 4.17. Coûts optimaux et leur répartition	97
Figure 4.18. Coût total avant (Benchmark) et après optimisation	97
Figure 4.19. Concentrations de l'effluent après optimisation	98
Figure 4.20. Âge des boues après optimisation.....	98

Figure 4.21. Coûts optimaux et leur répartition	100
Figure 4.22. Coût total avant et après optimisation.....	100
Figure 4.23. Concentrations de l'effluent après optimisation	101
Figure 4.24. Âge des boues après optimisation.....	101
Figure 4.25. Méthode d'agrégation	103
Figure 4.26. Influence de la valeur ω sur l'optimisation (cas d'un intervalle)	107
Figure 4.27. Profils d'aération pour le point correspond au coût total pondéré minimal	108
Figure 4.28. Influence de la valeur ω sur l'optimisation (cas de 7 intervalles)	109
Figure 4.29. Profils d'aération pour le point qui correspond au coût total pondéré minimal	109
Figure 4.30. Répartition des coûts de la station BSM1 en fonctionnement (statique).....	112
Figure 4.31. Concentrations de l'effluent (statique) avant optimisation.....	113
Figure 4.32. Superstructures pour une station de traitement des eaux usées	113
Figure 4.33. Superstructure initiale de la station (cas de 1 bassin)	114
Figure 4.34. Structure optimale de la station (cas de 1 bassin).....	115
Figure 4.35. Répartition des coûts optimaux (cas de 1 bassin)	116
Figure 4.36. Concentration en NGL de l'effluent après optimisation.....	116
Figure 4.37. Superstructure initiale de la station (cas de 2 bassins).....	116
Figure 4.38. Superstructure optimale de la station (cas de 2 bassins).....	118
Figure 4.39. Répartition des coûts optimaux (cas de 2 bassins)	118
Figure 4.40. Superstructure initiale de la station (cas de 3 bassins).....	119
Figure 4.41. Superstructure optimale de la station (cas de 3 bassins).....	120
Figure 4.42. Répartition des coûts optimaux (cas de 3 bassins)	120
Figure 4.43. Superstructure initiale de la station (cas de 4 bassins).....	121
Figure 4.44. Superstructure optimale de la station (cas de 4 bassins).....	122
Figure 4.45. Répartition des coûts optimaux (cas de 4 bassins)	122
Figure 4.46. Superstructure initiale de la station (cas de 5 bassins).....	123
Figure 4.47. Superstructure optimale de la station (cas de 5 bassins).....	124
Figure 4.48. Répartition des coûts optimaux (cas de 5 bassins)	124
Figure 5.1. Schéma de la station d'épuration de Verulam	131
Figure 5.2. Bilan de matière dans le décanteur primaire.....	133
Figure 5.3. Bilan de matière global dans le système	133
Figure 5.4. Résultats de l'analyse de sensibilité sous Matlab	140
Figure 5.5. Résultats après l'identification.....	142
Figure 5.6. Comparaison des mesures expérimentales et des prédictions du modèle obtenues à l'aide des valeurs par défaut et identifiées des paramètres	143
Figure 5.7. Profils d'aération de la station en fonctionnement statique.....	144

Figure 5.8. Concentrations simulées de l'effluent en utilisant les valeurs identifiées des paramètres	146
Figure 5.9. Profils optimaux d'aération	147
Figure 5.10. Énergie consommée dans l'aération de la station d'épuration dans le cas d'un seul intervalle	147
Figure 5.11. Concentrations de l'effluent après optimisation dans le cas d'un seul intervalle	148
Figure 5.12. Profils optimaux d'aération (cas de 7 intervalles)	148
Figure 5.13. Énergie consommée dans la station d'épuration (cas de 7 intervalles)	149
Figure 5.14. Concentrations de l'effluent après optimisation (cas de 7 intervalles).....	149
Figure B.1. Concentrations dans le bassin (temps sec)	166
Figure B.2. Concentrations dans le décanteur (temps sec)	168
Figure B.3. Concentrations de l'effluent (temps sec).....	168
Figure B.4. Concentrations dans le bassin (temps pluvieux)	170
Figure B.5. Concentrations dans le décanteur (temps pluvieux).....	171
Figure B.6. Concentrations de l'effluent (temps pluvieux).....	172
Figure B.7. Concentrations dans le bassin (temps orageux)	173
Figure B.8. Concentrations dans le décanteur (temps orageux).....	175
Figure B.9. Concentrations de l'effluent (temps orageux).....	175
Figure C.1. Débit d'entrée.....	182
Figure C.2. Concentrations en S_I et S_S d'entrée	182
Figure C.3. Concentrations en X_I et X_S d'entrée.....	182
Figure C.4. Concentrations en S_{NH} et S_{ND} d'entrée.....	183
Figure C.5. Concentrations en X_{ND} et S_O d'entrée	183
Figure C.6. Données expérimentales sur l'effluent.....	184
Figure C.7. Résultats des concentrations de l'effluent après l'identification.....	187
Figure C.8. Concentration en DCO sur l'effluent après l'identification	187
Figure C.9. Concentration en DBO_5 sur l'effluent après l'identification.....	188
Figure C.10. Concentration en NGL sur l'effluent après l'identification	188
Figure C.11. Concentration en MES sur l'effluent après l'identification	188

Table des tableaux

Tableau 1.1. Variables d'état du modèle de dégradation biologique	18
Tableau 1.2. Paramètres stœchiométriques	21
Tableau 1.3. Paramètres cinétiques	21
Tableau 1.4. Paramètres du modèle de décantation	24
Tableau 1.5. Concentrations dans l'effluent traité	28
Tableau 1.6. Concentrations dans le recyclage	28
Tableau 2.1. Comparaison des méthodes de calcul du gradient.....	46
Tableau 3.1. Paramètres du débit et des concentrations entrantes	58
Tableau 3.2. Paramètres identifiés	63
Tableau 3.3. Résultat d'aération pour le modèle réaliste après optimisation (heure)	66
Tableau 3.4. Résultat d'aération pour le modèle simplifié après optimisation (heure)	66
Tableau 3.5. Valeurs optimales de $k_L a$ dans le cas d'un seul bassin (h^{-1}).....	76
Tableau 4.1. Valeurs du système.....	79
Tableau 4.2. Débits moyens	80
Tableau 4.3. Données moyennes d'entrée du système.....	81
Tableau 4.4. Valeurs des variables de fonctionnement de la station.....	82
Tableau 4.5. Valeurs d'aération après optimisation.....	87
Tableau 4.6. Paramètres pour le coût d'investissement	90
Tableau 4.7. Limites maximales pour les variables de l'opération (Alex et al., 2001).....	91
Tableau 4.8. Coefficients des coûts de fonctionnement (Alasino et al., 2007).....	91
Tableau 4.9. Résultat des coûts avant optimisation	92
Tableau 4.10. Estimation initiale des variables de décision.....	93
Tableau 4.11. Profils optimaux des variables de décision	93
Tableau 4.12. Répartition des coûts après optimisation.....	94
Tableau 4.13. Résumé des coûts avant et après optimisation	94
Tableau 4.14. Variables d'état au début.....	96
Tableau 4.15. Valeurs optimales des variables de décision	96
Tableau 4.16. Coûts du système après optimisation	96
Tableau 4.17. Résumé des coûts avant et après optimisation	97
Tableau 4.18. Profils optimaux des variables de décision	99
Tableau 4.19. Coûts du système après optimisation	100
Tableau 4.20. Résumé des coûts avant et après optimisation	100
Tableau 4.21. Coefficients des coûts (Alasino et al., 2007).....	106

Tableau 4.22. Valeurs des B_i	106
Tableau 4.23. Variables optimales (cas d'un intervalle)	108
Tableau 4.24. Valeurs des variables de décision après optimisation	109
Tableau 4.25. Résultats après optimisation (cas de 1 bassin)	115
Tableau 4.26. Résultats après optimisation (cas de 2 bassins)	117
Tableau 4.27. Résultats après optimisation (cas de 3 bassins)	119
Tableau 4.28. Résultats après optimisation (cas de 4 bassins)	122
Tableau 4.29. Résultats après optimisation (cas de 5 bassins)	124
Tableau 4.30. Comparaison des coûts avant et après optimisation	125
Tableau 5.1. Dimensions moyennes de la station	132
Tableau 5.2. Concentrations initiales dans les bassins	134
Tableau 5.3. Algorithme utilisé pour l'analyse de l'estimabilité	138
Tableau 5.4. Paramètres et leurs limites dans le modèle (ASM1)	139
Tableau 5.5. Rangement des paramètres dans l'ordre décroissant d'estimabilité	140
Tableau 5.6. Résultats des paramètres identifiés	141
Tableau 5.7. Résultats des paramètres identifiés	143
Tableau 5.8. Concentrations initiales dans les bassins	144
Tableau 5.9. Comparaison des performances des stations de BSM1 et Verulam	150
Tableau A.1. Débit et charge incidents moyens sur 24 heures (4/09 - 10/09/1996)	164
Tableau A.2. Débit et charge incidents moyens sur 2 heures (journée du 10/09/1996)	164
Tableau B.1. Variables de fonctionnement (cas d'un intervalle)	176
Tableau B.2. Profils d'aération (cas de 7 intervalles)	176
Tableau B.3. Coefficients k_{La_i} dans les bassins (cas de 7 intervalles)	180

Nomenclature

A_o	Apport d'oxygène		Iteration
AE^*	Paramètre de normalisation de l'AE	c_i	Constantes qui mettent à la même échelle les différents objectifs
AE	Aération énergétique	CVI	Control Vector Iteration
AG	Algorithme Génétique	CVP	Control Vector Parametrization
$ASM1$	Activated Sludge Model n°1		
$ASM2$	Activated Sludge Model n°2	C_{EQ}	Coût de la qualité de l'effluent
$ASM2D$	Activated Sludge Model n°2D	C_{CO}	Coût de fonctionnement
$ASM3$	Activated Sludge Model n°3	C_{EQ}^*	Paramètre de normalisation de l'EQ
a^k	Durée d'aération au cours du $k^{ème}$ cycle d'aération	C_{CO}^*	Paramètre de normalisation de l'CO
a_k, b_k	Coefficients de fonction du débit entrée	DBO_5	Demande biochimique en oxygène
B_{DBO5}	Poids de la concentration en DBO_5 dans EQ	DCO	Demande chimique en oxygène
B_{DCO}	Poids de la concentration en DCO dans EQ	EQ	Effluent quality
B_{NO}	Poids de la concentration en NO dans EQ	$f^{(1)}$	Période de fonctionnement des turbines
B_{Nkj}	Poids de la concentration en Nkj dans EQ	$f^{(2)}$	Périodes d'arrêt des turbines
B_{SS}	Poids de la concentration en SS dans EQ	f_i	Objectif d'optimisation
B	Coefficient d'aération	$f_i(x^*)$	Solution optimale associée à la fonction objectif f_i
$BSM1$	Benchmark Simulation Model n°1	f_i^*	Paramètre de normalisation de l'objectif f_i
b_A	Taux de mortalité des bactéries autotrophes	f_{ns}	Fraction non décantable de composés particuliers en suspension
b_H	Taux de mortalité des bactéries hétérotrophes	f_p	Fraction de DCO inerte issue du décès de la biomasse
b_a, δ_a	Paramètres de l'aérateur	H_2O	Eau
b_{ips}, δ_{ips}	Paramètres des pompes	H	Hauteur du décanteur
b_{set}, δ_{set}	Paramètres du décanteur	CI	Coût d'investissement
b_{sr}, δ_{sr}	Paramètres de recyclage	$CI_{aérateur}$	Coût d'investissement de l'aérateur
b_t, δ_t	Paramètres du volume		
BCI	Boundary Conditions		

$CI_{d\acute{e}c\grave{a}n\grave{e}u\grave{e}}$	Coût d'investissement du d\acute{e}c\grave{a}n\grave{e}u\grave{e}	K_X	Constante d'affinit\acute{e} en substrat particulaire pour l'hydrolyse
CI_i^T	Coût d'investissement		
$CI_{p\acute{o}m\grave{p}e}$	Coût d'investissement des pompes entr\eees	k_{La}	Coefficient de transfert d'oxyg\ene dissous
$CI_{r\acute{e}a\grave{c}t\acute{e}u\grave{e}}$	Coût d'investissement du r\acute{e}a\grave{c}t\acute{e}u\grave{e}	κ_h	Taux maximal sp\ecifique d'hydrolyse
$CI_{r\acute{e}c\grave{y}c\grave{l}a\grave{g}e}$	Coût d'investissement du recyclage	κ_a	Taux d'ammonification
CI_{total}	Coût total d'investissement	ℓ^k	Dur\ee e du k ^{eme} cycle d'a\er\ation
id	Taux d'int\er\eat (taux d'actualisation)	MES	Mati\eres en suspension
CO	Coût de fonctionnement	$MIDO$	Mixed Integer Dynamic Optimization
$CO_{a\acute{e}r\grave{a}t\acute{e}u\grave{e}}$	Coût de fonctionnement du r\acute{e}a\grave{c}t\acute{e}u\grave{e}	$MINLP$	Mixed Integer Non-Linear Programming
CO_{boue}	Coût de fonctionnement des boues	MVS	Mati\ere Volatiles en Suspension
$CO_{p\acute{o}m\grave{p}e}$	Coût de fonctionnement des pompes	NGL	Azote total
CO_{total}	Total des co\uts de fonctionnement	NTK	Azote dit de Kjeldahl
CT	Coût Total	N_2	Azote gaz
$ICRS$	Integrated Controlled Random Search	NH_4^+	Azote ammoniacal
IVP	Initial Value Problem	NO_2^-	Nitrite
IDP	It\er\ative Dynamique Programming	NO_3^-	Nitrate
J_s	Flux solide dans le d\acute{e}c\grave{a}n\grave{e}u\grave{e}	N_a	Indice de la couche d'alimentation
$K_{NH,A}$	Constante d'affinit\acute{e} en ammoniacale des autotrophes	N_c	Nombre de cycles
$K_{NH,H}$	Constante d'affinit\acute{e} en ammoniacale des h\et\er\otrophes	N_{cc}	Nombre de couches du d\acute{e}c\grave{a}n\grave{e}u\grave{e}
K_{NO}	Constante d'affinit\acute{e} en nitrate des h\et\er\otrophes d\enit\ri\fi\ant	NLP	Non-Linear Programming
$K_{O,A}$	Constante d'affinit\acute{e} en oxyg\ene des autotrophes	O_2	Oxyg\ene
$K_{O,H}$	Constante d'affinit\acute{e} en oxyg\ene des h\et\er\otrophe	$ODEs$	Ordinary Differential Equations
K_S	Constante d'affinit\acute{e} en substrat des h\et\er\otrophes	PAO	Polyphosphate Accumulating Organisms
		PE	Energie des pompes
		POM	Optimisation multicrit\ere
		POM_ω	Optimisation monocrit\ere
		PIC	Proportional Integral Derivative
		P_s^{dec}	Fraction des diff\erents compos\es solubles par

	rapport aux composés solubles totaux S_t	S_O	Oxygène dissous
P_x^{dec}	Fraction des différents composés particulaires par rapport aux composés particulaires totaux X_t	S_O^{sat}	Concentration en oxygène dissous à saturation
		S_S	Substrat facilement biodégradable
Q_o	Débit entrée du réacteur	S_t^{dec}	Concentration soluble totale dans le décanteur
Q_a	Débit de recyclage interne	s_{ij}	Matrice des coefficients de sensibilité de paramètres
Q_e	Débit effluent	SQP	Successive Quadratic Programming
Q_f	Débit entrée dans le décanteur	T	Temps de calcul
Q_{in}	Débit entrant au décanteur primaire	t_0	Temps au début
Q_k	Débit du k ^{ème} bassin	t_b	Temps d'arrêt de l'aération
Q_r	Débit de recyclage externe	t_c	Temps du début de l'aération
Q_{rec}	Débit de recyclage	t_f	Temps à la fin
Q_{s1}	Débit d'extraction du décanteur primaire	t_{min}^{OFF}	Durée d'arrêt minimale de l'aérateur
Q_{s2}	Débit d'extraction du décanteur secondaire	t_{min}^{ON}	Durée de fonctionnement minimale de l'aérateur
Q_u	Débit sous le décanteur	$TPBVP$	Two Point Boundary Value Problem
Q_w	Débit d'extraction de boues	v_s	Vitesse de sédimentation
RPA	Réacteur Parfaitement Agité	V	Volume
r_h	Paramètre de sédimentation pour les suspensions fortement concentrées	V^r	Volume réactionnel
r_i	Taux de conversion	v_{dn}	Vitesse du flux descendant
r_p	Paramètre de sédimentation pour les suspensions faiblement concentrées	v_{up}	Vitesse du flux ascendant
\mathcal{R}_i	Taux de conversion de chaque composé	v_0	Vitesse maximale théorique de sédimentation
S_{ALK}	Alcalinité	v_0'	Vitesse maximale effective de sédimentation
S_I	Matière organique soluble inerte	$VEGA$	Vector Evaluated Genetic Algorithm
S_{ND}	Azote organique soluble biodégradable	$X_{B,A}$	Biomasse active autotrophe
S_{NH}	Azote sous forme d'ammoniaque	$X_{B,H}$	Biomasse active hétérotrophe
S_{NO}	Azote sous forme de nitrate et de nitrite	X_I	Matière organique particulaire inerte
		X_{ND}	Azote organique particulaire biodégradable

X_P	Productions particulières viennent de biomasse décomposée	Z_w	Concentration d'extraction
X_S	Substrat lentement biodégradable	z_a	Profondeur de l'alimentation du décanteur
X_f	Concentration MES entrant au décanteur	z	Épaisseur d'une couche de décanteur
X_m	Concentrations particulières dans le décanteur	$WWTP_s$	WasteWater Treatment Plants
X_{min}	Concentration en MES minimale	α_E	Coefficient de coût de fonctionnement
X_t	Concentration des solides en suspension	α_{EQ}	Coefficient du coût de la qualité de l'effluent
X_t^{dec}	Concentration particulaire dans le décanteur	α_{SLD}	Paramètre du coût de traitement des boues
X_t^{max}	Concentration limite des solides en suspension	η_h	Facteur de correction pour l'hydrolyse en phase anoxie
x^{ba}	Concentrations dans le bassin	μ_A	Taux de croissance spécifique maximal des autotrophes
x^{dec}	Concentrations dans le décanteur	μ_H	Taux de croissance spécifique maximal des hétérotrophes
x^{rec}	Concentrations du recyclage	ρ_i	Cinétique du modèle de dégradation
x^{rej}	Concentrations de l'effluent	ω_i	Poids de l'objectif
Y_A	Rendement de conversion des autotrophes	Φ	Flux particulaire total
Y_H	Rendement de conversion des hétérotrophes	Γ	Coefficient pour la valeur actuelle
Z_a	Concentration de recyclage interne	\mathcal{G}	Taux de compression des boues dans le décanteur
Z_f	Concentration entrant au décanteur	Φ_s	Flux particulaire de sédimentation
Z_i	Concentrations dans le bassin	Φ_t	Flux particulaire associé au flux de liquide
Z_m	Concentrations solubles dans le décanteur		
Z_r	Concentration du recyclage		

Introduction générale

Une consommation régulière d'eau est indispensable à toute forme de vie (êtres humains, animaux, plantes). L'eau est également utilisée pour la fabrication de produits (industrie, agriculture, élevage,...) et elle est de plus en plus utilisée. Après utilisation, la plus grande partie de l'eau est transformée en eau usée contenant beaucoup de matière polluée. Si elle n'est pas traitée avant évacuation dans le milieu naturel, elle va polluer les autres sources d'eau naturelle, affectant l'approvisionnement en eau potable. Par conséquent, le traitement des eaux usées est très important.

Le traitement des eaux usées est fait l'objet de recherches depuis la fin du XIXème siècle. Mais les techniques utilisées dans ce domaine pour appliquer dans la réalité peuvent se résumer comme suit :

- Avant les années 50 : les eaux usées qui sont principalement évacuées dans le milieu naturel sont dégradées par le seul milieu naturel.
- Dans les années 60 : quelques solutions sont apparues pour réduire la pollution par les esux usées pour éviter la menace sur la santé humaine est effectuée par la dilution des eaux usées ; l'évacuation des eaux usées loin des zones urbaines,...
- Depuis les années 70 jusqu'à ce jour : la quantité des eaux usées devient trop importante, et l'utilisation des stations de traitement pour satisfaire les contraintes avant l'évacuation dans le milieu naturel est nécessaire. Cette méthode est appelée : traitement de la fin d'égout ¹. Cette approche est plus coûteuse en frais d'investissement et de fonctionnement, il est donc important d'utiliser l'optimisation de ces stations de traitement pour minimiser les coûts.

☆ Motivation

Régulièrement, les stations de traitement des eaux usées sont conçues et dimensionnées sur la base du débit et des concentrations moyennes des données d'entrée. On opère ensuite la station selon un programme déterminé fixé. En fait, le débit et les concentrations d'entrée varient souvent au fil du temps en fonction des conditions météorologiques et de l'activité humaine (pics de consommation par exemple). Ceci peut conduire soit à un dépassement des limites autorisées des concentrations de l'effluent et donc à une pollution du milieu naturel, soit à un niveau inférieur aux limites autorisées, entraînant dans ce cas une surconsommation d'énergie.

La simulation dynamique des stations de traitement des eaux usées nous permet de déterminer les concentrations de l'effluent en fonction du temps.

¹ End-Of-Pipe treatment. (Une station d'épuration est située en amont du rejet par l'égout dans la rivière).

Pour satisfaire les deux conditions - limites sur l'effluent et économie d'énergie - nous devons optimiser les stations de traitement des eaux usées pour déterminer les politiques opératoires adaptées aux changements des conditions extérieures (météorologiques et activité humaine). En outre, l'optimisation aide également à déterminer la taille optimale de la station de traitement afin d'économiser les coûts d'investissement et de fonctionnement.

Pour les raisons mentionnées ci-dessus, la simulation et l'optimisation sont nécessaires à la fois pour la conception des stations de traitement des eaux usées ainsi que leur fonctionnement pour un rendement économique plus efficace et une meilleure protection de l'environnement.

☆ État de l'art

Le renforcement des exigences réglementaires sur le traitement des bio-organiques dans les stations d'épuration rend nécessaire l'amélioration des performances du procédé par boues activées. Respecter ces normes de rejet pose, pour les petites collectivités plus spécifiquement, des problèmes d'ordre technique et économique. L'utilisation de modèles mathématiques prend alors tout son intérêt pour aider à l'élaboration de stratégies de dimensionnement et de fonctionnement optimaux des unités de traitement.

Pour beaucoup de stations d'épuration de petite taille, le traitement s'effectue dans un bassin unique, agité et aéré au moyen d'aérateurs mécaniques de surface (turbines). L'élimination des bio-organiques est obtenue par l'alternance de conditions de fonctionnement aérobies et anoxies. Traditionnellement, le séquençage des cycles d'aération est réalisé par l'utilisation de simples horloges, ou mieux par l'asservissement de l'aérateur aux mesures fournies par des sondes à oxygène dissous, redox ou *pH*. Plus récemment, l'utilisation de respiromètre a également été proposée. Plusieurs études menées sur des unités pilotes, comme sur des unités de taille réelle, ont permis de valider l'utilisation de ces dispositifs pour le contrôle des stations d'épuration fonctionnant en aération séquentielle. Toutefois, bien que la fiabilité du procédé soit sensiblement améliorée par l'utilisation de tels dispositifs, le dépassement des normes de rejet en vigueur reste ponctuellement possible, notamment lorsque les charges polluantes sont élevées. D'autre part, les coûts de fonctionnement de l'aérateur peuvent s'avérer inutilement élevés.

En commande des stations de traitement des eaux usées, un nombre important de contributions a été publié avec différentes stratégies de commande. Plusieurs de ces publications utilisent le modèle Benchmark BSM1¹ (COST/IWA) afin de comparer les différentes propositions de commande. En optimisation par contre, la littérature n'est pas abondante, mais quelques articles traitent des techniques heuristiques jusqu'à l'optimisation formelle utilisant un modèle mathématique explicite pour l'optimisation de la conception et le fonctionnement des stations de traitement des eaux usées.

¹ BSM1 : Benchmark Simulation Model n°1

En optimisation du fonctionnement des stations de traitement, les seules études fondées sur les concepts de l'optimisation dynamique de procédés sont celles développées dans le cadre des travaux de thèse de Chachuat (2001a, 2005a, 2005b,...). Il s'agissait de l'optimisation du fonctionnement des stations de traitement de petite taille. Plus spécifiquement, l'objectif était de déterminer le profil d'aération qui minimise la consommation d'énergie tout en respectant les contraintes sur l'effluent. L'approche d'optimisation utilisée est fondée sur la paramétrisation des variables de décision (ou CVP¹), et le problème d'optimisation résultant est résolu à l'aide d'une méthode de gradient, c'est-à-dire une méthode SQP². Les gradients du critère d'optimisation et des contraintes par rapport aux variables de décision, requis par la méthode SQP utilisée, sont déterminés à l'aide de la méthode du système adjoint. Les résultats obtenus ont montré que l'économie énergétique réalisée pouvait atteindre les 25 à 30%.

En conception optimale de stations de traitement de grande taille, les récents travaux de (Alasino et al., 2007) présentent les résultats obtenus à l'aide de méthodes d'optimisation mixte. Ils ont défini une superstructure qui met en œuvre un décanteur et plusieurs bassins avec des dimensions différentes et des alimentations en eau usée et en air, ainsi que des recyclages de boues activées et l'influent réparti en entrée et en sortie de chaque bassin. La minimisation d'une fonction objective qui exprime l'ensemble des coûts d'investissement et de fonctionnement a permis de déterminer le nombre optimal de bassins nécessaires avec des dimensions optimales et des recyclages appropriés. Néanmoins, cette étude est effectuée à l'aide de l'optimisation statique et basée sur le modèle ASM3³.

Selon des observations, nous avons constaté que d'après les résultats étudiés concernant le modèle BSM1 (grande taille) et Chachuat 2001a (petite taille), la concentration en *NGL*⁴ est très élevée et dépasse la contrainte réglementaire, tandis que les autres sont faibles. C'est également le problème pour de nombreuses stations d'épuration. La manière de réduire la concentration en *NGL* se présente ainsi, pour les stations de grande taille et pour les stations de petite taille: (1) Dans le cas de stations de petite taille de Chachuat, le procédé de nitrification-dénitrification par bassin d'aération permet d'alterner les phases d'aération (ON) et de non aération (OFF) afin de favoriser les deux processus biologiques. En outre, il est nécessaire de mettre en œuvre un bon brassage de la biomasse pendant la phase de dénitrification. En terme d'efficacité, ce procédé permet d'afficher de très hauts rendements d'élimination, mais obtenus au prix de réglages particulièrement précis en ce qui concerne la durée des phases d'aération, les capacités d'oxygénation (variations en fonction de la température), le taux de soutirage des boues... (2) Dans le cas de stations de grande taille de BSM1, il y a deux bassins d'anoxie et trois bassins d'aérobie. La dénitrification a lieu dans le bassin d'anoxie. Il reçoit la liqueur mixte qui assure l'apport des nitrates formés dans le bassin d'aérobie, les eaux brutes qui assurent l'apport de matières carbonées, et les boues du bassin d'aérobie afin de maintenir la concentration de la flore dénitrifiante. Il est brassé afin d'assurer

¹ CVP : Control Vector Parametrization

² SQP : Successive Quadratic Programming

³ ASM3 : Activated Sludge Model n°3

⁴ NGL: Azote total

une bonne homogénéisation de tous les flux dans tout son volume. Le bassin d'aérobie assure le traitement de la charge organique et l'oxydation de l'azote.

Par conséquent, notre étude considère les deux type de stations : de petite taille (un seul bassin) et de grande taille (plusieurs bassins).

☆ Objectif de l'étude

Ce travail de thèse constitue le prolongement direct des travaux de thèse de Chachuat (2001a) sur l'optimisation dynamique et la commande optimale des stations de traitement de petite taille. L'objectif est d'aller plus loin en s'intéressant aux dimensionnement et fonctionnement optimaux des stations de traitement des eaux usées de toute taille.

Ainsi, l'optimisation des stations de traitement de petite taille a été abordée. Contrairement à ce qui a été fait jusqu'à maintenant : (i) l'aération n'est plus alternée, mais continue, (ii) le décanteur n'est plus considéré comme parfait, mais son fonctionnement est modélisé à l'aide d'une série de 10 couches de décantation, (iii) la méthode d'optimisation développée est fondée sur la méthode des sensibilités implémentée au sein du logiciel de simulation et optimisation dynamiques gProms, utilisé dans toute la thèse. L'influence du modèle du décanteur sur la minimisation de l'énergie d'aération a été particulièrement analysée.

Les stations de traitement de grande taille sont ensuite considérées. Plus spécifiquement, le modèle Benchmark développé par le réseau européen COST¹ a été utilisé pour décrire leur fonctionnement. L'objectif est d'optimiser leur dimensionnement et leur fonctionnement.

Enfin, une station d'épuration industrielle est considérée. Il s'agit de la station de Verulam près de Durban en Afrique du Sud. L'objectif est de la modéliser, simuler et optimiser afin de proposer une politique optimale d'aération qui permet de consommer le moins d'énergie possible.

☆ Plan de l'étude

Le manuscrit est organisé ainsi :

Dans le premier chapitre seront présentées les généralités sur le traitement des eaux usées, puis sur les modèles mathématiques pour les stations d'épuration de petite taille et de grande taille, y compris les variables d'état dans le système, les équations pour les effluents, les données d'entrée pour simuler les concentrations dans ces stations. Plus spécifiquement, cette section contient une description détaillée de deux modèles simplifiés et réalistes du décanteur.

Le second chapitre présentera la méthode d'optimisation dynamique qui est utilisée dans ce travail. La méthode d'optimisation développée est fondée sur la méthode des sensibilités.

¹ COST – European Cooperation in the field of Scientific and Technical Research

Le chapitre 3 présentera une validation des résultats de (Chachuat, 2001a) et les derniers développements sur l'optimisation des stations d'épuration de petite taille ; y compris la vérification de l'influence du modèle du décanteur (simplifié et réaliste) sur les performances optimales d'une station de petite taille, l'optimisation de l'énergie d'aération continue et l'amélioration de la station pour la réduction de la consommation énergétique.

Le chapitre 4, présentera la simulation et l'optimisation d'une station de traitement des eaux usées de grande taille (BSM1). Dans l'étape d'optimisation seront étudiés plusieurs cas : détermination des profils d'aération et de la valeur du recyclage pour minimiser l'énergie d'aération ; optimisation du coût total (investissement et fonctionnement). Il s'agira notamment de développer une méthode d'optimisation dynamique multicritère et hybride qui permettra de déterminer l'ensemble des solutions optimales. Par ailleurs, l'optimisation du dimensionnement est réalisée en se basant sur la construction d'une superstructure dont l'architecture est complexe et les débits et volumes variables.

Quant au chapitre 5, il sera consacré à l'étude de la station industrielle de grande taille de Verulam (en Afrique du Sud). Une identification des paramètres du modèle développé est effectuée à partir des mesures expérimentales disponibles. Le modèle ainsi identifié est utilisé pour déterminer la politique optimale d'aération qui minimise la consommation d'énergie tout en respectant les contraintes de rejet sur l'effluent.

Enfin, le manuscrit se termine par des conclusions générales et quelques perspectives pour de futures études.

Chapitre 1

PRÉSENTATION ET MODÉLISATION DES STATIONS DE TRAITEMENT DES EAUX USÉES

L'objectif de ce chapitre est de présenter des généralités sur le traitement biologique des eaux usées et la modélisation des stations de traitement de petite et de grande taille.

1.1. Généralités sur le traitement des eaux usées

1.1.1. Fondement de l'épuration biologique des eaux usées

En traitement des eaux usées, plusieurs niveaux de traitement peuvent exister. Par exemple, un traitement primaire, secondaire et tertiaire. L'effluent brut est d'abord pré-traité, afin d'éliminer les matériaux grossiers (dégrillage), les sables et les graisses (dessablage, déshuilage) et, dans certains cas, les particules plus fines (décantation primaire). Pour les eaux usées d'origine essentiellement domestique, l'effluent fait ensuite l'objet d'un traitement secondaire par voie biologique dans la plupart des cas (Eckenfelder, 1991). Sur certaines stations de grande taille, un traitement tertiaire est effectué afin d'affiner l'effluent, de le désinfecter (chloration) ou encore d'éliminer les odeurs résiduelles.

Les mécanismes fondamentaux impliqués dans le traitement biologique des eaux usées sont identiques pour l'ensemble des procédés (boues activées, lits bactériens, lagunages) (Tchobanoglous & Schroeder, 1985). Des micro-organismes, essentiellement des bactéries, dégradent les matières organiques et minérales présentes dans les eaux usées pour leur développement (métabolisme). Ces substances se présentent soit sous la forme de particules et colloïdes, soit sous la forme de molécules dissoutes. Les étapes du processus de dégradation sont schématisées sur la Figure 1.1. En raison de leurs tailles importantes, les particules et macromolécules doivent être préalablement hydrolysées en composés plus simples, afin de pouvoir être assimilées avec les substances dissoutes par les bactéries. Chaque étape peut, selon la disponibilité en substrat, le régime hydraulique des réacteurs ou encore les conditions environnementales (température par exemple), être efficace pour le processus général de dégradation.

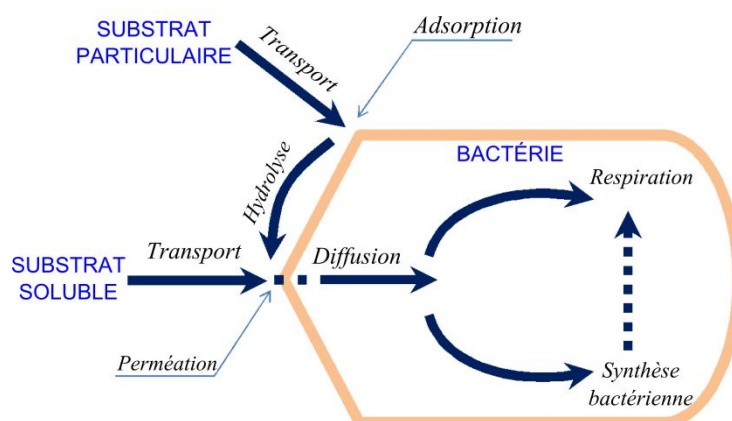


Figure 1.1. Étapes du processus de dégradation biologique

Dans les procédés de traitement biologiques, le métabolisme donne toujours lieu à la production de nouvelles cellules. Ce processus permet de maintenir une quantité suffisante de

bactéries dans le système, mais peut néanmoins entraîner de graves dysfonctionnements lorsque la masse bactérienne est trop importante ; il est alors nécessaire d'extraire une partie des boues produites.

1.1.2. Procédé de traitement par boues activées

Le traitement biologique par boues activées permet d'éliminer une grande partie de la matière organique des eaux résiduaires. Le but des traitements biologiques est d'éliminer la pollution organique soluble au moyen de micro-organismes, principalement les bactéries. Ce traitement est généralement mis en œuvre dans un bassin à boues activées qui est un réacteur biologique, alimenté en continu et aéré. L'aération peut être assurée en surface par des turbines, ou dans le fond par des procédés de rampe de distribution de bulles d'air alimentées par un suppresseur ou par un compresseur d'air. Les rampes de distribution sont complétées par des diffuseurs d'air dites grosses bulles ou fines bulles, suivant l'efficacité recherchée. Le rendement de transfert d'air dans l'eau peut être amélioré par l'augmentation de la hauteur d'eau (uniquement pour les rampes de distribution). Les besoins journaliers en oxygène sont en rapport avec la charge organique journalière et son mode de dégradation, ainsi que la quantité d'azote à nitrifier.

Dans le bassin, une culture bactérienne est maintenue au contact de la pollution sous la forme de floccs en suspension (Figure 1.2). Cette culture bactérienne, aussi appelée boue activée ou biomasse, est ensuite séparée gravitairement du liquide épuré dans un décanteur. La majeure partie des boues épaissies est alors recyclée dans le bioréacteur pour y être mélangée avec l'eau usée incidente, et seule une faible partie est éliminée du système.

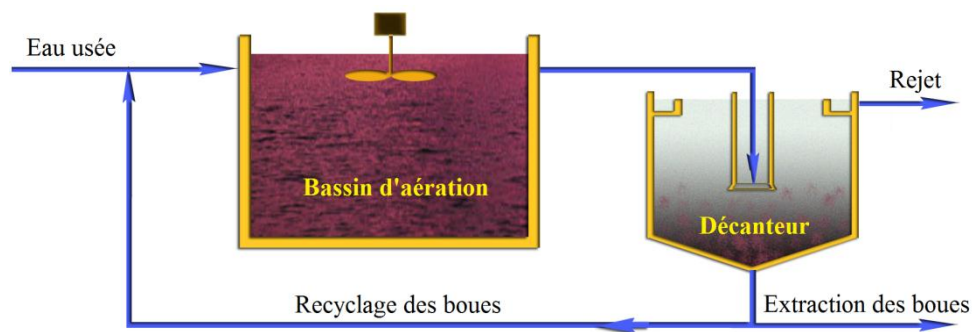


Figure 1.2. Configuration du procédé de traitement par boues activées

Exclusivement destiné à la dégradation des matières organiques des eaux usées dans un premier temps, de nouvelles préoccupations ont nécessité l'extension du procédé à l'élimination des nutriments (composés azotés et phosphorés). Mais si l'oxydation des matières organiques ne constitue plus, à l'heure actuelle, un élément limitant de la qualité de l'eau épurée pour ce type de filières, l'amélioration de l'efficacité du traitement doit, en revanche, passer par un renforcement de la dégradation des pollutions azotées et phosphorées.

- **Traitement des matières organiques**

Les matières biologiques dans l'eau usée consistent les composés tels que sucres, graisses, protéines, etc. Ceux-ci sont nocifs pour l'environnement puisque leur dégradation

implique la consommation de dioxygène dissous dans l'eau nécessaire à la survie des animaux aquatiques. La charge en polluants organiques est mesurée communément par la DBO_5 (Demande Biologique en Oxygène sur 5 jours) ou la DCO (Demande Chimique en Oxygène). La dégradation de ces matières organiques est assurée par des micro-organismes (bactéries) qui consomment les matières organiques en présence d'oxygène (méthode aérobie) ou sans oxygène (méthode anoxie).

- Méthode aérobie :



- Méthode anoxie :



• Traitement du phosphore

Sur les unités de traitement existantes, l'élimination du phosphore peut être obtenue relativement simplement en ajoutant un étage de précipitation chimique supplémentaire. La précipitation chimique a cependant pour principaux inconvénients d'occasionner le rejet de réactifs chimiques dans le milieu naturel et d'augmenter la production de boues. Le traitement du phosphore par voie biologique est également possible, bien qu'il nécessite généralement la construction de bassins d'anoxie supplémentaires.

• Traitement de l'azote

L'élimination de l'azote est au contraire plus difficile à mettre en œuvre. Comme pour le traitement des composés organiques carbonés, la voie biologique se révèle la plus économique. Le processus de dégradation est similaire à celui observé dans le milieu naturel et se fait en deux étapes (Figure 1.3) : *nitrification* et *dénitrification*.

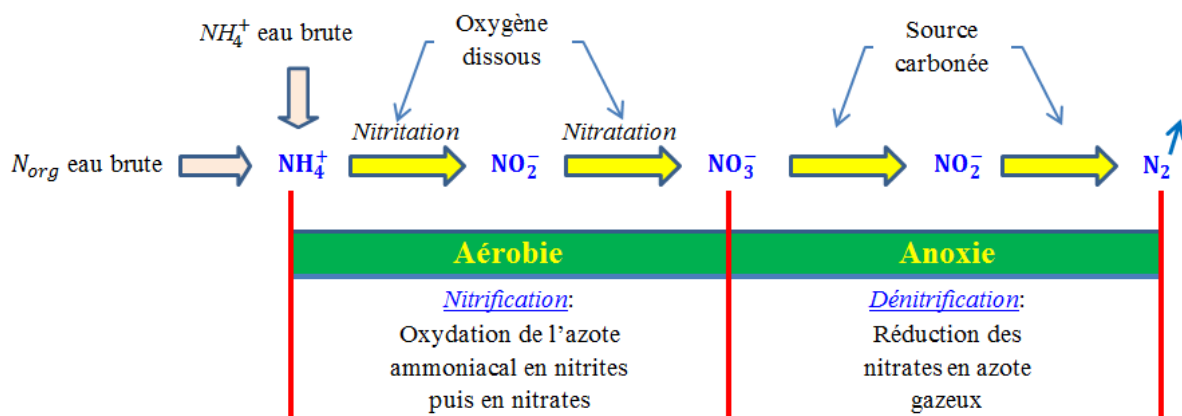
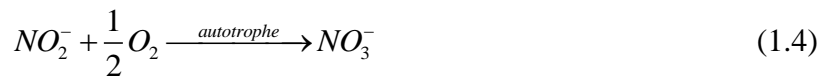
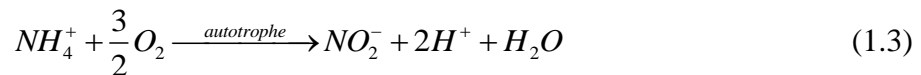


Figure 1.3. Étapes du processus de dégradation biologique de l'azote

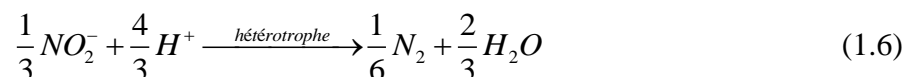
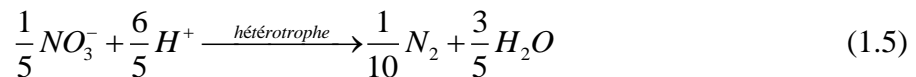
- *Nitrification* : elle est effectuée dans un bassin aérobie. L'oxydation aérobie de l'azote ammoniacal en nitrate par les bactéries autotrophes, requiert d'importantes quantités d'oxygène dissous dans cette étape.

L'étape de nitrification peut être écrite par les réactions suivantes (Iacopozzi et al., 2007):



- *Dénitrification* : en traitement des eaux usées par boues activées, la dénitrification peut être effectuée par deux méthodes :
 - (i) soit l'utilisation d'un bassin unique, et dans ce cas l'aération est alternée pour la dénitrification par voie d'anoxie et la nitrification (fonctionnement d'aération pour la nitrification).
 - (ii) soit l'utilisation de deux (ou plusieurs) bassins (anoxique et aérobique): la dénitrification est assurée par les bactéries hétérotrophes dans les bassins anoxiques. Normalement, une façon de faire consiste à placer une zone d'anoxie en tête de la station (bassin anoxique), et d'y recycler la liqueur mixte du bassin d'aération situé en aval. La dénitrification se passe alors dans un bassin anoxique, en présence de composés organiques et de nitrate. Le nitrate est réduit en azote moléculaire (N_2) qui s'échappe dans l'air sous forme de bulles.

L'étape de dénitrification peut être écrite par les réactions suivantes (Iacopozzi et al., 2007):



1.1.3. Spécificité des petites stations de traitement

Pour les petites collectivités, c'est-à-dire de plusieurs centaines à quelques milliers d'équivalents-habitants (E.H.)¹, les filières de traitement par boues activées sont le plus souvent constituées d'un réacteur biologique unique, agité et aéré séquentiellement au moyen d'aérateurs mécaniques de surface (Figure 1.2). Comme précisé ci-dessus, c'est l'alternance de l'aération qui permet d'assurer, dans ce cas, les processus de nitrification et de dénitrification au sein du bassin d'aération. Le traitement du phosphore n'est généralement pas pris en considération, même si on s'y intéresse de plus en plus.

La situation de ces petites collectivités est actuellement des plus délicates. La Directive Européenne (et sa traduction en droit français) prévoit, en effet, un renforcement de la qualité et de la fiabilité des traitements. Selon l'objectif de qualité du milieu récepteur, les normes de

¹ **Equivalent-Habitant (EH)** : unité de mesure permettant d'évaluer la capacité d'une station d'épuration, basée sur la quantité de pollution émise par personne et par jour. La directive européenne du 21 mai 1991 définit l'équivalent-habitant comme la charge organique biodégradable ayant une demande biochimique d'oxygène en cinq jours (DBO₅) de 60 grammes d'oxygène par jour.

rejet fixées peuvent ainsi atteindre 10 g.m^{-3} . Les performances prévues par ces textes sont telles que peu d'agglomérations peuvent les atteindre à l'heure actuelle. À cela s'ajoutent des difficultés économiques et un manque de personnel qualifié, qui ne permettent généralement pas d'avoir accès, à des coûts supportables, aux techniques d'épuration les plus pointues afin d'atteindre les objectifs fixés.

Le plus souvent, la gestion des petites stations d'épuration s'effectue au moyen de systèmes simples où l'expérience acquise sur le procédé est prépondérante et est largement intégrée. On peut parler, dans ce cas, plus de conduite que de commande de procédé.

- L'augmentation du débit de recyclage permet de délocaliser temporairement les boues accumulées dans le décanteur vers le bassin d'aération. Ce type de commande est donc particulièrement intéressant en périodes de pluie, lorsque d'importantes quantités de boues sont stockées dans le décanteur et menacent de se déverser dans le milieu naturel (Rouleau, 1997). Peu d'applications pratiques ont cependant été réalisées à grande échelle et, en pratique, les boues sont également recyclées à débit constant (compris entre 100 et 250% du débit moyen incident).
- Le processus d'extraction des boues permet de contrôler l'âge et la concentration des boues dans le système. Pour les unités de très petites tailles, des prélèvements hebdomadaires (ou bimensuels) sont effectués dans la plupart des cas, ce qui nécessite l'intervention d'un agent extérieur. Sur certaines unités de tailles plus importantes, l'extraction est plus régulière et les boues sont soit stockées temporairement dans une fosse, soit envoyées, le cas échéant, vers la filière boues et traitées directement sur site. En pratique, la fréquence et la quantité des prélèvements sont généralement basés sur des règles empiriques afin de maintenir une concentration en boues dans le bassin d'aération de l'ordre de $3 \text{ à } 5 \text{ g.m}^{-3}$ et un âge de boues compris entre 10 et 20 jours (Boutin et al., 1998).
- Le séquençage de l'aération est particulièrement important dans la mesure où il conditionne directement l'élimination des composés organiques et azotés. Pour une grande partie des stations d'épuration, les stratégies d'aération appliquées sont identiques d'un jour à l'autre. Si ce mode de gestion reste envisageable lorsque les variations de débit et de charge sont faibles (cas de réseaux séparatifs notamment), il apparaît en revanche clairement inadapté pour faire face aux fortes perturbations incidentes (cas des réseaux unitaires).
- L'utilisation de méthodes d'asservissement de l'aérateur à la concentration en oxygène dissous, et mieux au potentiel redox, est à l'étude depuis plusieurs années et a débouché sur de nombreuses applications pratiques. La détection des instants de fin de nitrification et dénitrification par la mesure en ligne des concentrations en ammoniacque et en nitrate respectivement, ou encore par l'utilisation de respiromètres, a également été proposée.

Malgré l'amélioration des dispositifs de commande, pour le contrôle des cycles d'aération en particulier, le dépassement des normes réglementaires de rejet reste fréquent, en période de pluie bien sûr, mais également par temps sec, et les coûts de fonctionnement sont

élevés. Étant donné que le fonctionnement du système d'aération constitue 60 à 80% de la consommation énergétique des petites stations d'épuration (Vasel, 1988), une bonne maîtrise du coût et de la qualité du traitement passe nécessairement par une gestion plus adaptée de l'aération du réacteur biologique.

1.1.4. Spécificité des grandes stations de traitement

Les stations de traitement de grande taille traitent une charge de pollution journalière de plus de 10 000 équivalents-habitants (EH). Ces stations peuvent être soumises à de fortes perturbations en flux et en charge polluante, avec des incertitudes relatives à la composition des eaux usées entrantes. Néanmoins, elles doivent fonctionner de façon continue, en respectant des réglementations plus strictes et plus rigoureuses.

Pour améliorer le fonctionnement de ces stations de traitement, plusieurs stratégies de commande ont été proposées dans la littérature. Cependant, leur évaluation et comparaison pratique ou basée sur la simulation est difficile. Cela est dû à plusieurs raisons, parmi lesquelles (Alex et al., 2008):

- La variabilité de l'influent.
- La complexité des phénomènes biologiques et biochimiques.
- Le domaine de variation du temps de réponse (de quelques minutes à plusieurs jours).
- Le manque de critères standards d'évaluation.

Il est difficile de juger de l'influence particulière de la stratégie de commande appliquée sur l'augmentation rapportée des performances de la station. En raison de la complexité des systèmes, il faut beaucoup d'efforts pour développer des approches de commande alternatives. Par conséquent, peu de ces approches ont été développées et la comparaison entre elles est rarement effectuée.

La plupart de ces stations fonctionnent selon les mêmes processus de base, mais des différences plus ou moins importantes peuvent exister dans la manière de mettre en place ces processus. Le traitement se divise généralement en plusieurs étapes (prétraitement, traitement primaire, traitement secondaire, traitement des boues). Ces procédés peuvent permettre d'éliminer l'azote et le phosphore par voie biologique.

Une troisième étape consiste à dénitrifier les nitrates résultants de la nitrification. Comme présenté ci-dessus, plusieurs techniques existent : soit la dénitrification est effectuée dans le bassin d'aération lors de la phase d'arrêt des turbines, soit une partie de l'eau chargée de nitrates de la fin de traitement biologique est pompée et mélangée à l'eau d'entrée, en tête de traitement pour la dénitrification dans le bassin anoxique.

Le traitement du phosphore est généralement réalisé dans les stations de grande taille. Il peut être réalisé dans de plus petites stations d'épuration suivant la sensibilité du milieu récepteur. Le phosphore est indispensable aux réactions biologiques liées au traitement de la pollution carbonée et azotée. Il s'agit alors d'assimilation biologique. Cette assimilation correspond à un ratio de 1 g de phosphore pour 100 g de carbone.

1.2. Généralités sur la modélisation des stations d'épuration

1.2.1. Présentation des principaux modèles biologiques

Plusieurs modèles décrivant le processus biologique par boues activées, ont été développés et proposés par l'Association Internationale pour la Qualité de l'Eau (IAWQ):

- **ASM1** (*Activated Sludge Model N°1*): le modèle du processus par boues activées N°1 (Henze et al., 1987) peut être considéré comme le modèle de référence puisqu'il est très souvent utilisé pour la modélisation des processus biologiques. Le modèle a été principalement développé pour décrire le comportement des composés et de l'azote organiques avec consommation simultanée de l'oxygène et du nitrate comme accepteur d'électron. Le modèle vise, à en outre, rapporter une bonne description de la production de boues. La *DCO* a été adoptée comme mesure de concentration de la matière organique.
- **ASM2** (*Activated Sludge Model N°2*): le modèle du processus par boues activées N°2 (Henze et al., 1995) complète la modélisation ASM1 en incluant la description du phosphore biologique.
- **ASM2D** (*Activated Sludge Model N°2D*): le modèle du processus par boues activées N°2D (Henze et al., 1999) est basé sur le modèle ASM2 en y incluant l'activité de dénitrification des PAO¹ pour permettre une meilleure description de la dynamique du phosphate et du nitrate.
- **ASM3** (*Activated Sludge Model N°3*): le modèle du processus par boues activées N°3 (Gujer et al., 1999) a été également développé pour l'épuration biologique d'azote, avec fondamentalement le même but que l'ASM1. La principale différence entre les modèles ASM1 et ASM3 est que ce dernier identifie l'importance des polymères de stockage dans la conversion hétérotrophe des boues activées (Guisasola et al., 2005).

Bien que l'ensemble de ces modèles soit considéré et utilisé, seul le modèle ASM1 a été adopté dans le cadre de ce travail.

1.2.2. Modèle ASM1

1.2.2.1. Unité de mesure de concentration utilisée

Dans ce modèle, la *DCO* a été choisie comme paramètre pour définir la quantité de matière carbonée. En effet, la *DCO* fournit un lien entre les équivalents électrons dans le substrat organique, la biomasse et l'utilisation de l'oxygène (Porrás, 2003). Ainsi, les

¹ PAO : Polyphosphate Accumulating Organisms

concentrations de toutes les formes organiques, y compris la biomasse, sont dans des unités de DCO dans le modèle.

1.2.2.2. Processus mis en jeu

Les variables d'état du modèle ASM1 sont liées par 8 processus de dégradation. Ces interactions sont illustrées sur la Figure 1.4.

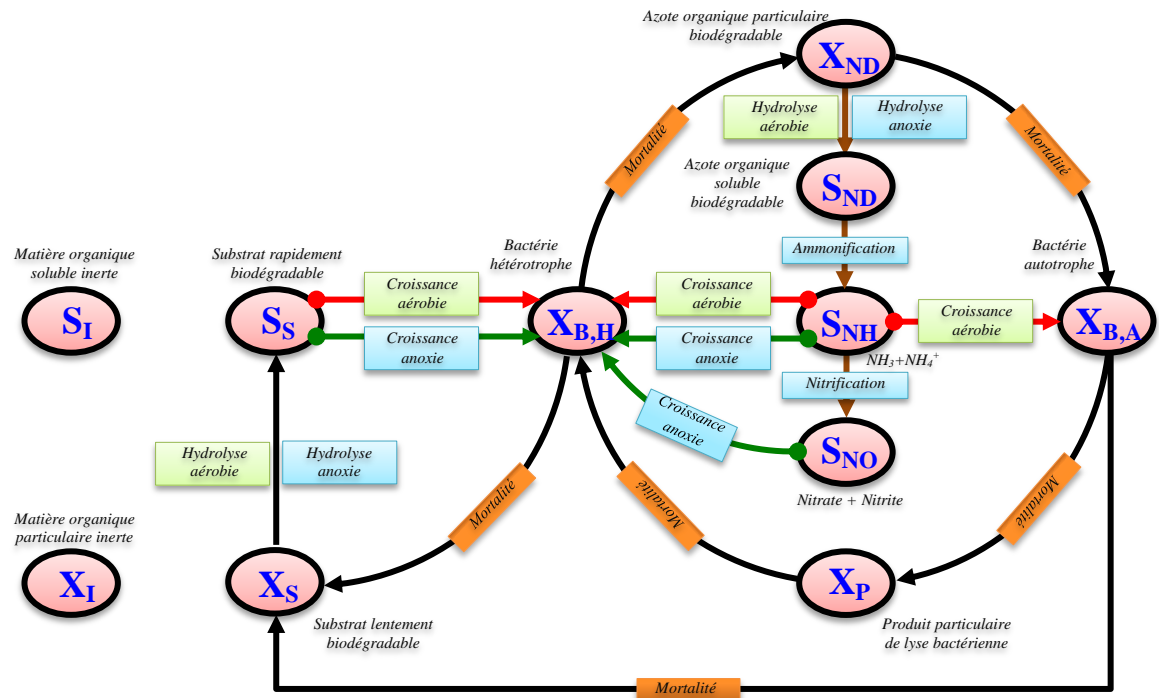


Figure 1.4. Schéma conceptuel du modèle ASM1

Les processus mis en jeu dans le modèle ASM1 sont décrits ci-dessous :

(1) *Croissance aérobie des micro-organismes hétérotrophes* : Une fraction du substrat dégradé par les micro-organismes hétérotrophes est utilisée pour assurer le développement de la colonie bactérienne. Ce processus contribue généralement de façon prépondérante à la production de biomasse et à l'élimination du substrat. Il est ainsi naturellement limité par l'épuisement du substrat, mais également par le manque d'oxygène dissous et d'ammoniaque.

(2) *Croissance anoxie des micro-organismes hétérotrophes* : En l'absence d'oxygène, une partie des organismes hétérotrophes est en mesure d'utiliser les nitrates comme accepteurs terminaux d'électrons avec le substrat. Ce processus conduit à la production de biomasse hétérotrophe et d'azote gazeux par réduction des nitrates (dénitrification).

(3) *Croissance aérobie des micro-organismes autotrophes* : L'oxydation de l'ammoniaque en nitrates (nitrification) donne lieu à la production de biomasse autotrophe (en faible quantité cependant en raison du faible taux de conversion) et à la consommation d'oxygène dissous. Comme pour la croissance des hétérotrophes, de

l'ammoniac est utilisé au cours de la synthèse bactérienne pour fournir l'azote nécessaire, et est incorporé dans la masse cellulaire.

(4)+(5) *Mortalité des micro-organismes hétérotrophes et autotrophes* : La mortalité des organismes hétérotrophes et autotrophes se produit de façon continue, indépendamment des conditions d'aération du milieu (conditions d'aération, d'anoxie). Les cellules mortes sont transformées en *DCO* particulaire non biodégradable et en substrat lentement biodégradable. 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.

(6) *Ammonification de l'azote organique soluble* : L'oxydation de l'azote organique soluble en azote ammoniacal est représentée par une cinétique d'ordre 1 par rapport à la biomasse hétérotrophe, et ne dépend pas des conditions d'aération du milieu.

(7) *Hydrolyse de la matière organique* : La modélisation du processus d'hydrolyse est basée sur des cinétiques de surface ; ce processus est effectif en conditions d'aération d'aérobie comme en anoxie (un coefficient η_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 au micro-organisme hétérotrophe 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).

(8) *Hydrolyse de l'azote organique* : 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.

1.2.2.3. Variables d'état prise en compte dans le modèle ASM1

Dans le modèle ASM1, les constituants insolubles (ou particuliers) portent le symbole X , et les constituants solubles portent le symbole S .

La matière organique dans les eaux résiduaires peut être subdivisée en un certain nombre de catégories. Le principe de fractionnement proposé par l'IAWQ est basé sur la vitesse de biodégradabilité du substrat. Le substrat est divisé en trois parties : la *DCO* biodégradable, la *DCO* non-biodégradable (matériel inerte) et la biomasse (bactéries hétérotrophes et autotrophes).

La *DCO* biodégradable comporte une *DCO* rapidement biodégradable (S_S) et une *DCO* lentement biodégradable (X_S).

- La fraction de *DCO* rapidement biodégradable (S_S) est constituée, sous forme soluble, de molécules facilement assimilables, rapidement absorbées par les micro-organismes et métabolisées en énergie de synthèse ; par exemple les carbohydrates (glucose, fructose), les amino-acides, les vitamines, quelques acides gras, etc. (Stricker, 2000) (Sperandio, 1998).

- La fraction lentement biodégradable ou fraction particulaire organique, (X_S) est constituée par des cellules plus complexes (plus difficiles à assimiler), et qui ont besoin de l'hydrolyse pour être absorbées et assimilées par les organismes.

D'autre part, la partie non biodégradable est divisée en *DCO* soluble inerte (S_I) et *DCO* particulaire inerte (X_I). Il est admis qu'aucune de ces fractions n'est affectée par l'action biologique dans le système de traitement.

- La fraction de *DCO* soluble inerte (S_I) arrive jusqu'au clarificateur. Elle est évacuée dans l'effluent traité. Elle peut être éliminée du système dans le processus d'extraction des boues.

Enfin, la biomasse active ou vivante est divisée en biomasse hétérotrophe (X_{BH}) et en biomasse autotrophe (X_{BA}). Cette biomasse est perdue par décomposition et devient à son tour une fraction de substrat lentement biodégradable (X_P). Cette fraction (X_P) pourra être prise en compte pour modéliser les produits particuliers inertes qui proviennent de la décroissance (mort) de la biomasse. Des expériences pour déterminer la quantité des hétérotrophes et autotrophes ont été réalisées par (Drolka et al., 2001).

La matière organique est ainsi fractionnée en différentes parties dont les définitions se distinguent selon leur rôle dans la croissance de la biomasse. Elles interviennent dans le modèle sous forme de variables et caractérisent l'état de pollution de l'effluent brut, de la boue des bassins et de l'effluent traité. Ce qui s'illustre pour la *DCO* totale sous trois formes : la forme substrat biodégradable, la forme inerte (non-biodégradable) et biomasse vivante (hétérotrophe et autotrophe). Ces trois formes se subdivisent à leur tour et nous pouvons distinguer sept fractions dont la hiérarchie est présentée dans l'organigramme ci-dessous (Figure 1.5):

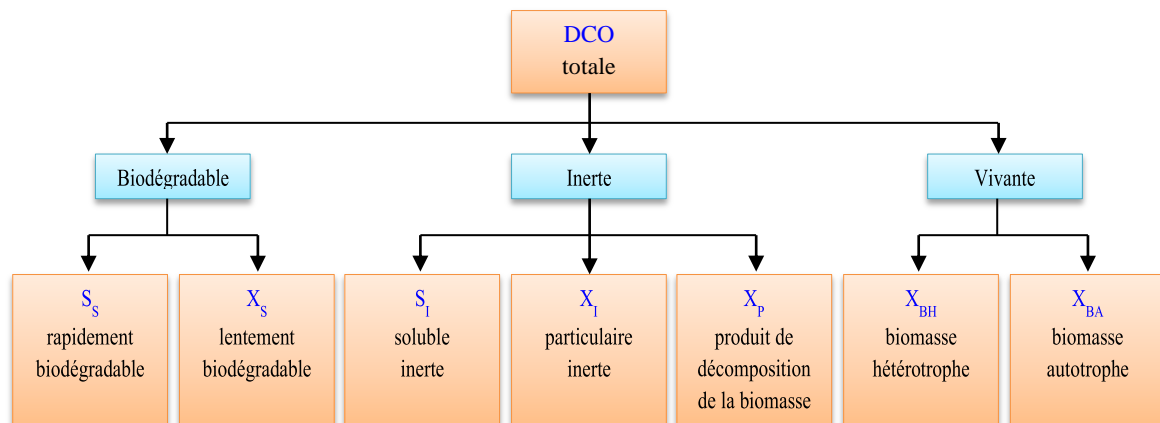


Figure 1.5. Décomposition de la DCO en variables du modèle ASM1

De façon similaire pour l'azote total, il peut être subdivisé en deux parties : l'azote total de Kijeldahl (NGL_{Kj}) et l'azote sous forme de nitrates et nitrites (S_{NO}). L'azote total de Kijeldahl est subdivisé en trois formes : la forme substrat biodégradable, la forme inerte (non-biodégradable) et biomasse vivante (hétérotrophe et autotrophe) (Petersen et al., 2002). Ces trois formes se subdivisent à leur tour et nous pouvons distinguer des fractions dont la hiérarchie est présentée dans l'organigramme sur la Figure 1.6.

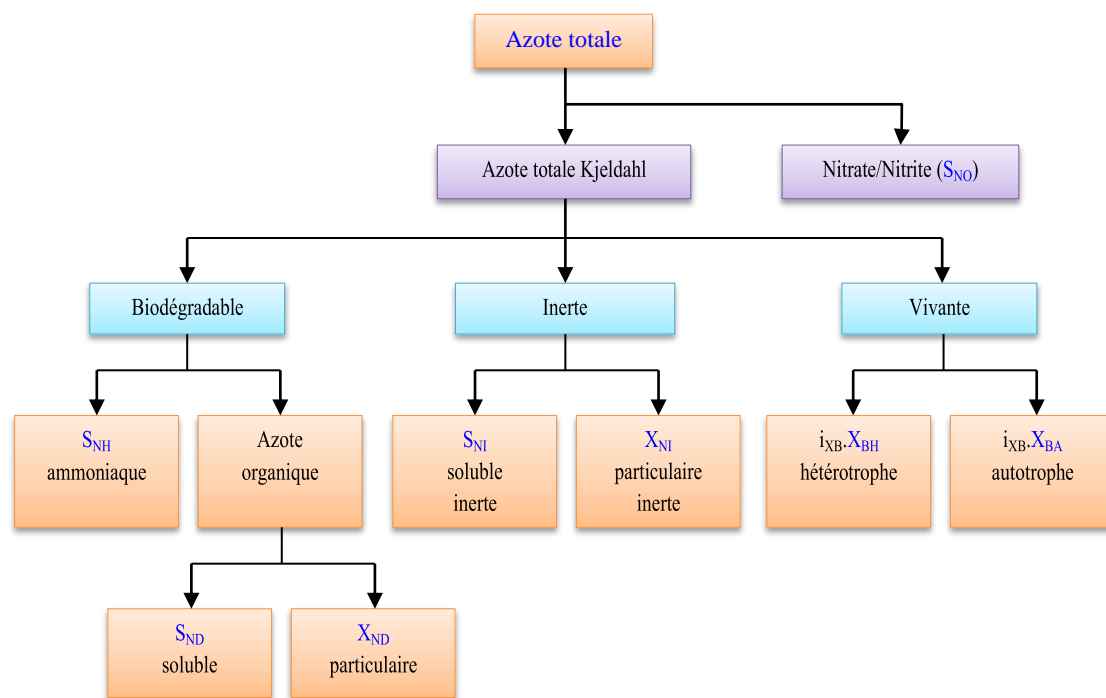


Figure 1.6. Décomposition de l'Azote en variables du modèle ASM1

L'effluent est ainsi caractérisé par un ensemble de variables auxquelles le modèle ajoute la concentration d'oxygène dissous (S_O), exprimé en DCO négative, et l'alcalinité (S_{ALK}).

1.3. Station de traitement de petite taille

Une station typique de traitement des eaux usées de petite taille est constituée de deux compartiments principaux (Figure 1.2) : un bassin biologique (réacteur biologique) et un décanteur secondaire.

1.3.1. Liste des variables d'état

Dans cette étude, deux simplifications classiques sont apportées au modèle original (Julien, 1997) (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 ASM1 ainsi simplifié comprend donc 11 variables d'état (Tableau 1.1).

Tableau 1.1. Variables d'état du modèle de dégradation biologique

	Composé	Symbole	Unité
1.	Matière organique soluble inerte	S_I	g.m^{-3}
2.	Substrat facilement biodégradable	S_S	g.m^{-3}

3.	Matière organique particulaire inerte	X_I	g.m^{-3}
4.	Substrat lentement biodégradable	X_S	g.m^{-3}
5.	Biomasse active hétérotrophe	$X_{B,H}$	g.m^{-3}
6.	Biomasse active autotrophe	$X_{B,A}$	g.m^{-3}
7.	Azote sous forme de nitrates et de nitrites	S_{NO}	g.m^{-3}
8.	Azote sous forme d'ammoniaque	S_{NH}	g.m^{-3}
9.	Azote organique soluble biodégradable	S_{ND}	g.m^{-3}
10.	Azote organique particulaire biodégradable	X_{ND}	g.m^{-3}
11.	Oxygène dissous	S_O	g.m^{-3}

1.3.2. Cinétiques des réactions mises en jeu

Les réactions mises en jeu sont exprimées par vitesses ρ_j ($j = 1 \dots 8$) :

- $j = 1$: Croissance aérobie des hétérotrophes

$$\rho_1 = \mu_H \cdot \frac{S_S^{ba}}{K_S + S_S^{ba}} \cdot \frac{S_{NH}^{ba}}{K_{NH,H} + S_{NH}^{ba}} \cdot \frac{S_O^{ba}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \cdot X_{B,H}^{ba} \quad (1.1)$$

- $j = 2$: Croissance anoxie des hétérotrophes

$$\rho_2 = \mu_H \cdot \frac{S_S^{ba}}{K_S + S_S^{ba}} \cdot \frac{S_{NH}^{ba}}{K_{NH,H} + S_{NH}^{ba}} \cdot \frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \cdot \frac{S_{NO}^{ba}}{K_{NO} + S_{NO}^{ba}} \cdot \eta_g \cdot X_{B,H}^{ba} \quad (1.2)$$

- $j = 3$: Croissance aérobie des autotrophes

$$\rho_3 = \mu_A \cdot \frac{S_{NH}^{ba}}{K_{NH} + S_{NH}^{ba}} \cdot \frac{S_O^{ba}}{K_{O,A} + S_O^{ba}} \cdot X_{B,A}^{ba} \quad (1.3)$$

- $j = 4$: Mortalité des hétérotrophes

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

- $j = 5$: Mortalité des autotrophes

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

- $j = 6$: Ammonification de l'azote organique soluble

$$\rho_6 = \kappa_a \cdot S_{ND}^{ba} \cdot X_{B,H}^{ba} \quad (1.6)$$

- $j = 7$: Hydrolyse de la matière organique absorbée

$$\rho_7 = \kappa_h \frac{X_S^{ba} / X_{B,H}^{ba}}{K_X + X_S^{ba} / X_{B,H}^{ba}} \left(\frac{S_O^{ba}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} + \eta_h \frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \frac{S_{NO}^{ba}}{K_{NO} + S_{NO}^{ba}} \right) X_{B,H}^{ba} \quad (1.7)$$

- $j = 8$: Hydrolyse de l'azote organique absorbé

$$\rho_8 = \kappa_h \frac{X_{ND}^{ba} / X_{B,H}^{ba}}{K_X + X_{ND}^{ba} / X_{B,H}^{ba}} \left(\frac{S_O^{ba}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} + \eta_h \frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O^{ba}} \frac{S_{NO}^{ba}}{K_{NO} + S_{NO}^{ba}} \right) X_{B,H}^{ba} \quad (1.8)$$

1.3.3. Taux de conversion et valeurs des paramètres

1.3.3.1. Taux de conversion

Les taux de conversion observés (r_i) résultent de combinaisons de processus fondamentaux et s'expriment par:

- $i = 1 (S_I)$:

$$r_1 = 0 \quad (1.7)$$

- $i = 2 (S_S)$:

$$r_2 = -\frac{1}{Y_H} \cdot \rho_1 - \frac{1}{Y_H} \cdot \rho_2 + \rho_7 \quad (1.8)$$

- $i = 3 (X_I)$:

$$r_3 = f_P \cdot (\rho_4 + \rho_5) \quad (1.9)$$

- $i = 4 (X_S)$:

$$r_4 = (1 - f_P) \cdot \rho_4 + (1 - f_P) \cdot \rho_5 - \rho_7 \quad (1.10)$$

- $i = 5 (X_{B,H})$:

$$r_5 = \rho_1 + \rho_2 - \rho_4 \quad (1.11)$$

- $i = 6 (X_{B,A})$:

$$r_6 = \rho_3 - \rho_5 \quad (1.12)$$

- $i = 7 (S_{NO})$:

$$r_7 = -\frac{1 - Y_H}{2.86 \cdot Y_H} \cdot \rho_2 + \frac{1}{Y_A} \cdot \rho_3 \quad (1.13)$$

- $i = 8 (S_{NH})$:

$$r_8 = -i_{XB} \cdot \rho_1 - i_{XB} \cdot \rho_2 - \left(i_{XB} + \frac{1}{Y_A} \right) \cdot \rho_3 + \rho_6 \quad (1.14)$$

- $i = 9 (S_{ND})$:

$$r_9 = -\rho_6 + \rho_8 \quad (1.15)$$

- $i = 10 (X_{ND})$:

$$r_{10} = (i_{XB} - f_P \cdot i_{XP}) \cdot \rho_4 + (i_{XB} - f_P \cdot i_{XP}) \cdot \rho_5 - \rho_8 \quad (1.16)$$

- $i = 11 (S_O)$:

$$r_{11} = -\frac{1 - Y_H}{Y_H} \cdot \rho_1 - \frac{4.57 - Y_A}{Y_A} \cdot \rho_3 \quad (1.17)$$

1.3.3.2. Valeurs des paramètres biologiques

Les valeurs des paramètres biologiques utilisés dans ce cas correspondent approximativement à une température de 15°C. Les paramètres stœchiométriques sont

présentés dans le Tableau 1.2 et les paramètres cinétiques dans le Tableau 1.3 (Alex et al., 2001).

Tableau 1.2. Paramètres stœchiométriques

Paramètre	Symbole	Unité	Valeur
Rendement de conversion des autotrophes	Y_A	g DCO.(g N) ⁻¹	0.24
Rendement de conversion des hétérotrophes	Y_H	g DCO.(g DCO) ⁻¹	0.67
Fraction de DCO inerte issue du décès de la biomasse	f_P	-	0.08
Proportion d'azote dans la biomasse	i_{XB}	g N.(g DCO) ⁻¹	0.08
Proportion d'azote dans les produits de la biomasse	i_{XP}	g N.(g DCO) ⁻¹	0.06

Tableau 1.3. Paramètres cinétiques

Paramètre	Symbole	Unité	Valeur
Taux de croissance spécifique maximal des hétérotrophes	μ_H	j ⁻¹	4.0
Constante d'affinité en substrat des hétérotrophes	K_S	g DCO.m ⁻³	10
Constante d'affinité en oxygène des hétérotrophes	$K_{O,H}$	g O ₂ .m ⁻³	0.2
Constante d'affinité en nitrates des hétérotrophes dénitrifiants	K_{NO}	g N.m ⁻³	0.5
Taux de mortalité des hétérotrophes	b_H	j ⁻¹	0.3
Facteur de correction pour la croissance anoxie des hétérotrophes	n_g	-	0.8
Facteur de correction pour l'hydrolyse en phase anoxie	n_h	-	0.8
Taux maximal spécifique d'hydrolyse	k_h	g DCO.(g DCO) ⁻¹ .j ⁻¹	3.0
Constante d'affinité en substrat particulaire pour l'hydrolyse	K_X	g DCO.(g DCO) ⁻¹	0.1
Taux de croissance spécifique maximal des autotrophes	μ_A	j ⁻¹	0.5
Constante d'affinité en ammoniacque des autotrophes	K_{NH}	g N.m ⁻³	1.0
Taux de mortalité des autotrophes	b_A	j ⁻¹	0.05
Constante d'affinité en oxygène des autotrophes	$K_{O,A}$	g O ₂ .m ⁻³	0.4
Taux d'ammonification	k_a	m ³ .(g DCO) ⁻¹ .j ⁻¹	0.05
Constante d'affinité en ammoniacque des hétérotrophes	$K_{NH,H}$	g N.m ⁻³	0.05

1.3.4. Bilan de matière dans le réacteur

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

$$\frac{dx_i^{ba}}{dt} = \frac{Q_r}{V^r} x_i^{rec} + \frac{Q_o}{V^r} x_i^{in} - \frac{Q_o + Q_r}{V^r} x_i^{ba} + r_i \quad (1.18)$$

où V^r : désigne le volume réactionnel.

Q_r : débit de recyclage.

Q_o : débit entrée du réacteur.

$x_i^{ba}, x_i^{rec}, x_i^{in}$: la concentration du composé i respectivement dans le bassin d'aération, dans le recyclage et dans l'influent. Le vecteur de concentrations dans le bassin est donné par :

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

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 floccs 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 \mathcal{A}_o relatif à l'apport d'oxygène par les turbines :

$$\frac{dS_O^{ba}}{dt} = \frac{Q_r}{V^r} \cdot S_O^{rec} + \frac{Q_o}{V^r} \cdot S_O^{in} - \frac{Q_{in} + Q_r}{V^r} \cdot S_O^{ba} + r_i + \mathcal{A}_o \quad (1.19)$$

où : $\mathcal{A}_o = k_{La} \cdot (S_O^{sat} - S_O^{ba})$ lors du fonctionnement de l'aérateur (ON) et $\mathcal{A}_o = 0$ au cours des périodes d'arrêt (OFF).

k_{La} : représente le coefficient de transfert d'oxygène dissous dans le milieu.

S_O^{sat} : 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) ; (Vaxelaire, 1994).

1.3.5. Bilan de matière dans le décanteur

1.3.5.1. Modèle réaliste (à couches)

Le flux total Φ de composés particuliers dans une section donnée du décanteur, qui résulte de la superposition du flux de liquide (Φ_l) et du flux de sédimentation (Φ_s), est défini par :

$$\Phi = \Phi_l + \Phi_s \quad (1.20)$$

Avec :

$$\Phi_l = \begin{cases} X_t^{dec} v_{up} & \text{si } z < z_a \\ X_t^{dec} v_{dn} & \text{si } z > z_a \end{cases} \quad (1.21)$$

$$\Phi_s = X_t^{dec} v_s(X_t^{dec}) \quad (1.22)$$

où X_t^{dec} désigne la concentration en boues dans la section considérée. v_{up}, v_{dn} les vitesses ascendantes et descendantes du liquide dans le décanteur. v_s la vitesse de sédimentation et z_a la profondeur de l'alimentation du décanteur (axe z orienté vers le bas).

Les vitesses ascendante v_{up} et descendante v_{dn} de liquide dans le décanteur s'écrivent :

$$v_{up} = \frac{Q_o - Q_w}{A} \quad (1.23)$$

$$v_{dn} = \frac{Q_r + Q_w}{A} \quad (1.24)$$

où A : surface du décanteur.

Q_o : débit d'entrée.

Q_w : débit d'extraction de boues.

D'autre part, l'expression de la vitesse de sédimentation v_s en fonction de la concentration en solides est définie par (Takács et al., 1991) :

$$v_s = \max \left\{ 0; \min \left\{ v_0; v_0 \left[e^{-r_h(X_t^{dec} - X_{\min})} - e^{-r_p(X_t^{dec} - X_{\min})} \right] \right\} \right\} \quad (1.25)$$

où les paramètres de décantation $v_0, v_0', r_h, r_p, f_{ns}$ et X_t^{max} sont définis dans le Tableau 1.4, et

$$X_{\min} = f_{ns} \cdot X_t^{ba}$$

Tableau 1.4. Paramètres du modèle de décantation

Paramètre	Symbole	Unité	Valeur par défaut (Takács et al., 1991)	Valeur du benchmark (Alex et al., 2008)
Vitesse maximale théorique de sédimentation	v_0	m.j^{-1}	712	474
Vitesse maximale effective de sédimentation	v_0'	m.j^{-1}	340	250
Paramètre de sédimentation pour les suspensions fortement concentrées	r_h	$\text{m}^3.\text{g}^{-1}$	$4.26 \cdot 10^{-4}$	$5.76 \cdot 10^{-4}$
Paramètre de sédimentation pour les suspensions faiblement concentrées	r_p	$\text{m}^3.\text{g}^{-1}$	$5.0 \cdot 10^{-3}$	$2.86 \cdot 10^{-3}$
Fraction non décantable des solides incidents	f_{ns}	-	$5.0 \cdot 10^{-4}$	$2.28 \cdot 10^{-3}$
Concentration limite des solides en suspension	X_t^{max}	g.m^{-3}	3 000	3 000

Le décanteur est divisé en N_{cc} couches horizontales. L'évolution de la concentration des composés particuliers dans une couche intermédiaire i donnée vérifie l'équation suivante :

$$\frac{dX_t^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{z} \Delta\Phi^i \quad (1.26)$$

où $\Delta\Phi^i$ représente la différence de flux dans la $i^{ème}$ couche (*flux entrant* – *flux sortant*) et z l'épaisseur de cette couche. Les échanges entre deux couches adjacentes sont basés sur la théorie du flux limitant (Coe et Cleverger, 1916). Selon cette théorie, une accumulation de boues se produit dans une couche donnée lorsque la capacité de transfert de cette couche est inférieure à celle de la couche située immédiatement en dessous. Les expressions des flux de sédimentation résultants, ainsi que celles des flux de liquide, sont précisées sur la Figure 1.7.

Deux extensions classiques sont apportées au modèle de sédimentation (Jeppsson, 1996) (Diehl et Jeppsson, 1998) (Lindberg, 1998). Ces considérations sont nécessaires pour permettre le couplage du modèle de décantation avec le modèle du réacteur biologique.

L'évolution dynamique de chaque composé particulière X_I^{dec} , X_S^{dec} , $X_{B,H}^{dec}$, $X_{B,A}^{dec}$, X_{ND}^{dec} est considérée de manière indépendante. L'équivalence entre les concentrations en *DCO* et en *MES* de ces composés est obtenue *via* l'utilisation de facteurs de conversions (Gujer et al., 1995) :

$$X_t^{dec} = 0.75 \left(X_I^{dec} + X_S^{dec} \right) + 0.9 \left(X_{B,A}^{dec} + X_{B,H}^{dec} \right) \quad (1.27)$$

On peut remarquer que les composés particuliers azotés X_{ND}^{dec} ne figurent pas dans cette relation, puisqu'ils sont inclus dans les composés particuliers organiques X_S^{dec} . En définissant le vecteur X_t^{dec} , par exemple $X_t^{dec} = p_{X_I}^{dec} X_t^{dec}$, on peut alors considérer l'évolution dynamique de chacun de ces composés. Dans une couche intermédiaire i donnée, le bilan de matière s'écrit :

$$\frac{dp_X^{dec,i} X_t^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{z} \left[p_X^{dec,i-1} \Phi^{i-1} - p_X^{dec,i} \Phi^i \right] \quad (1.28)$$

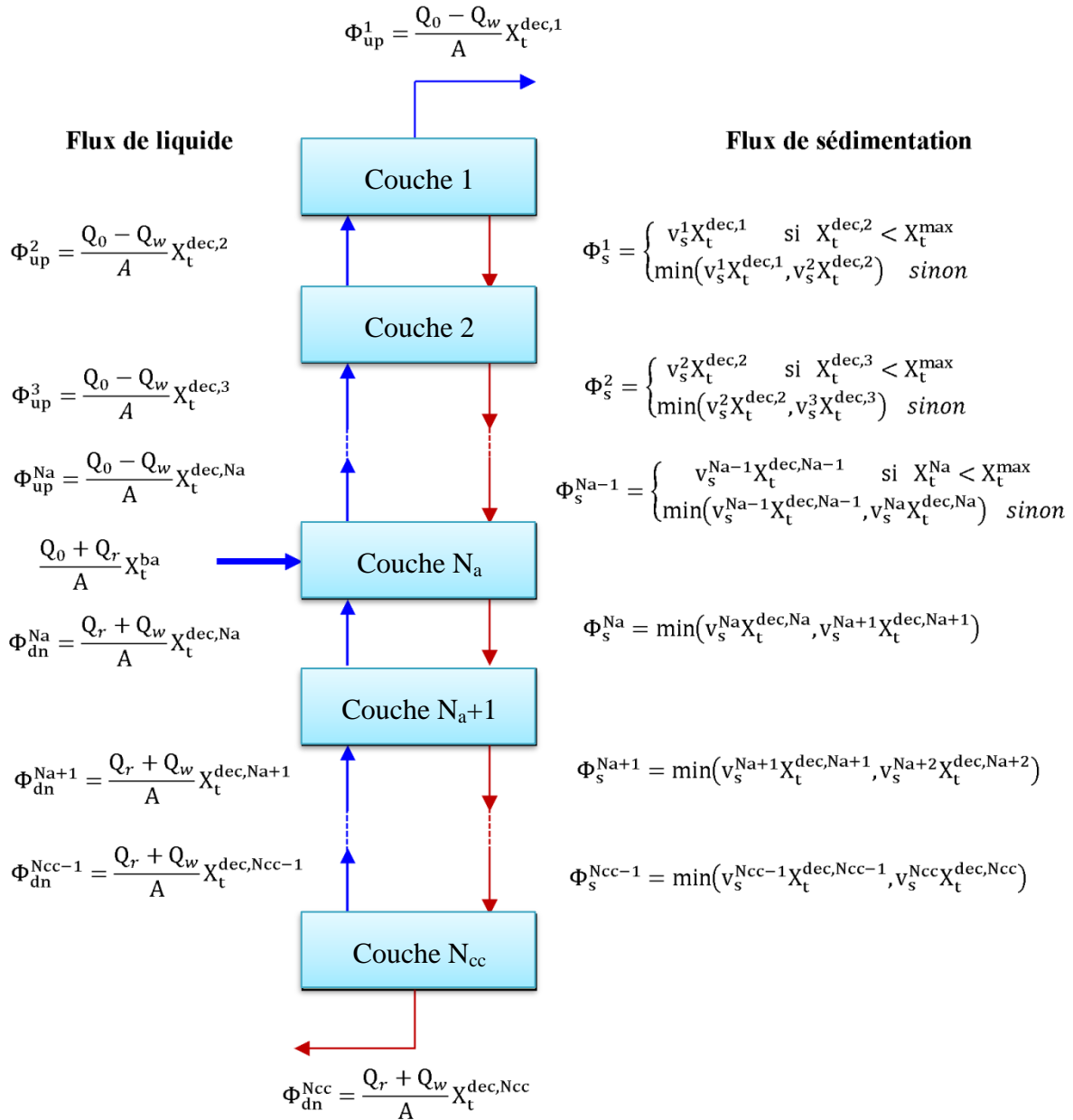


Figure 1.7. Bilans de matière dans les couches du décanteur

Des considérations similaires sont utilisées pour décrire la fraction soluble de l'effluent ; S_t^{dec} représente la fraction soluble totale :

$$S_t^{dec} = S_I^{dec} + S_S^{dec} + S_{NO}^{dec} + S_{NH}^{dec} + S_{ND}^{dec} \quad (1.29)$$

Et le vecteur p_s^{dec} permet de suivre l'évolution des différents composés solubles, à l'exception de la concentration en oxygène dissous résiduelle supposée entièrement consommée dans le décanteur. Étant donné que les composés solubles ne sont pas soumis au flux de sédimentation, les bilans dans les différentes couches sont largement simplifiés.

En combinant les équations de bilan relatives aux composés particuliers et solubles avec celles qui décrivent l'évolution de leurs composants respectifs, il vient :

- Dans la partie supérieure ($1 \leq i \leq N_a - 1$) :

$$\frac{dX_t^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{z} \left[\left(X_t^{dec,i+1} - X_t^{dec,i} \right) v_{up} - \Phi_s^i + \Phi_s^{i-1} \right] \quad (1.30)$$

$$\frac{dp_X^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{zX_t^{dec,i}} \left[\left(p_X^{dec,i+1} - p_X^{dec,i} \right) v_{up} X_t^{dec,i+1} - \left(p_X^{dec,i} - p_X^{dec,i-1} \right) \Phi_s^{i-1} \right] \quad (1.31)$$

$$\frac{dS_t^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{z} \left(S_t^{dec,i+1} - S_t^{dec,i} \right) v_{up} \quad (1.32)$$

$$\frac{dp_S^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{zS_t^{dec,i}} \left(p_S^{dec,i+1} - p_S^{dec,i} \right) v_{up} S_t^{dec,i+1} \quad (1.33)$$

$$\text{avec : } \Phi_s^i = \begin{cases} v_s^i X_t^{dec,i} & \text{si } X_t^{dec,i+1} < X_t^{max} \\ \min \left(v_s^i X_t^{dec,i}, v_s^{i+1} X_t^{dec,i+1} \right) & \text{autrement} \end{cases}$$

$$\Phi_s^0 = 0$$

- Pour la couche d'alimentation (N_a) :

$$\frac{dX_t^{dec,N_a}}{dt} = \frac{1}{z} \left(v_{dn} + v_{up} \right) \left[\left(X_t^{ba} - X_t^{dec,N_a} \right) - \Phi_s^{N_a} + \Phi_s^{N_a-1} \right] \quad (1.34)$$

$$\frac{dp_X^{dec,N_a}}{dt} = \frac{1}{zX_t^{dec,N_a}} \left[\left(v_{dn} + v_{up} \right) \left(p_X^{ba} - p_X^{dec,N_a} \right) X_t^{ba} - \left(p_X^{dec,N_a} - p_X^{dec,N_a-1} \right) \Phi_s^{N_a-1} \right] \quad (1.35)$$

$$\frac{dS_t^{dec,N_a}}{dt} = \frac{1}{z} \left(v_{dn} + v_{up} \right) \left(S_t^{ba} - S_t^{dec,N_a} \right) \quad (1.36)$$

$$\frac{dp_S^{dec,N_a}}{dt} = \frac{1}{zX_t^{dec,N_a}} \left(v_{dn} + v_{up} \right) \left(p_S^{ba} - p_S^{dec,N_a} \right) S_t^{ba} \quad (1.37)$$

$$\text{avec : } \Phi_s^{N_a} = \min \left(v_s^{N_a} X_t^{dec,N_a}, v_s^{N_a+1} X_t^{dec,N_a+1} \right)$$

- Dans la partie inférieure ($N_a+1 \leq i \leq N_{cc}$) :

$$\frac{dX_t^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{z} \left[\left(X_t^{dec,i-1} - X_t^{dec,i} \right) v_{dn} - \Phi_s^i + \Phi_s^{i-1} \right] \quad (1.38)$$

$$\frac{dp_X^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{zX_t^{dec,i}} \left(p_X^{dec,i-1} - p_X^{dec,i} \right) \left(v_{dn} X_t^{dec,i-1} + \Phi_s^{i-1} \right) \quad (1.39)$$

$$\frac{dS_t^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{z} \left(S_t^{dec,i-1} - S_t^{dec,i} \right) v_{dn} \quad (1.40)$$

$$\frac{dp_S^{dec,i}}{dt} = \frac{1}{zS_t^{dec,i}} \left(p_S^{dec,i-1} - p_S^{dec,i} \right) v_{dn} S_t^{dec,i-1} \quad (1.41)$$

avec : $\Phi_s^i = \min \left(v_s^{i+1} X_t^{dec,i+1}, v_s^i X_t^{dec,i} \right)$

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

Aux limites du décanteur :

$$x^{rej} = \begin{cases} p_X^{dec,1} X_t^{dec,1} \\ p_S^{dec,1} S_t^{dec,1} \end{cases} \quad (1.42)$$

$$x^{rec} = \begin{cases} p_X^{dec,N_{cc}} X_t^{dec,N_{cc}} \\ p_S^{dec,N_{cc}} S_t^{dec,N_{cc}} \end{cases} \quad (1.43)$$

Au final, le modèle de décantation à couches se présente sous la forme :

$$\frac{dx^{dec}}{dt} = f_{dec} \left(x^{dec}, x^{ba} \right) \quad (1.44)$$

où $x^{dec,i} = \left[X_t^{dec,i}, p_X^{dec,iT}, S_t^{dec,i}, p_S^{dec,iT} \right]$ représente l'état dans la $i^{ème}$ couche de sédimentation,

et $x^{dec} = \left[x^{dec,1T}, \dots, x^{dec,N_{cc}T} \right]^T$, l'état complet du décanteur.

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

Réacteur biologique : $\frac{dx^{ba}}{dt} = f_{ba}^{(1)} \left(x^{ba}, x^{rec} \right)$ lors du fonctionnement de l'aérateur.

$$\frac{dx^{ba}}{dt} = f_{ba}^{(2)} \left(x^{ba}, x^{rec} \right) \text{ lors des périodes d'arrêt.}$$

Décanteur : $\frac{dx^{dec}}{dt} = f_{dec} \left(x^{dec}, x^{ba} \right) .$

La relation (1.43) permet d'exprimer l'état x^{rec} dans le recyclage en fonction de l'état $x^{dec,N_{cc}}$ de la couche inférieur du décanteur. Ainsi, il est possible d'écrire le modèle réaliste sous la forme :

$$\frac{dx}{dt} = f^{(1)}(x) \text{ lors du fonctionnement de l'aérateur.} \quad (1.45)$$

$$\frac{dx}{dt} = f^{(2)}(x) \text{ lors des périodes d'arrêt.} \quad (1.46)$$

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

1.3.5.2. Modèle simplifié

Afin de réduire la taille du modèle réaliste, il est possible d'adopter une description simplifiée des processus de décantation. Cette description suppose que 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). Quant aux concentrations des composés particuliers dans l'effluent traité, elles sont égales à une fraction constante f_{ns} de celles du bassin d'aération (avec également un délai t_d) (Tableau 1.5).

Tableau 1.5. Concentrations dans l'effluent traité

Concentrations des composés solubles	Concentrations des composés particuliers
$S_I^{rej}(t+t_d) = S_I^{ba}(t)$	$X_I^{rej}(t+t_d) = f_{ns} \cdot X_I^{ba}(t)$
$S_S^{rej}(t+t_d) = S_S^{ba}(t)$	$X_S^{rej}(t+t_d) = f_{ns} \cdot X_S^{ba}(t)$
$S_{NO}^{rej}(t+t_d) = S_{NO}^{ba}(t)$	$X_{B,H}^{rej}(t+t_d) = f_{ns} \cdot X_{B,H}^{ba}(t)$
$S_{NH}^{rej}(t+t_d) = S_{NH}^{ba}(t)$	$X_{B,A}^{rej}(t+t_d) = f_{ns} \cdot X_{B,A}^{ba}(t)$
$S_{ND}^{rej}(t+t_d) = S_{ND}^{ba}(t)$	$X_{ND}^{rej}(t+t_d) = f_{ns} \cdot X_{ND}^{ba}(t)$
$S_O^{rej}(t+t_d) = S_O^{ba}(t)$	

Les équations de bilan relatives au décanteur s'écrivent :

$$(Q_o + Q_r)x^{ba} = (Q_r + Q_w)x^{rec} + (Q_o - Q_w)x^{rej} \quad (1.47)$$

Compte tenu des relations dans le Tableau 1.5, 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. Elles sont présentées dans le Tableau 1.6.

Tableau 1.6. Concentrations dans le recyclage

Concentrations des composés solubles	Concentrations des composés particuliers
$S_I^{rec}(t) = S_I^{ba}(t)$	$X_I^{rec}(t) = g \cdot X_I^{ba}(t)$
$S_S^{rec}(t) = S_S^{ba}(t)$	$X_S^{rec}(t) = g \cdot X_S^{ba}(t)$

$S_{NO}^{rec}(t) = S_{NO}^{ba}(t)$	$X_{B,H}^{rec}(t) = \mathcal{G} \cdot X_{B,H}^{ba}(t)$
$S_{NH}^{rec}(t) = S_{NH}^{ba}(t)$	$X_{B,A}^{rec}(t) = \mathcal{G} \cdot X_{B,A}^{ba}(t)$
$S_{ND}^{rec}(t) = S_{ND}^{ba}(t)$	$X_{ND}^{rec}(t) = \mathcal{G} \cdot X_{ND}^{ba}(t)$
$S_O^{rec}(t) = S_O^{ba}(t)$	

où le taux de compression \mathcal{G} des boues dans le décanteur est défini par :

$$\mathcal{G} = \frac{Q_r + Q_o(1 - f_{ns}) + f_{ns}Q_w}{Q_r + Q_w} \quad (1.48)$$

À partir des relations (Tableau 1.6), il devient alors possible d'exprimer le modèle de l'unité de traitement sous la forme générique suivante :

$$\frac{dx}{dt} = f^{(1)}(x) \text{ lors du fonctionnement de l'aérateur.} \quad (1.49)$$

$$\frac{dx}{dt} = f^{(2)}(x) \text{ lors des périodes d'arrêt.} \quad (1.50)$$

1.3.6. Influent et effluents

1.3.6.1. Influent

Les données disponibles sur cette unité, ont été obtenues lors d'une campagne de mesure d'une semaine, qui s'est déroulée du 4 au 11 septembre 1996. Ces mesures sont consignées dans les Tableau A.1 et Tableau A.2 (Annexe A) (Chachuat et al., 2001c).

1.3.6.2. Effluent

Les concentrations des effluents sont calculées à l'aide des expressions suivantes (Chachuat, 2001a) :

$$DCO_e(t) = S_I^{rej}(t) + S_S^{rej}(t) + X_I^{rej}(t) + X_S^{rej}(t) + X_{B,H}^{rej}(t) + X_{B,A}^{rej}(t) \quad (1.51)$$

$$MES_e(t) = 0.75 \left[X_I^{rej}(t) + X_S^{rej}(t) \right] + 0.9 \left[X_{B,H}^{rej}(t) + X_{B,A}^{rej}(t) \right] \quad (1.52)$$

$$DBO_{5e}(t) = 0.25 \left[X_S^{rej}(t) + (1 - f_p) \left(X_{B,H}^{rej}(t) + X_{B,A}^{rej}(t) \right) + S_S^{rej}(t) \right] \quad (1.53)$$

$$NGL_e(t) = S_{NO}^{rej}(t) + S_{NH}^{rej}(t) + S_{ND}^{rej}(t) + X_{ND}^{rej}(t) + i_{XP} X_I^{rej}(t) + i_{XB} \left(X_{B,H}^{rej}(t) + X_{B,A}^{rej}(t) \right) \quad (1.54)$$

Selon (Chachuat, 2001a) les normes règlementaires de rejet dans ce cas se présentent comme suit :

$$NGL_{max} = 10 \text{ g.m}^{-3}, DCO_{max} = 125 \text{ g.m}^{-3}, DBO_{5max} = 25 \text{ g.m}^{-3}, MES_{max} = 35 \text{ g.m}^{-3} \quad (1.55)$$

1.4. Stations d'épuration de grande taille

Dans cette partie sera présentée une station typique de traitement des eaux de grande taille. Il s'agit de la station décrite dans BSM1 (*Benchmark Simulation Model N°1*) (Alex et al., 2008).

Une station typique de traitement des eaux usées de grande taille qui est considérée est constituée de deux compartiments principaux (Figure 1.8) : un réacteur avec cinq bassins (deux bassins anoxiques et trois bassins aérobiques) et un décanteur secondaire.

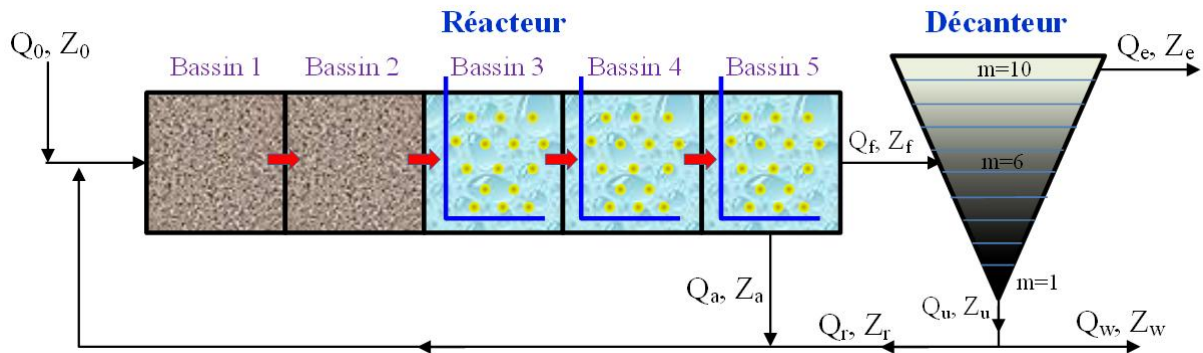


Figure 1.8. Station du Benchmark

Il y a deux recyclages dans cette station : un recyclage externe du décanteur vers l'entrée de la station, et un recyclage interne du dernier bassin aérobique vers le premier bassin anoxique pour la dénitrification.

1.4.1. Liste des variables d'état et processus

Le Benchmark utilise le modèle ASM1 pour la prédiction des phénomènes biologiques dans le réacteur. Le modèle ASM1 simule au sein d'un système par boues activées les phénomènes tels que l'oxydation du carbone, la nitrification et la dénitrification en quantifiant la cinétique et la stœchiométrie de chaque réaction.

1.4.1.1. Liste des variables d'état

Par rapport à la station de traitement de petite taille [1.3], dans cette station de grande taille, les variables d'état consistent en 11 variables qui sont présentées dans le Tableau 1.1 et deux variables supplémentaires : l'alcalinité S_{ALK} (mol.m^3) et le décès de la biomasse X_P (g DCO.m^{-3}). Par conséquent, ce modèle comporte 13 variables d'état (liées aux phénomènes biologiques).

1.4.1.2. Cinétiques des réactions mises en jeu

Huit processus de base qui sont utilisés pour décrire le comportement biologique du système sont presque pareils par rapport le cas de la station de petite taille :

- $j = 1$: Croissance aérobie des hétérotrophes

$$\rho_1 = \mu_H \left(\frac{S_S}{K_S + S_S} \right) \left(\frac{S_O}{K_{O,H} + S_O} \right) X_{B,H} \quad (1.56)$$

- $j = 2$: Croissance anoxyie des hétérotrophes

$$\rho_2 = \mu_H \left(\frac{S_S}{K_S + S_S} \right) \left(\frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O} \right) \left(\frac{S_{NO}}{K_{NO} + S_{NO}} \right) \eta_g X_{B,H} \quad (1.57)$$

- $j = 8$: Hydrolyse de l'azote organique absorbé

$$\rho_8 = \kappa_h \frac{X_S / X_{B,H}}{K_X + (X_S / X_{B,H})} \left[\left(\frac{S_O}{K_{O,H} + S_O} \right) + \eta_h \left(\frac{K_{O,H}}{K_{O,H} + S_O} \right) \left(\frac{S_{NO}}{K_{NO} + S_{NO}} \right) \right] X_{B,H} \left(\frac{X_{ND}}{X_S} \right) \quad (1.58)$$

- Pour les autres valeurs ρ_i ($j = 3, 4, 5, 6, 7$), voir la partie [1.3.2].

1.4.2. Taux de conversion et valeurs des paramètres

1.4.2.1. Taux de conversion observés

Les taux de conversion (r_i) résultent de combinaisons de processus fondamentaux et s'expriment par:

- $i = 1$ (S_I) : (voir l'équation 1.7).
- $i = 2$ (S_S) : (voir l'équation 1.8).
- $i = 3$ (X_I) :

$$r_3 = 0 \quad (1.59)$$

- $i = 4$ (X_S) : (voir l'équation 1.10).
- $i = 5$ ($X_{B,H}$) : (voir l'équation 1.11).
- $i = 6$ ($X_{B,A}$) : (voir l'équation 1.12).
- $i = 7$ (X_P) :

$$r_7 = f_P \cdot \rho_4 + f_P \cdot \rho_5 \quad (1.60)$$

- $i = 8$ (S_O) : (voir l'équation 1.17).
- $i = 9$ (S_{NO}) : (voir l'équation 1.13).
- $i = 10$ (S_{NH}) : (voir l'équation 1.14).
- $i = 11$ (S_{ND}) : (voir l'équation 1.15).

- $i = 12$ (X_{ND}) : (voir l'équation 1.16).
- $i = 13$ (S_{ALK}) :

$$r_{13} = -\frac{i_{XB}}{14} \cdot \rho_1 + \left(\frac{1 - Y_H}{14 \cdot 2.86 \cdot Y_H} - \frac{i_{XB}}{14} \right) \rho_2 - \left(\frac{i_{XB}}{14} + \frac{1}{7Y_A} \right) \cdot \rho_3 + \frac{1}{14} \cdot \rho_6 \quad (1.61)$$

1.4.2.2. Valeurs des paramètres biologiques

Les valeurs des paramètres biologiques utilisés dans le BSM1 correspondent approximativement à une température de 15°C.

- Les paramètres stœchiométriques sont présentés dans le Tableau 1.2.
- Les paramètres cinétiques dans le sont présentés dans le Tableau 1.3.

1.4.3. Bilan de matière dans le réacteur

Une différence par rapport au modèle simplifié (Figure 1.7), le décanteur réaliste qui est étudié ici est divisé en dix couches numérotées de 1 à 10 bas vers le haut (Figure 1.9).

Il convient de préciser que l'alimentation du décanteur est toujours située au niveau de la 6^{ème} couche. Par contre, pour les couches dans certaines publications sont numérotées du haut vers le bas.

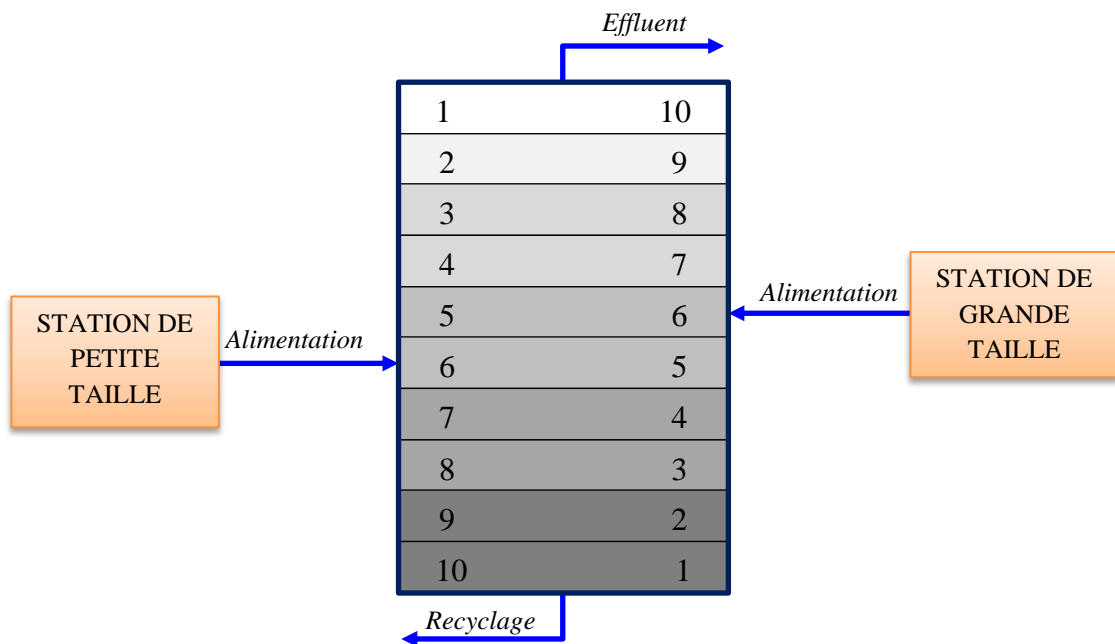


Figure 1.9. Numérotation des couches et position de l'alimentation

Les équations générales pour le bilan de matière dans le réacteur sont les suivantes :

- $k = 1$ (Bassin 1) :

$$\frac{dZ_1}{dt} = \frac{1}{V_1} (Q_a Z_a + Q_r Z_r + Q_0 Z_0 + r_1 Z_1 - Q_1 Z_1) \quad (1.62)$$

$$Q_1 = Q_a + Q_r + Q_0$$

- $k = 2$ à 5 (Bassin 2 à Bassin 5) :

$$\frac{dZ_k}{dt} = \frac{1}{V_k} (Q_{k-1}Z_{k-1} + r_k V_k - Q_k Z_k) \quad (1.63)$$

$$Q_k = Q_{k-1}$$

Le cas particulier pour l'oxygène :

$$\frac{dS_{O,k}}{dt} = \frac{1}{V_k} (Q_{k-1}S_{O,k-1} + r_k V_k + K_L a_k V_k (S_O^{sat} - S_{O,k}) - Q_k S_{O,k}) \quad (1.64)$$

Divers :

$$Z_a = Z_5$$

$$Z_f = Z_5$$

$$Z_w = Z_r$$

$$Q_f = Q_5 - Q_a = Q_e + Q_r + Q_w = Q_e + Q_u$$

où: Q_0, Z_0 : débit et concentration en entrée du réacteur.

Q_1, Z_1 : débit et concentration sortant du premier bassin.

Q_a, Z_a : débit et concentration de recyclage interne.

Q_r, Z_r : débit et concentration de recyclage externe.

Q_f, Z_f : débit et concentration sortant du cinquième bassin.

Q_k, Z_k : débit et concentration du $k^{\text{ème}}$ bassin.

Q_e : débit de l'effluent.

Q_u : débit sortant sous le décanteur.

Q_w : débit des boues en excès.

V_1 : volume du premier bassin.

V_k : volume du $k^{\text{ème}}$ bassin.

$S_{O,k}$: concentration d'oxygène dans le $k^{\text{ème}}$ bassin.

S_O^{sat} : concentration de saturation d'oxygène dans l'eau, égale à 8 g.m^{-3} .

$k_L a_k$: coefficients de transfert gaz-liquide pour l'oxygène dans le $k^{\text{ème}}$ bassin.

1.4.4. Bilan de matière dans le décanteur

Le décanteur secondaire est considéré comme un système non réactif et unidimensionnel divisé en 10 couches horizontales, selon le modèle de vitesse de décantation exponentielle double proposé par (Takács et al., 1991) (Figure 1.7).

Le flux solide causé par la gravité est $J_s = v_s X$, où X est la somme des concentrations en boues.

L'expression de la fonction de vitesse de sédimentation v_s en fonction de la concentration en solides est définie par l'équation (1.25) (Takács et al., 1991), avec $X_{min} = f_{ns} X_f$. Les paramètres du modèle de décanteur sont définis dans le Tableau 1.4.

En combinant les équations de bilan relatives aux composés particulières avec celles qui décrivent l'évolution de leurs composants respectifs, on obtient:

- Pour la couche d'alimentation ($m = 6$) :

$$\frac{dX_m}{dt} = \frac{\frac{Q_f X_f}{A} + J_{s,m+1} - (v_{up} - v_{dn}) X_m - \min(J_{s,m}, J_{s,m-1})}{z} \quad (1.65)$$

- Dans la partie supérieure ($m = 2$ à 5) :

$$\frac{dX_m}{dt} = \frac{v_{dn} (X_{m+1} - X_m) + \min(J_{s,m}, J_{s,m-1})}{z} \quad (1.66)$$

- Pour la couche du bas ($m = 1$) :

$$\frac{dX_1}{dt} = \frac{v_{dn} (X_2 - X_1) + \min(J_{s,2}, J_{s,1})}{z} \quad (1.67)$$

- Dans la partie inférieure ($m = 7$ à 9) :

$$\frac{dX_m}{dt} = \frac{v_{dn} (X_{m-1} - X_m) + J_{s,m+1} - J_{s,m}}{z} \quad (1.68)$$

$$J_{s,m} = \begin{cases} \min(v_{s,m} X_m, v_{s,m-1} X_{m-1}) & \text{if } X_{m-1} > X_t^{max} \\ v_{s,m} X_m & \text{if } X_{m-1} \leq X_t^{max} \end{cases}$$

- Pour la couche du haut ($m = 10$) :

$$\frac{dX_{10}}{dt} = \frac{v_{up} (X_9 - X_{10}) - J_{s,10}}{z} \quad (1.69)$$

$$J_{s,10} = \begin{cases} \min(v_{s,10} X_{10}, v_{s,9} X_9) & \text{if } X_9 > X_t^{max} \\ v_{s,10} X_{10} & \text{if } X_9 \leq X_t^{max} \end{cases}$$

La concentration limite des solides en suspension X_t^{max} est égale à $3\,000 \text{ g.m}^{-3}$.

Pour les composés solubles (avec l'oxygène dissous) :

- Pour la couche d'alimentation ($m = 6$) :

$$\frac{dZ_m}{dt} = \frac{\frac{Q_f Z_f}{A} - (v_{dn} + v_{up}) Z_m}{z} \quad (1.70)$$

- Pour la partie inférieure ($m = 1$ à 5) :

$$\frac{dZ_m}{dt} = \frac{v_{dn}(Z_{m+1} - Z_m)}{z} \quad (1.71)$$

- Pour la partie supérieure (m = 7 à 10) :

$$\frac{dZ_m}{dt} = \frac{v_{up}(Z_{m-1} - Z_m)}{z} \quad (1.72)$$

où :

$$v_{dn} = \frac{Q_u}{A} = \frac{Q_r + Q_w}{A} \quad (1.73)$$

$$v_{up} = \frac{Q_e}{A} \quad (1.74)$$

Les concentrations dans les flux de recyclage et de purge sont égales à la concentration dans la première couche :

$$Z_u = Z_1 \quad (1.75)$$

La concentration en boues dans le cinquième compartiment du réacteur est calculée par :

$$X_f = \frac{1}{fr_{COD-SS}} \cdot (X_{S,5} + X_{P,5} + X_{I,5} + X_{B,H,5} + X_{B,A,5}) \quad (1.76)$$

où $fr_{COD-SS} = 4/3 = 0.75$. Le même principe est appliqué pour les concentrations dans le flux en bas du décanteur (X_u) et dans l'effluent (X_e).

Pour calculer la distribution des concentrations particulières dans le décanteur et le flux de purge, leurs ratios par rapport à la concentration totale en solides sont supposés rester constants dans le décanteur :

$$\frac{X_{S,5}}{X_f} = \frac{X_{S,u}}{X_u} \quad (1.77)$$

De la même façon on obtient $X_{P,u}$, $X_{I,u}$, $X_{B,H,u}$, $X_{B,A,u}$ et $X_{ND,u}$.

où: X_f : composé particulaire entrant dans le décanteur.

X_m : composé particulaire dans la $i^{\text{ème}}$ couche.

z : la hauteur de la $i^{\text{ème}}$ couche.

Z_m : composé soluble dans la $i^{\text{ème}}$ couche.

$$X_t = 0.75 \cdot (X_S^{dec} + X_P^{dec} + X_I^{dec} + X_{B,H}^{dec} + X_{B,A}^{dec}) \quad (1.78)$$

1.4.5. Âge des boues dans le système

Dans le cas stable, le calcul d'âge des boues est basé sur la quantité totale de biomasse présente dans le système, c'est-à-dire dans le bassin et dans le décanteur :

$$Age = \frac{TX_a + TX_s}{\phi_e + \phi_w} \quad (1.79)$$

où TX_a est la quantité totale de biomasse présente dans le réacteur :

$$TX_a = \sum_{i=1}^n (X_{B,H,i} + X_{B,A,i}) \cdot V_i \quad \text{avec } n = 5 \quad (1.80)$$

TX_s est la quantité de biomasse présente dans le décanteur :

$$TX_s = \sum_{j=1}^m (X_{B,H,j} + X_{B,A,j}) \cdot z_j \cdot A \quad \text{avec } m = 10 \quad (1.81)$$

ϕ_e est le taux de perte de biomasse dans l'effluent :

$$\phi_e = (X_{B,H,m} + X_{B,A,m}) \cdot Q_e \quad (1.82)$$

Avec $m = 10$ et ϕ_w le taux de perte de biomasse dans la purge, s'exprime :

$$\phi_w = (X_{B,H,u} + X_{B,A,u}) \cdot Q_w \quad (1.83)$$

Dans la station actuelle, l'âge des boues est mesuré à partir de la quantité totale de solides présents dans le système :

$$Age_{meas} = \frac{TX_{fa} + TX_{fs}}{\phi_{fe} + \phi_{fw}} \quad (1.84)$$

où TX_{fa} est la quantité totale de solides présents dans le réacteur, et s'exprime :

$$TX_{fa} = \sum_{i=1}^n X_{f,i} \cdot V_i \quad (1.85)$$

$$\text{Avec } n = 5 \text{ et } X_{f,i} = \frac{1}{fr_{COD-SS}} \cdot (X_{S,i} + X_{P,i} + X_{I,i} + X_{B,H,i} + X_{B,A,i}) \quad (1.86)$$

TX_{fs} est la quantité totale de solides présents dans le décanteur, et s'exprime :

$$TX_{fs} = \sum_{j=1}^m X_{f,j} \cdot z_j \cdot A \quad (1.87)$$

$$\text{Avec } m = 10 \text{ et } X_{f,j} = \frac{1}{fr_{COD-SS}} \cdot (X_{S,j} + X_{P,j} + X_{I,j} + X_{B,H,j} + X_{B,A,j}) \quad (1.88)$$

ϕ_{fe} est le taux de perte de solides sur l'effluent, et s'exprime :

$$\phi_{fe} = X_{f,m} \cdot Q_e \quad (1.89)$$

$$\text{Avec } m = 10 \text{ et } X_{f,m} = \frac{1}{fr_{COD-SS}} \cdot (X_{S,m} + X_{P,m} + X_{I,m} + X_{B,H,m} + X_{B,A,m}) \quad (1.90)$$

ϕ_w est le taux de perte de solides sur la purge, et s'exprime :

$$\phi_w = X_{f,m^u} \cdot Q_w \quad (1.91)$$

$$\text{Avec } X_{f,u} = \frac{1}{fr_{COD-SS}} \cdot (X_{S,u} + X_{P,u} + X_{I,u} + X_{B,H,u} + X_{B,A,u}) \quad (1.92)$$

1.4.6. Influent et effluents

1.4.6.1. Influent

Les influents n'ont pas un flux constant et uniforme au cours de la journée. Les eaux usées présentent un comportement très variable, qui peut changer d'une heure à l'autre sous l'effet de plusieurs facteurs externes. La variabilité des eaux usées peut être due aux fluctuations en débit Q_0 et en concentration Z_0 selon des périodicités journalières, hebdomadaires et saisonnières.

La variabilité du débit et de la composition des eaux usées est liée également à des caractéristiques météorologiques, comme les événements pluvieux ou orageux qui peuvent entraîner une augmentation de débit. Pour cela, face à cette augmentation de débit, les stations d'épuration sont équipées avec des bassins de secours (en cas d'orage par exemple) pour stocker les eaux de pluie ou bien les évacuer directement à la rivière.

Un atout important du Benchmark BSM1 réside dans les fichiers permettant de représenter les variations en fonction du temps des variables décrivant la composition de l'eau usée entrant dans le système ainsi que son débit. Trois fichiers (temps sec, pluvieux et orageux), d'une durée de deux semaines, ont été construits à partir des diverses données et ne sont pas spécifiques d'un site particulier (Figure 1.10).

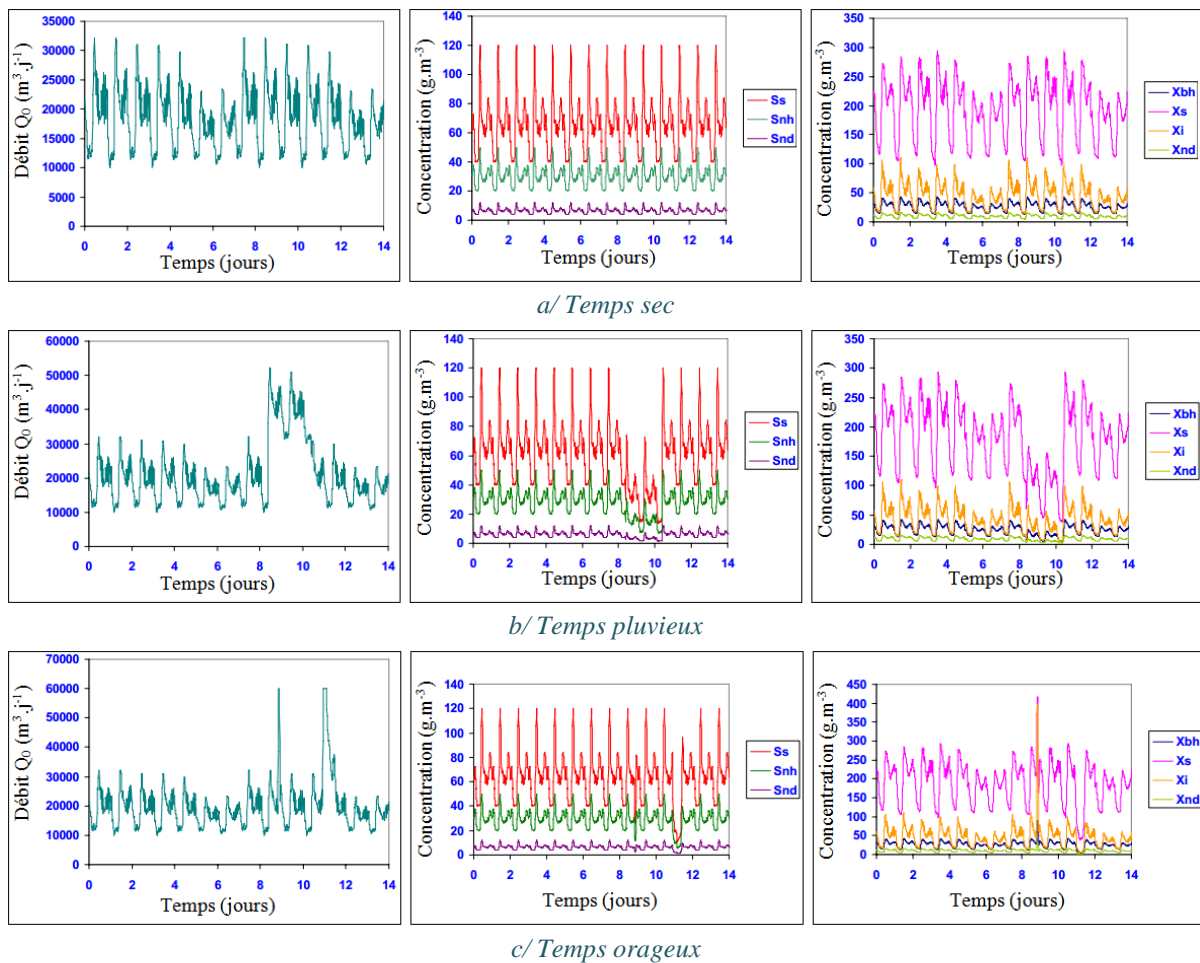


Figure 1.10. Variabilité des données d'entrée par temps sec, pluvieux et orageux

Compte tenu du fait que l'installation représentée dans BSM1 se limite à l'étage biologique, ces fichiers décrivent une eau usée après une décantation primaire. Les détails de la construction de ces fichiers sont décrits par (Vanhooren & Nguyen, 1996). Les effluents dans ces fichiers sont donnés dans l'ordre suivant :

$$S_I, S_S, X_I, X_S, X_{B,H}, X_{B,A}, X_P, S_O, S_{NO}, S_{NH}, S_{ND}, X_{ND}, S_{ALK}, Q_0$$

La valeur de S_O est nulle à l'entrée du réacteur biologique. C'est pourquoi, dans les réacteurs, on apporte l'oxygène suffisant (S_O). Une agitation permanente a lieu dans chaque réacteur afin de favoriser le contact entre les bactéries et les polluants et d'avoir une concentration élevée en bactéries pour augmenter l'efficacité du traitement.

1.4.6.2. Effluents

Les concentrations des effluents sont calculées par (Alex et al., 2001) :

$$DCO_e = S_{S,e} + S_{I,e} + X_{S,e} + X_{I,e} + X_{B,H,e} + X_{B,A,e} + X_{P,e} \quad (1.93)$$

$$DBO_{5e} = 0.25 \cdot (S_{S,e} + X_{S,e} + (1-f_P) \cdot (X_{B,H,e} + X_{B,A,e})) \quad (1.94)$$

$$NGL_e = S_{NH,e} + S_{ND,e} + X_{ND,e} + i_{XB} (X_{B,H,e} + X_{B,A,e}) + i_{XP} (X_{P,e} + X_{I,e}) + S_{NO,e} \quad (1.95)$$

$$MES_e = 0.75 \cdot (X_{S,e} + X_{I,e} + X_{B,H,e} + X_{B,A,e} + X_{P,e}) \quad (1.96)$$

où : DCO_e : demande chimique en oxygène de l'effluent.

DBO_{5e} : demande biologique en oxygène pendant 5 jours de l'effluent.

NGL_e : azote total de l'effluent.

MES_e : matières en suspension de l'effluent.

Selon (Alex et al., 2001) les normes règlementaires de rejet dans ce cas se présentent comme suit :

$$NGL_{max} = 18 \text{ g.m}^{-3}, DCO_{max} = 100 \text{ g.m}^{-3}, DBO_{5max} = 10 \text{ g.m}^{-3}; MES_{max} = 30 \text{ g.m}^{-3} \quad (1.97)$$

Chapitre 2

MÉTHODE D'OPTIMISATION DYNAMIQUE

2.1. Introduction

L'objectif de l'optimisation dynamique est de déterminer en boucle ouverte (*open loop*), pour un procédé, l'ensemble des profils temporels des variables de décision (pression, température, débit, courant) qui optimise un indice de performance donnée (critère d'optimisation) (coût, temps, énergie, sélectivité) soumis à des contraintes spécifiées (sécurité, environnement et limites physiques). La commande optimale consiste à déterminer les meilleurs profils temporels en boucle fermée.

L'optimisation dynamique a fait l'objet d'un grand nombre de contributions de recherche pendant les trois dernières décennies dans plusieurs domaines d'ingénierie. Aussi bien au niveau théorique que pratique. Au niveau théorique, les développements significatifs ont été réalisés en Génie des Procédés. Ils concernent notamment l'optimisation continue (Bryson & Ho, 1975), l'optimisation hybride (Barton et al., 2000), l'optimisation dynamique mixte (Allgor & Barton, 1999b), et l'optimisation globale (Esposito & Floudas, 2000a) (Papamichail & Adjiman, 2002). En optimisation dynamique, plusieurs scénarios sont possibles dépendant du type d'incertitudes, d'information disponible, et du type d'implémentation (Srinivasan et al., 2002). Ici, seule l'optimisation nominale, c'est-à-dire l'optimisation dynamique sans incertitudes, est considérée.

2.2. Position du problème d'optimisation

Le problème d'optimisation dynamique considéré ici met en jeu un critère, qui doit être optimisé, les équations du modèle de procédé avec les conditions initiales associées, et différents types de contraintes.

2.2.1. Critère

Ici, le critère de type Bolza est considéré et donné comme suit :

$$\underset{u(t), t_f}{\text{Min}} J_o = G_o \left[x(t_f), t_f \right] + \int_0^{t_f} F_o(x, u, t) dt \quad (2.1)$$

La transformation de cette forme du critère en une forme de Meyer (forme uniquement algébrique) ou en une forme de Lagrange (forme intégrale uniquement) est très aisée (Culioli, 1994).

2.2.2. Modèle de procédé

Les équations du modèle de procédé, généralement des équations algèbro-différentielles (DAE) associées aux conditions initiales, sont utilisées pour contraindre les trajectoires des variables d'état. Dans ce travail, nous n'allons considérer que des modèles différentiels. Ils s'expriment sous la forme :

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t), p, t) \quad (2.2)$$

$$x(t_0) = x_0 \quad (2.3)$$

où $x \in \mathfrak{R}^{n_x}$ est le vecteur des variables différentielles, et $u \in \mathfrak{R}^{n_u}$ le vecteur des variables de décision.

2.2.3. Contraintes

Plusieurs types de contraintes peuvent être pris en compte. En général, on distingue les contraintes intérieures, terminales, de dimension infinie aussi bien d'égalité que d'inégalité (Goh & Teo, 1988) (Teo et al., 1991). Par ailleurs, elles peuvent être mises sous la forme canonique suivante, similaire à la forme du critère (2.1) :

$$J_i = G_i \left[x(t_f), t_f \right] + \int_0^{t_i} F_i(x, u, t) dt \quad (2.4)$$

où $t_i \leq t_f$, $i = 1, 2, \dots, n_c$ et n_c est le nombre de contraintes.

Par exemple, si une contrainte de dimension infinie d'inégalité $\phi(x, u, t) \leq 0$ est mise en jeu, alors $G_i = 0$ et $F_i = \omega \left[\max(\phi(x, u, t), 0) \right]^2$, où ω est un poids ajustable. La contrainte est ensuite exprimée comme $J_i \leq 0$. Dans le cas de la contrainte terminale d'égalité $\phi(x, u, t_f) = 0$, alors $G_i = \omega \left[\phi(x, u, t) \right]^2$ et $F_i = 0$. La contrainte est ensuite exprimée comme $J_i = 0$. La détermination de G_i et F_i pour les autres types de contraintes est très aisée.

2.3. Méthodes de résolution

Les méthodes numériques utilisées pour résoudre les problèmes d'optimisation dynamique peuvent être groupées en deux catégories : les méthodes indirectes et directes. Seules les méthodes de résolution directes sont considérées dans ce travail.

2.3.1. Méthodes directes

Dans cette catégorie, on distingue deux approches : approche séquentielle et approche simultanée. L'approche séquentielle, souvent appelée CVP¹, consiste en une approximation des variables de décision par une fonction de peu de paramètres et laissant les équations du modèle dans sa forme initiale de système différentiel (Goh & Teo, 1988). Les fonctions constantes par morceau sont souvent utilisées. Par conséquent, le problème d'optimisation de dimension infinie par rapport aux variables de décision continue est transformé en un

¹ CVP : Control Vector Parameterization

problème de programmation non-linéaire de dimension finie NLP¹ qui peut être résolu à l'aide de n'importe quelle méthode de gradient classique, par exemple la méthode SQP² (Schittkowski, 1985). Le calcul du critère d'optimisation est effectué en résolvant un problème de valeur initiale (IVP) du système différentiel original et les gradients du critère et des contraintes peuvent être calculées par différences finies, ou système adjoint (Goh & Teo, 1988), ou par sensibilités (Feehery, 1998). Par ailleurs, l'approche séquentielle est une méthode de type-faisable, c'est-à-dire la solution est améliorée à chaque itération.

Dans la stratégie simultanée, les variables d'état et de décision sont discrétisées en utilisant des polynômes (par exemple les polynômes de Lagrange) dont les coefficients sont les variables de décision du problème NLP résultant (Biegler, 1984) (Cuthrell & Biegler, 1987). Contrairement à la méthode CVP, l'approche simultanée ne nécessite pas l'intégration des équations du modèle à chaque itération de la méthode NLP. La méthode est cependant de type-infaisable, c'est-à-dire que la solution n'est disponible qu'une fois que le processus itératif a convergé.

Dans ce travail, l'approche séquentielle est utilisée avec la méthode des sensibilités pour le calcul des gradients.

2.3.2. Méthode des sensibilités

- **Description du système**

Considérons un système dynamique décrit par un système d'équations différentielles ordinaires (ODEs³) :

$$\dot{x} = f(t, x, u, p) \quad (2.5)$$

avec les conditions initiales suivantes :

$$x(0) = x_0 \quad (2.6)$$

où $x \in \mathbb{R}^{nx}$: vecteur de variables d'état.

$u \in \mathbb{R}^{mu}$: vecteur de variable de commande.

$p \in \mathbb{R}^{np}$: vecteur de paramètres.

t_f : le temps final du processus.

L'objectif de l'optimisation dynamique est de déterminer la politique optimale $u(t)$, le vecteur de paramètres p et le temps final t_f (lorsque le problème de temps minimum est considéré) qui minimisent la fonction objectif de forme générale (formulation de Meyer) :

$$\underset{t_f, u, p}{\text{Min}} J_0 = G_0(t_f, x_f, u, p) \quad (2.7)$$

avec des contraintes définies par :

¹ NLP : NonLinear Programming

² SQP : Successive Quadratic Programming

³ ODE : Ordinary Differential Equation

$$G_l(t_f, x_f, u, p) \leq 0 \quad , \quad l = 1, 2, \dots, m \quad (2.8)$$

où m : le nombre de contraintes, $m = m_e + m_i$.
 m_e : les contraintes d'égalité.
 m_i : les contraintes d'inégalité.

On suppose que le vrai profil continu des variables de décision peut être approximé comme étant constant par morceaux sur N intervalles de temps.

$$u(t) = u_i \quad , \quad t_{i-1} \leq t < t_i \quad , \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2.9)$$

où $\Delta t_i = t_i - t_{i-1}$ est la longueur d'intervalle.

Les variables d'état sont continues aux limites des intervalles :

$$x(t_i^+) = x(t_i^-) \quad (2.10)$$

où t_i^- : désigne le temps final de l'intervalle i .
 t_i^+ : le temps initial de l'intervalle $i+1$.

Les contraintes sont définies par les limites inférieures et supérieures des variables de décision :

$$\Delta t_i \in [\Delta t_i^{\min}, \Delta t_i^{\max}] \quad (2.11)$$

$$u_i \in [u_i^{\min}, u_i^{\max}] \quad (2.12)$$

$$p_i \in [p_i^{\min}, p_i^{\max}] \quad (2.13)$$

- **Variables de décision augmentées**

Le vecteur des variables de décision augmenté $y \in \mathbb{R}^{n_y}$ contient non seulement les variables de décision, mais il peut également contenir la longueur des intervalles de temps Δt_i et les paramètres p_i .

$$\text{soit : } y^T = (\Delta t_1, \dots, \Delta t_N, u_1^T, \dots, u_N^T, p_1^T, \dots, p_N^T) \quad (2.14)$$

2.3.2.1. Sensibilités paramétriques

Les sensibilités paramétriques sont définies comme étant la dérivée partielle des variables d'état par rapport aux variables de décision. Elles sont définies par :

$$s_j(t) = \frac{\partial x(t)}{\partial y_j} \quad ; \quad j = 1, 2, \dots, n_y \quad (2.15)$$

où n_y indique le nombre de variables de décision.

Les équations de sensibilité sont déterminées à partir des équations du modèle de procédé (2.5). La dérivée partielle de (2.5) par rapport aux variables de décision conduit à :

$$\frac{\partial \dot{x}}{\partial y_j} = \left(\frac{\partial f^T}{\partial x} \right)^T \frac{\partial x}{\partial y_j} + \left(\frac{\partial f^T}{\partial u} \right)^T \frac{\partial u}{\partial y_j} + \left(\frac{\partial f^T}{\partial p} \right)^T \frac{\partial p}{\partial y_j} \quad (2.16)$$

Lorsque les coefficients de sensibilité (2.15) sont définis, la relation (2.16) peut être réécrite comme :

$$\dot{s}_j(t) = \left(\frac{\partial f^T}{\partial x} \right)^T s_j(t) + \left(\frac{\partial f^T}{\partial u} \right)^T \frac{\partial u}{\partial y_j} + \left(\frac{\partial f^T}{\partial p} \right)^T \frac{\partial p}{\partial y_j} \quad (2.17)$$

Conditions initiales :

$$s_j(0) = \frac{\partial x(0)}{\partial y_j} = \frac{\partial x_0}{\partial y_j} = 0 \quad (2.18)$$

La solution des équations de sensibilité peut être obtenue par intégration directe des équations (2.17).

Dans le cas où la largeur des intervalles temporels est optimisée, la discontinuité de la sensibilité doit être prise en compte. Lorsque les variables d'état sont continues (2.10) aux limites des intervalles. Ainsi, la différentielle totale pour une variable d'état est calculée comme suit :

$$dx(t_i) = \begin{cases} \partial x(t_i^+) + \dot{x}(t_i^+) dt_i \\ \partial x(t_i^-) + \dot{x}(t_i^-) dt_i \end{cases}, \quad i = 1, 2, \dots, N-1 \quad (2.19)$$

Aussi :

$$dx(t_i^+) = dx(t_i^-) \quad (2.20)$$

Ce qui donne :

$$\partial x(t_i^+) + \dot{x}(t_i^+) dt_i = \partial x(t_i^-) + \dot{x}(t_i^-) dt_i \quad (2.21)$$

Dérivons (2.21) par rapport aux variables de décision :

$$\frac{\partial x(t_i^+)}{\partial y_i} + \dot{x}(t_i^+) \frac{\partial t_i}{\partial y_i} = \frac{\partial x(t_i^-)}{\partial y_i} + \dot{x}(t_i^-) \frac{\partial t_i}{\partial y_i} \quad (2.22)$$

$$\frac{\partial x(t_i^+)}{\partial y_i} = \frac{\partial x(t_i^-)}{\partial y_i} + [\dot{x}(t_i^-) - \dot{x}(t_i^+)] \frac{\partial t_i}{\partial y_i} \quad (2.23)$$

Lorsque les sensibilités (2.15) sont utilisées, la formule (2.23) est simplifiée :

$$s_j(t_i^+) = s_j(t_i^-) + [f(t, x, u_i, p) - f(t, x, u_{i+1}, p)]_{t_i} \frac{\partial t_i}{\partial y_i} \quad (2.24)$$

Par ailleurs, la dérivée partielle de la fonction objectif (2.7) ou des contraintes (2.8) par rapport aux variables de décision conduit à la formule suivante :

$$\frac{\partial J_l}{\partial y_i} = \left(\frac{\partial J_l}{\partial t_f} \right) \frac{\partial t_f}{\partial y_i} + \left(\frac{\partial J_l}{\partial x_f} \right)^T \frac{\partial x_f}{\partial y_i} + \left(\frac{\partial J_l}{\partial u} \right)^T \frac{\partial u}{\partial y_i} + \left(\frac{\partial J_l}{\partial p} \right)^T \frac{\partial p}{\partial y_i} \quad (2.25)$$

où l'on considère que la variation de x_f s'exprime par :

$$\frac{\partial x_f}{\partial y_i} = \left(\frac{\partial x_f}{\partial t_f} \right) \frac{\partial t_f}{\partial y_i} + \left(\frac{\partial x_f}{\partial x_f} \right) \frac{\partial x_f}{\partial y_i} = f(t_f, x_f, u_f, p) \frac{\partial t_f}{\partial y_i} + \frac{\partial x_f}{\partial y_i} \quad (2.26)$$

Tenant compte de l'équation (2.25) et (2.26), l'équation finale du gradient du critère par rapport aux variables de décision est donnée par :

$$\frac{\partial J_l}{\partial y_i} = \left(\frac{\partial J_l}{\partial t_f} \right) \frac{\partial t_f}{\partial y_i} + \left(\frac{\partial J_l}{\partial x_f} \right)^T \left[s_j(t_f) + f(t_f, x_f, u_f, p) \frac{\partial t_f}{\partial y_i} \right] + \left(\frac{\partial J_l}{\partial u} \right)^T \frac{\partial u}{\partial y_i} + \left(\frac{\partial J_l}{\partial p} \right)^T \frac{\partial p}{\partial y_i} \quad (2.27)$$

Où $l = 0, 1, \dots, m$.

Remarque : Pour le critère d'optimisation $l = 0$; pour les m contraintes, $l = 1, \dots, m$.

2.3.2.2. Description de l'algorithme d'optimisation

L'utilisation de la méthode CVP transforme le problème d'optimisation dynamique en un problème d'optimisation statique (NLP) qui est ensuite résolu à l'aide d'une méthode de gradient appropriée (SQP par exemple).

- **Algorithme de résolution**

L'algorithme de résolution est illustré sur la Figure 2.1.

1. Initialisation des variables de décision $y = y_0$.
2. Intégration directe du système (2.5) et des équations de sensibilité (2.17), ($x(t)$ et $s(t)$ sont obtenus).
3. Calcul de la fonction d'objectif (2.7), des contraintes (2.8), et des gradients (2.27).
4. Résolution du problème d'optimisation statique (SQP) :
 - (a) Si l'optimum est atteint l'algorithme s'arrêtera et $y = y_{optimal}$.
 - (b) Sinon, il est nécessaire de répéter l'algorithme depuis l'étape 2 avec de nouvelles valeurs de variables de décision $y = y_{new}$.

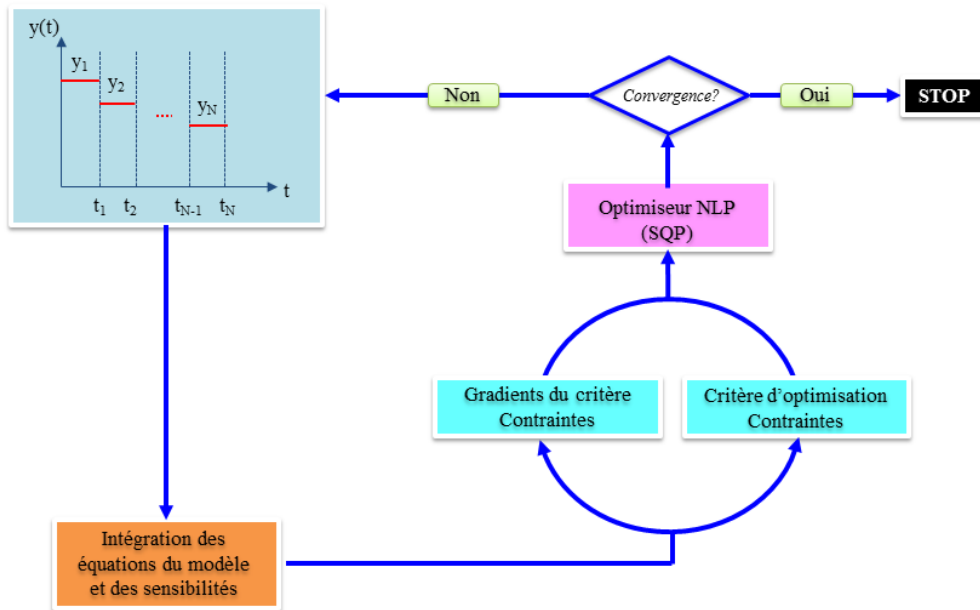


Figure 2.1. Représentation schématique de l'algorithme de résolution

- **Gradients par rapport au temps**

Dans le cas où la largeur des intervalles temporels est optimisée, les incréments temporels Δt_i seront optimisés, plutôt que les valeurs absolues des temps t_i pour des raisons numériques. Par conséquent, les gradients par rapport aux bornes t_i doivent être modifiées. La relation entre le temps final et l'incrément temporel est donnée par:

$$t_f = \sum_{i=1}^N \Delta t_i \quad (2.28)$$

Par conséquent :

$$\frac{\partial J_l}{\partial \Delta t_i} = \sum_{r=1}^N \frac{\partial J_l}{\partial t} \frac{\partial t}{\partial \Delta t_i} \quad (2.29)$$

- **Avantages et inconvénients des différentes méthodes de calcul du gradient**

Différentes méthodes peuvent être utilisées pour calculer les gradients du critère et des contraintes par rapport aux variables de décision. La première d'entre elles est l'approche des différences finies, qui intègre le système séquentiellement avec une petite perturbation de chaque variable de décision. La seconde est la méthode des sensibilités qui a besoin d'intégrer directement le système et les équations de sensibilité. La dernière utilise l'intégration directe du système et l'intégration à rebours des équations adjointes. Ces méthodes sont comparées dans le Tableau 2.1.

Tableau 2.1. Comparaison des méthodes de calcul du gradient

	Différences finies	Équation de sensibilité	Système adjoint (Bryson & Ho, 1975)
Implémentation	Les dérivées des ODE ne sont pas	Les dérivées des ODE sont requises	Les dérivées des ODE sont requises

	requis		
Précision des gradients	Dépend du choix de Δy	Comparable à la tolérance de l'intégration	Comparable à la tolérance de l'intégration
Toutes les équations sont intégrées ensemble	Oui	Oui	Non
Nombre d'équations intégrées	$n_y(n_x + 1)$	$n_y(n_x + 1)$	$n_x + (1 + m)(n_x + n_q^b)$
La stabilité lors de l'intégration	Stable si les ODE sont stables	Stable si les ODE sont stables	Les équations adjointes peuvent être instables, même si les ODE sont stables

Chacune des méthodes mentionnées ci-dessus est utile pour différents types de problèmes. L'approche des différences finies offre moins de précision, surtout pour les systèmes fortement non linéaires, mais son implémentation est plus facile comparée aux autres méthodes. Le principal avantage de la méthode des sensibilités est la précision des gradients, comparable à celle obtenue par l'approche du système adjoint, bien plus compliquée à appliquer. L'inconvénient de cette méthode est une génération d'un grand système d'équations différentielles puisque pour chaque variables de décision correspond un ensemble d'équations différentielles d'une dimension égale au nombre des états du procédé optimisé. Pour un système avec un grand nombre de variables de décision et un faible nombre de contraintes, l'approche du système adjoint est préférable, car un seul système d'équations à intégrer est généré pour l'ensemble des variables de décision. Le choix d'une méthode appropriée est une question importante parce que 80% du temps de calcul est consacré aux intégrations. La comparaison des méthodes présentées peut être trouvée dans (Rosen et Luus, 1991).

2.3.2.3. Exemple de détermination des équations de sensibilité

La détermination des équations de sensibilité est détaillée pour le cas simple d'un réacteur chimique batch parfaitement mélangé siège d'une série de deux réactions $A \xrightarrow{k_1} B \xrightarrow{k_2} D$ de cinétiques de 1^{ère} ordre par rapport aux réactifs.

- **Bilan de matière :**

$$\frac{dC_A}{dt} = -k_1(T)C_A \quad ; \quad C_A(0) = C_{A0} \quad (2.30)$$

$$\frac{dC_B}{dt} = k_1(T)C_A - k_2(T)C_B \quad ; \quad C_B(0) = C_{B0} \quad (2.31)$$

- **Problème d'optimisation sans contrainte :**

L'objectif ici est de déterminer le profil de température qu'il faudrait appliquer pour maximiser la concentration finale du produit B au bout d'un temps opératoire t_f fixé.

Soit :
$$\text{Max}_{T(t)} \{ J = C_B(t_f) \} \quad (2.32)$$

Soumis à :

$$\frac{dC_A}{dt} = -k_1(T)C_A \quad ; \quad C_A(0) = C_{A0} \quad (2.33)$$

$$\frac{dC_B}{dt} = k_1(T)C_A - k_2(T)C_B \quad ; \quad C_B(0) = C_{B0} \quad (2.34)$$

Avec :

$$k_i(T) = k_{i0} \cdot \exp\left(-\frac{E_i}{RT}\right) ; i = 1, 2 \text{ et } t \in [0, t_f] \quad (2.35)$$

• **Cas de deux intervalles de temps (N = 2) :**

Pour illustrer comment déterminer les équations de sensibilité, on approxime la température à l'aide d'une fonction constante par morceaux dans chaque intervalle (Figure 2.2).

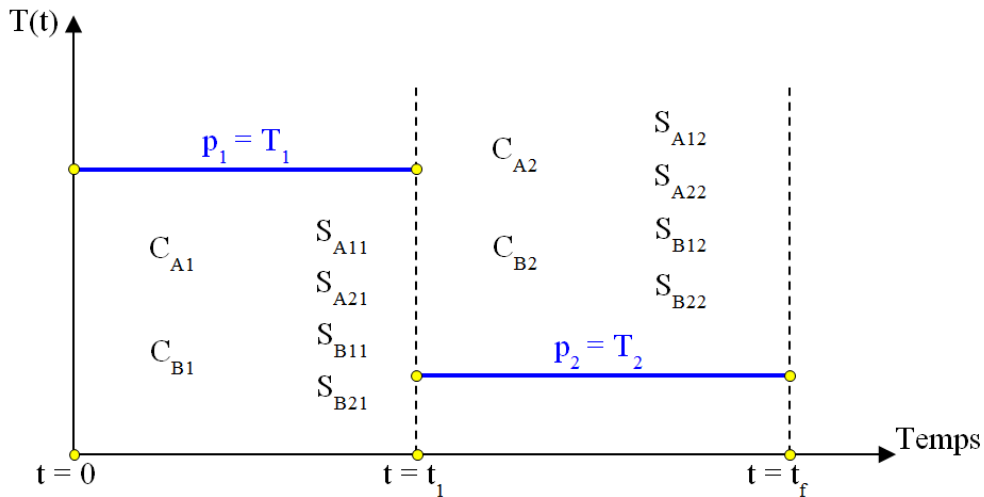


Figure 2.2. Cas de deux intervalles de temps (N = 2)

Nous avons donc 4 équations d'état (2 par intervalle) et deux paramètres p_1 et p_2 ; on aura donc 8 équations de sensibilités.

$T(t)$ est remplacée par le paramètre p_1 dans le domaine $[0, t_1]$ et par p_2 dans le domaine $[t_1, t_f]$. Le problème d'optimisation s'écrit donc :

$$\text{Min}_{p_1, p_2} \{ J = -C_B(t_f) \} \quad (2.36)$$

Soumis à :

$$\left. \begin{aligned} \frac{dC_{A1}}{dt} &= -k_1(p_1)C_{A1} && ; C_{A1}(0) = C_{A0} \\ \frac{dC_{B1}}{dt} &= k_1(p_1)C_{A1} - k_2(p_1)C_{B1} && ; C_{B1}(0) = C_{B0} \\ k_i(p_1) &= k_{i0} \exp\left(-\frac{E_i}{Rp_1}\right) && ; i = 1, 2 \end{aligned} \right\} t \in]0, t_1] \quad (2.37)$$

$$\left. \begin{aligned} \frac{dC_{A2}}{dt} &= -k_1(p_2)C_{A2} && ; C_{A2}(t_1) = C_{A1}(t_1) \\ \frac{dC_{B2}}{dt} &= k_1(p_2)C_{A2} - k_2(p_2)C_{B2} && ; C_{B2}(t_1) = C_{B1}(t_1) \\ k_i(p_2) &= k_{i0} \exp\left(-\frac{E_i}{Rp_2}\right) && ; i = 1, 2 \end{aligned} \right\} t \in]t_1, t_f] \quad (2.38)$$

Le gradient du critère J par rapport à $p = (p_1, p_2)^T$ est donné par :

$$\frac{\partial J}{\partial p} = \left(\begin{array}{l} \frac{\partial J}{\partial p_1} = \frac{\partial}{\partial p_1}(-C_{B2}(t_f)) = -S_{B12}(t_f) \\ \frac{\partial J}{\partial p_2} = -\frac{\partial C_{B2}(t_f)}{\partial p_2} = -S_{B22}(t_f) \end{array} \right) \quad (2.39)$$

Le premier indice de S est le constituant, le deuxième représente l'intervalle et le dernier est relatif au paramètre. Le calcul de $S_{B12}(t_f)$ et $S_{B22}(t_f)$ nécessite l'intégration des 8 équations des sensibilités en même temps que les équations du modèle du procédé. Pour fixer les idées, voici le calcul détaillé de S_{A11} . Les autres calculs sont évidents.

$$\dot{S}_{A11} = \frac{\partial}{\partial p_1} \left(\frac{dC_{A1}}{dt} \right) = \frac{\partial}{\partial C_{A1}} \left(\frac{dC_{A1}}{dt} \right) \frac{dC_{A1}}{\partial p_1} + \frac{\partial}{\partial C_{B1}} \left(\frac{dC_{A1}}{dt} \right) \frac{\partial C_{B1}}{\partial p_1} + \frac{\partial}{\partial p_1} \left(\frac{dC_{A1}}{dt} \right) \frac{\partial p_1}{\partial p_1} \quad (2.40)$$

$$\begin{aligned} \dot{S}_{A11} &= \frac{\partial}{\partial p_1} (-k_1(p_1)C_{A1}) = \frac{\partial}{\partial C_{A1}} (-k_1(p_1)C_{A1}) \frac{\partial C_{A1}}{\partial p_1} + \frac{\partial}{\partial C_{B1}} (-k_1(p_1)C_{A1}) \frac{\partial C_{B1}}{\partial p_1} \\ &+ \frac{\partial}{\partial p_1} (-k_1(p_1)C_{A1}) \frac{\partial p_1}{\partial p_1} \end{aligned} \quad (2.41)$$

$$\dot{S}_{A11} = -k_1(p_1)S_{A11} - \frac{E_1}{Rp_1^2} k_1(p_1)C_{A1} \quad (2.42)$$

Avec :

$$S_{A11}(0) = \frac{\partial C_{A1}(0)}{\partial p_1} = \frac{\partial C_{A0}}{\partial p_1} = 0 \quad (2.43)$$

Les 8 équations de sensibilité sont données par :

$$\left. \begin{array}{l}
\dot{S}_{A11} = -k_1(p_1)S_{A11} - \frac{E_1}{Rp_1^2}k_1(p_1)S_{A1} \\
\dot{S}_{A21} = -k_1(p_1)S_{A21} \\
\dot{S}_{B11} = k_1(p_1)S_{A11} + \frac{E_1}{Rp_1^2}k_1(p_1)C_{A1} - k_2(p_1)S_{B11} - \frac{E_2}{Rp_1^2}k_2(p_1)C_{B1} \\
\dot{S}_{B21} = k_1(p_1)S_{A21} - k_2(p_1)S_{B21} \\
\dot{S}_{A12} = -k_1(p_2)S_{A12} \\
\dot{S}_{A22} = -k_1(p_2)S_{A22} - \frac{E_1}{Rp_2^2}k_1(p_2)C_{A1} \\
\dot{S}_{B12} = k_1(p_2)S_{A12} - k_2(p_2)S_{B21} \\
\dot{S}_{B22} = k_1(p_2)S_{A22} + \frac{E_1}{Rp_2^2}k_1(p_2)C_{A1} - k_2(p_2)S_{B22} - \frac{E_2}{Rp_2^2}k_2(p_2)C_{B1}
\end{array} \right\} \begin{array}{l} t \in]0, t_1] \\ \\ \\ \\ t \in]t_1, t_2] \end{array} \quad (2.44)$$

Avec :

$$\left. \begin{array}{l}
S_{A11}(0) = 0 \\
S_{A21}(0) = 0 \\
S_{B11}(0) = 0 \\
S_{B21}(0) = 0
\end{array} \right\} t \in]0, t_1] \quad (2.45)$$

$$\left. \begin{array}{l}
S_{A12}(t_1) = S_{A11}(t_1) \\
S_{A22}(t_1) = S_{A21}(t_1) \\
S_{B12}(t_1) = S_{B11}(t_1) \\
S_{B22}(t_1) = S_{B21}(t_1)
\end{array} \right\} t \in]t_1, t_f] \quad (2.46)$$

À la fin de l'intégration, c'est-à-dire à $t = t_f$, nous avons les valeurs de $S_{B12}(t_f)$ et $S_{B22}(t_f)$ et par conséquent celle du gradient de J par rapport à p .

2.4. Présentation du logiciel gProms

Dans toute cette étude, le logiciel gProms a été utilisé aussi bien pour la simulation que pour l'optimisation.

gProms est un logiciel de simulation et optimisation de procédés complexes dont le comportement est souvent décrit par des systèmes de grande dimension. Ses principales caractéristiques résident dans la résolution des systèmes d'équations algèbro-différentielles, éventuellement de nature hybride, et la génération automatique et la résolution des équations de sensibilités paramétriques indispensables en optimisation de procédés.

gProms est développé et distribué par la société PSEntreprise (www.psentreprise.com).

Chapitre 3

SIMULATION ET OPTIMISATION DE STATIONS D'ÉPURATION DE PETITE TAILLE

Ce chapitre constitue le prolongement direct des travaux de thèse Chachuat (2001a) sur l'optimisation dynamique et la commande optimale des stations de traitement de petite taille. Contrairement à ce qui a été fait jusqu'à maintenant : (i) l'aération n'est plus alternée, mais continue, (ii) le décanteur n'est plus considéré comme parfait, mais son fonctionnement est modélisé à l'aide d'une série de 10 couches de décantation, (iii) la méthode d'optimisation développée est fondée sur la méthode des sensibilités implémentée au sein du logiciel de simulation et optimisation dynamique gProms. L'influence du modèle du décanteur sur la minimisation de l'énergie d'aération a été particulièrement analysée.

3.1. Description de la station étudiée

La station typique de traitement des eaux usées étudiée est constituée de deux compartiments principaux (Figure 3.1) : un bassin biologique (réacteur biologique) et un décanteur (Chachuat et al., 2001a, 2003, 2005a).

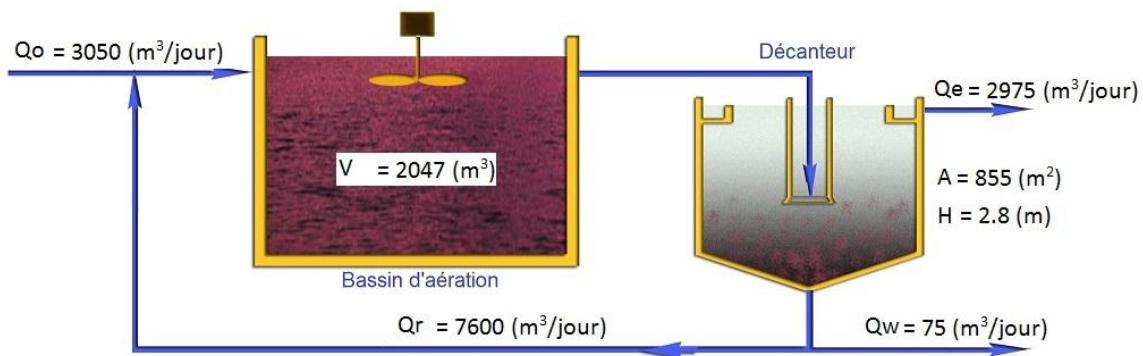


Figure 3.1. Configuration de la station de traitement biologique étudiée

C'est une filière de traitement de configuration classique comprenant une étape de pré-traitement (dégrillage, dessablage, déshuilage et décantation primaire) suivi d'une étape de traitement biologique. Le traitement des boues est également assuré sur le site de la station.

Concernant l'étape de traitement biologique plus spécifiquement, les réactions de dégradation s'effectuent au sein d'un réacteur unique de 2 047 m³. L'aération et le brassage de la liqueur mixte sont assurés au moyen de 3 turbines délivrant une puissance de 30 kW chacune. Par ailleurs, des essais d'aération ont permis d'établir, pour le coefficient $k_L a$ relatif au transfert d'oxygène, une valeur de 4,5 h⁻¹.

Le décanteur est de type cylindro-conique. Il présente une surface au miroir de 855 m² et une hauteur de 2,8 m en périphérie ; la pente dans le cône d'extraction est de 1/20 ème. L'extraction des boues se fait à partir de cet ouvrage de manière constante à raison de 1/4 d'heure d'extraction toutes les heures. Le débit de recyclage est constant et réglé de manière à ce que le taux de recyclage soit de 250%. Aussi, comme le débit moyen journalier mesuré est de 3 050 m³.j⁻¹, le débit de recyclage est de l'ordre de 7 600 m³.j⁻¹.

Dans le bassin de cette station, le système d'aération fonctionne séquentiellement, de manière à alterner les conditions d'aérobie et d'anoxie. La gestion des cycles d'aération

s'effectue au moyen d'horloges et est ainsi identique d'un jour à l'autre (Figure 3.2). Par ce type de commande, la durée journalière d'aération est de 12h45.

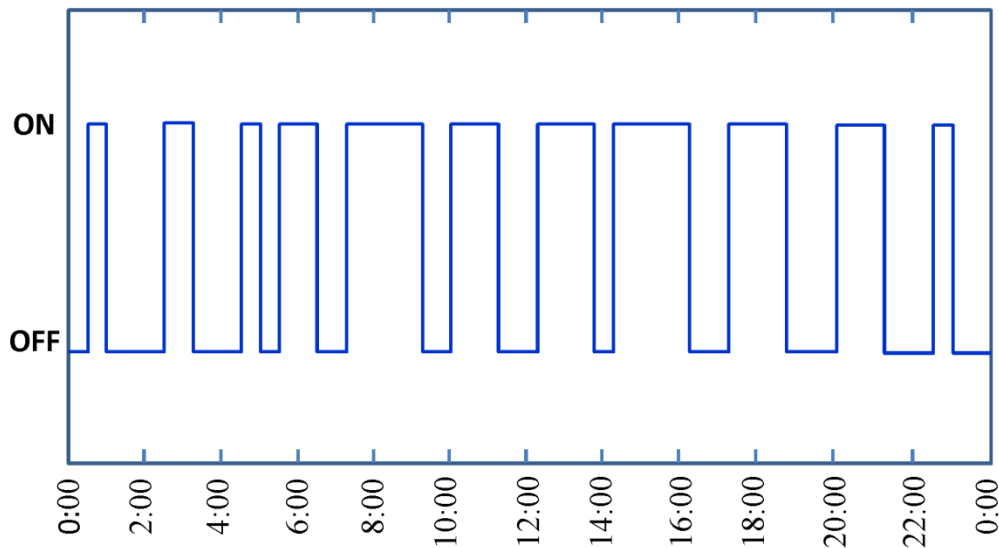


Figure 3.2. Configuration des cycles d'aération (commande par horloges)

3.2. Formulation des données d'entrée (identification)

Afin de simuler et optimiser la station de traitement des eaux usées considérée, il est nécessaire de connaître les données d'entrée, à savoir : le débit et la composition de l'entrée. Pour cela, il faut effectuer des mesures sur la station d'épuration. Normalement, les données mesurées sont saisies dans un fichier « Excel » ou « TXT ». Dans le cas où ces données sont mesurées en continu, on peut les utiliser directement dans le calcul, à condition que le logiciel utilisé soit capable de lire directement le fichier de données brutes. On verra plus tard que gProms nécessite le développement d'un outil permettant la lecture et l'utilisation de données brutes à partir de fichiers TXT.

Dans le cas qui nous intéresse ici où les données mesurées ne sont pas suffisantes (par exemple, les données d'entrée sont mesurées pendant une seule semaine) et où le logiciel ne peut pas lire directement les données brutes, il est alors difficile de calculer ou simuler pour une période plus longue. Pour cela, la simulation des données d'entrée en fonction du temps $F(t)$ est nécessaire pour les utiliser facilement. Dans la réalité, la plupart des données d'entrée varient régulièrement au fil du temps (chaque heure de la journée et chaque jour de l'année), on peut donc formuler la fonction $F(t)$ à partir des données variables pour chaque heure d'un jour donné afin de faciliter leur utilisation dans la simulation de la station d'épuration pour d'autres périodes.

Dans cette partie seront formulées et simulées les données d'entrée sous la forme d'une fonction $F(p,t)$ (p sont les paramètres ; t est le temps). L'objectif est d'identifier les paramètres p pour que $F(p,t)$ représente au mieux les données mesurées.

3.2.1. Mesures expérimentales

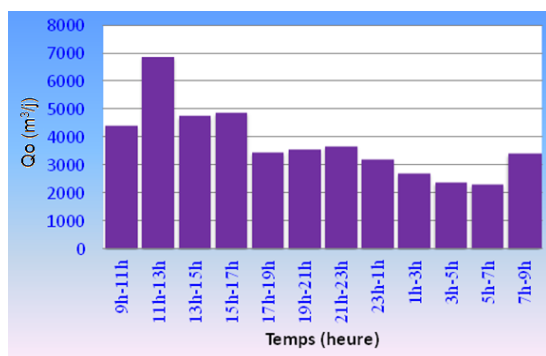
Les mesures expérimentales disponibles sur cette unité ont été obtenues lors d'une campagne de mesure d'une semaine, qui s'est déroulée du 4 au 11 septembre 1996. Les mesures réalisées sont de deux types :

- *Des prélèvements moyens* sur 24 heures les six premiers jours (du mercredi 4 septembre 9h00 au mardi 10 septembre 9h00). Ces prélèvements concernent l'effluent brut, l'effluent prétraité et l'effluent rejeté. Toutefois, les mesures sur l'effluent brut présentent peu d'intérêt puisque la modélisation de l'étape de prétraitement ne fait pas l'objet de cette étude.
- *Des prélèvements instantanés* sur la liqueur mixte présente dans le bassin d'aération et la boue de recirculation. Un prélèvement quotidien a ainsi été réalisé durant les six premiers jours (à 14 heures) ; deux le dernier jour (à 14 et 16 heures).

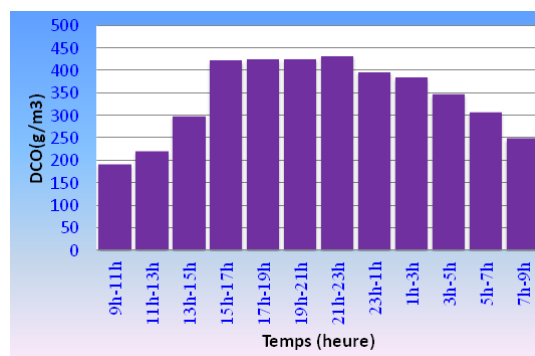
Les concentrations mesurées sur l'influent concernent le débit, la *DCO*, *NTK*, *MES* et *MVS*. Toutefois, les mesures de *MES* et de *MVS* sont, d'un point de vue pratique, difficilement exploitables. Il est, en effet, apparu difficile de corréliser au moyen d'une relation simple (relation du type $DCO = a.MES + b.MVS$), les concentrations en *MES* et en *MVS* avec leurs équivalents en *DCO*. Ceci est d'autant plus regrettable que ces mesures sont généralement porteuses d'information sur la composition de l'influent et qu'il n'a pas été possible, dans ces conditions, d'en tenir compte.

Les données sur l'effluent prétraité sont des mesures moyennes sur 24 heures et sur 2 heures. Ces mesures sont consignées dans le Tableau A.1 et le Tableau A.2 (Annexe A).

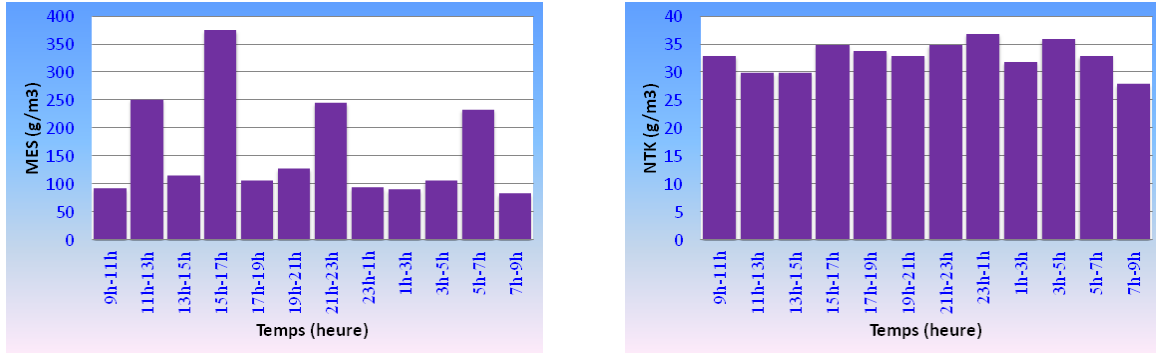
Le débit et les concentrations de l'effluent prétraité sont mesurés sur des échantillons moyens de 2 heures. Ces données permettent de reconstituer les variations du débit (Q_0) et des concentrations (*DCO*, *MES*, *NTK*) incidents tout au long des 24 heures de mesure (Figure 3.3).



a/ Débit d'alimentation



b/ Concentration en DCO



c/ Concentration en MES

d/ Concentration en NTK

Figure 3.3. Données expérimentales

3.2.2. Formulation des données d'entrée

Pour utiliser ces mesures expérimentales en simulation, nous allons les corrélérer à l'aide de fonctions sinusoïdales de période $2k\pi$ ($k \geq 1$). Dans le cas du débit d'alimentation, la fonction de corrélation s'écrit :

$$\tau_{Q(t)} = 1 + \sum_{k=1}^N [a_k \cos(2k\pi t) + b_k \sin(2k\pi t)] \quad (3.1)$$

Où $\tau_Q = Q_0(t)/Q_0$, est le rapport entre le débit incident à l'instant t et le débit journalier moyen. Les coefficients a_k et b_k sont déterminés en minimisant la fonction d'écart \mathcal{E} suivante :

$$\min_{a_k, b_k} \mathcal{E} = \sum_{j=1}^{12} \left[\frac{1}{T} \int_{t_0+(j-1)T}^{t_0+jT} [\tau_Q(t) dt - \tau_Q^j] \right]^2 \quad (3.2)$$

où T désigne la période d'échantillonnage des prélèvements moyens ($T=2h$) et τ_Q^j , le rapport entre le débit moyen mesuré lors de la $j^{\text{ème}}$ période (entre $t_0+(j-1)T$ et t_0+jT) et le débit journalier moyen. L'intégration de la fonction d'écart donne :

$$\mathcal{E} = \sum_{j=1}^{12} \left[1 + \sum_{k=1}^N \left[a_k \frac{\sin(2k\pi t)}{2k\pi} - b_k \frac{\cos(2k\pi t)}{2k\pi} \right]_{t_0+(j-1)T}^{t_0+jT} - \tau_Q^j \right]^2 \quad (3.3)$$

Dans cette partie nous avons utilisé le logiciel gProms pour corrélérer les profils temporels du débit et de la concentration en *DCO* mesurés. Les résultats obtenus sont présentés sur les Figure 3.4 - Figure 3.7. Les valeurs correspondantes des coefficients a_k et b_k , pour $k = 5$, sont également présentées.

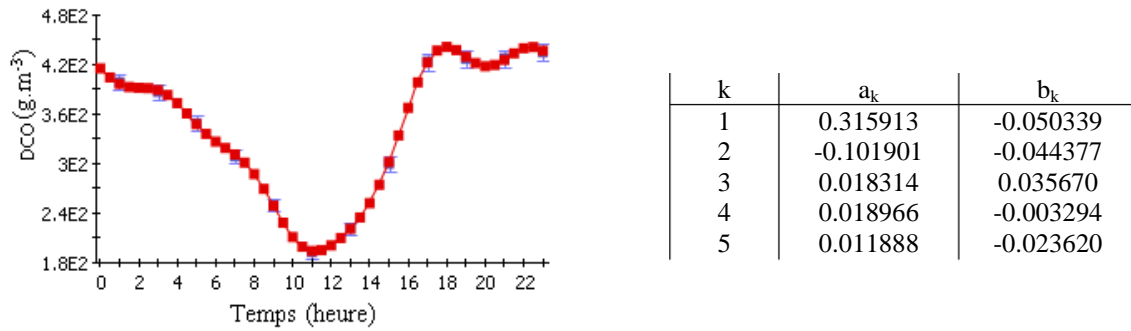


Figure 3.4. Comparaison des prédictions de la corrélation et des mesures moyennes de la DCO

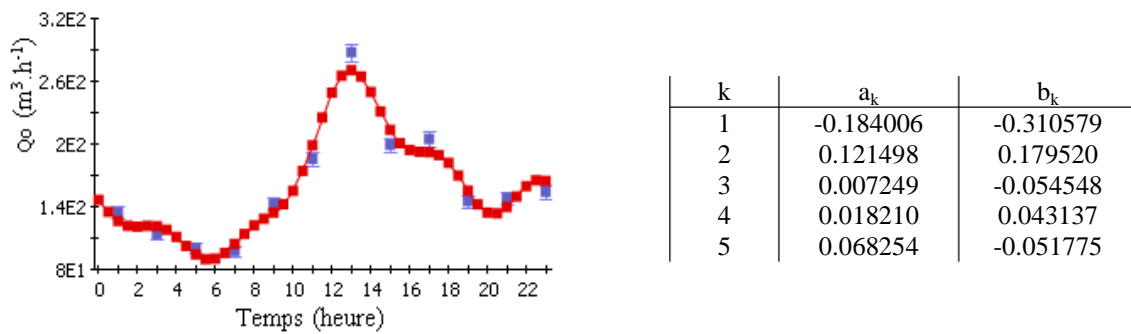


Figure 3.5. Comparaison des prédictions de la corrélation et des mesures moyennes du débit de l'influent Q₀

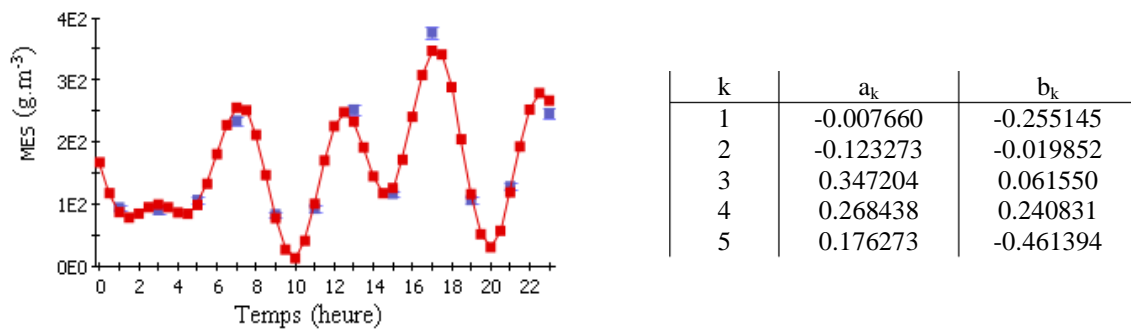


Figure 3.6. Comparaison des prédictions de la corrélation et des mesures moyennes des MES

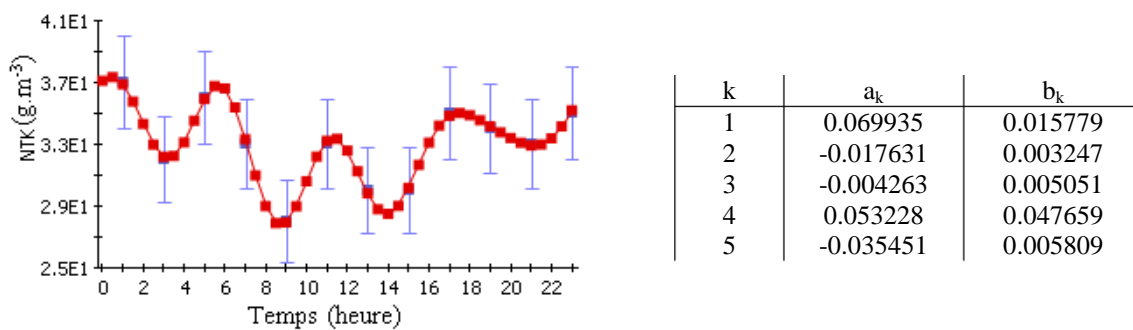


Figure 3.7. Comparaison des prédictions de la corrélation et des mesures moyennes de NTK

Il ressort de cette étude que les profils expérimentaux du débit et de la concentration en DCO sont mieux reproduits à l'aide d'un ensemble de dix paramètres, c'est-à-dire pour $k = 5$. Ce sont ces expressions qui seront utilisées dans le reste de l'étude. Les résultats sont résumés dans le Tableau 3.1.

Tableau 3.1. Paramètres du débit et des concentrations entrantes

k	Q _o		DCO		MES		NTK	
	a _k	b _k	a _k	b _k	a _k	b _k	a _k	b _k
1	-0.184006	-0.310579	0.315913	-0.050339	-0.007660	-0.255145	0.069935	0.015779
2	0.121498	0.179520	-0.101901	-0.044377	-0.123273	-0.019852	-0.017631	0.003247
3	0.007249	-0.054548	0.018314	0.035670	0.347204	0.061550	-0.004263	0.005051
4	0.018210	0.043137	0.018966	-0.003294	0.268438	0.240831	0.053228	0.047659
5	0.068254	-0.051775	0.011888	-0.023620	0.176273	-0.461394	-0.035451	0.005809

3.2.3. Comparaison entre les corrélations et les valeurs réellement utilisées par gProms à partir de la lecture du fichier de données brutes

Les équations du modèle de la station d'épuration considérée sont résolues à l'aide de gProms qui est un logiciel de simulation et optimisation de procédés complexes dont le comportement est souvent décrit par des systèmes de grande dimension. Ses principales caractéristiques résident dans la résolution des systèmes d'équations algèbro-différentielles, éventuellement est de nature hybride, et la génération automatique et la résolution des équations de sensibilités paramétriques indispensables en optimisation de procédés. Le modèle de simulation sous gProms est présenté sur la Figure 3.8.

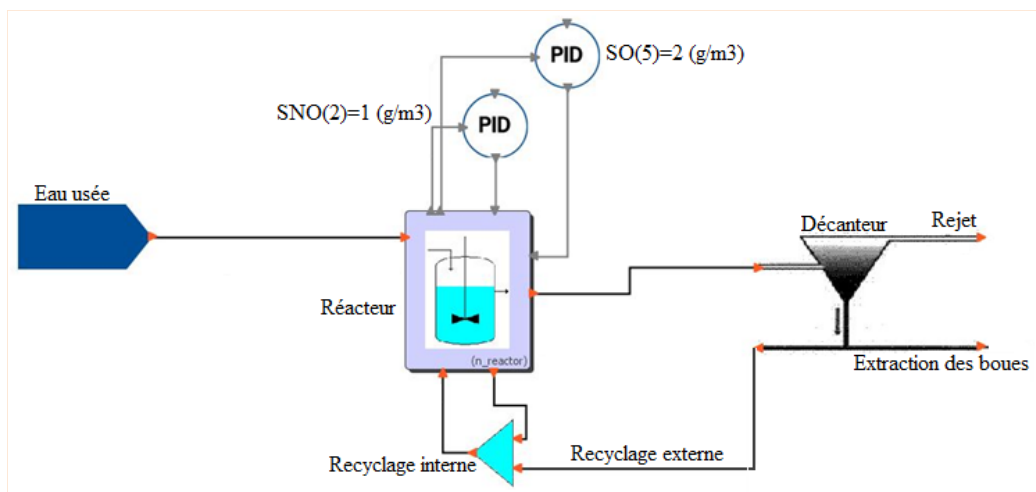


Figure 3.8. Modèle de simulation gProms

Cependant, dans les fichiers de données brutes, les mesures sont obtenues avec une fréquence d'échantillonnage qui n'est pas exactement la même que le pas d'intégration de l'intégrateur de gProms. Par conséquent, une application (input foreign object) a été

développée dans l'environnement de gProms pour lire les données brutes à partir d'un fichier TXT et générer, les valeurs qui correspondent aux par d'intégration de gProms.

Les Figure 3.9 et Figure 3.10 comparent les mesures expérimentales corrélées aux valeurs réellement utilisées par gProms à partir de la lecture du fichier de données brutes, respectivement pour le débit et la *DCO* de l'influent. On remarque que les valeurs utilisées par gProms sont moins précises que les corrélations des mesures expérimentales. Ceci s'explique d'une part par la grande période d'échantillonnage expérimentale, surtout pour la *DCO*, et d'autre part par l'interpolation linéaire utilisée pour générer les mesures manquantes. Une interpolation d'ordre supérieur améliorerait sûrement les résultats.

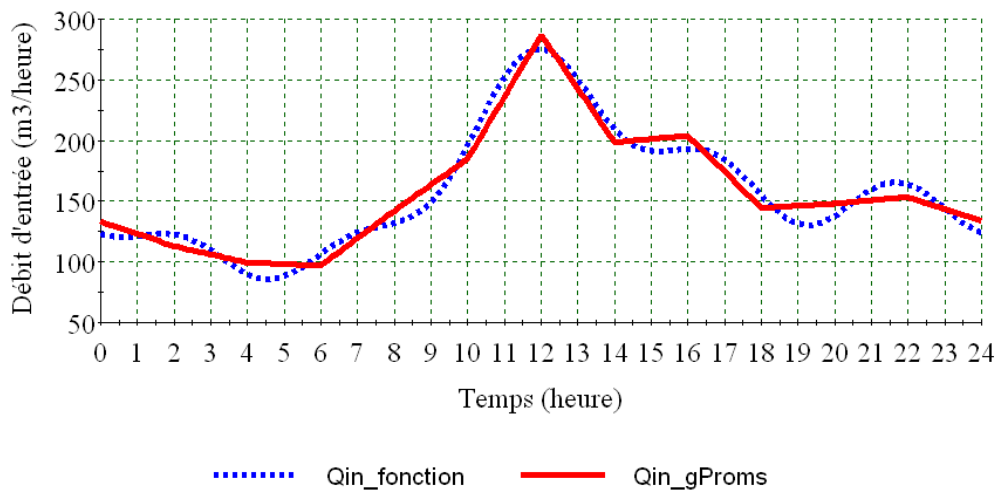


Figure 3.9. Comparaison entre les mesures expérimentales corrélées du débit Q_0 et les valeurs utilisées directement par gProms

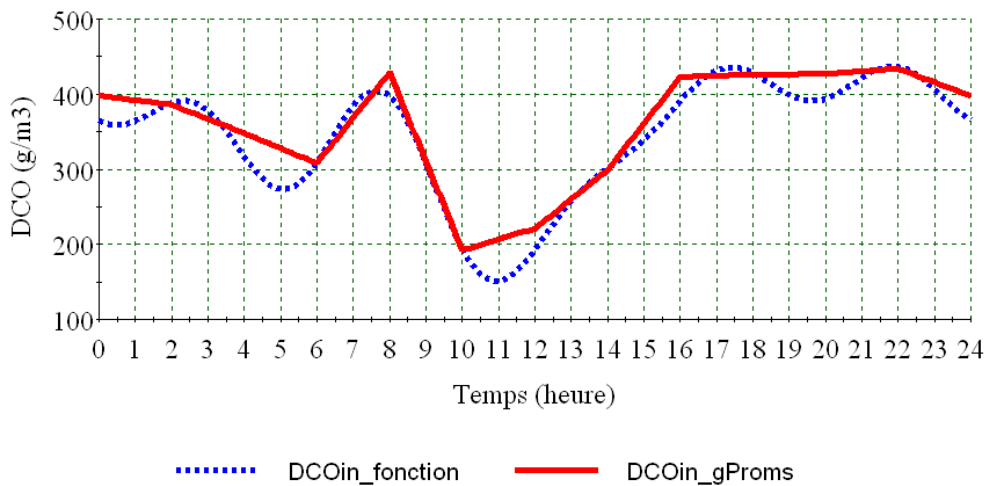


Figure 3.10. Comparaison entre les mesures expérimentales corrélées de DCO et les valeurs utilisées directement par gProms

3.3. Simulation dynamique pour différents modèles de décanteur

Pour alléger l'implémentation de la méthode d'optimisation utilisée et ainsi réduire les temps de calcul, Chachuat (2001a) a réduit le modèle de la station d'épuration étudiée en simplifiant le modèle du décanteur. Ce dernier est considéré comme un séparateur dans lequel le liquide et le solide se séparent parfaitement et instantanément.

L'objectif ici est d'évaluer la pertinence de cette simplification en comparant les concentrations simulées de l'effluent de la station obtenues avec les deux modèles simplifié et réaliste du décanteur.

3.3.1. Rappels des modèles du décanteur

Les stations de traitement des eaux usées de petite taille sont souvent équipées d'un seul décanteur secondaire, situé en aval du réacteur d'aération et utilisé pour séparer le liquide épuré qui sort en haut, des boues qui sédimentent en bas.

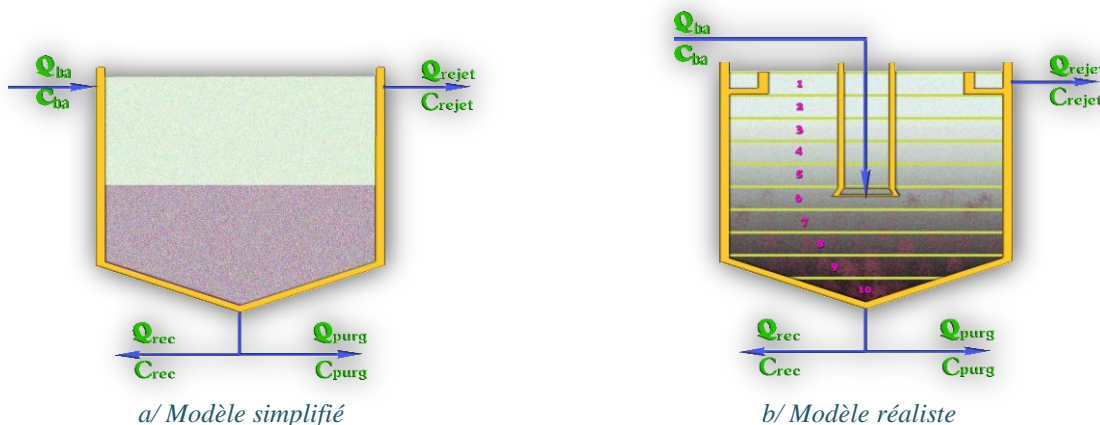


Figure 3.11. Décanteur avec les modèles simplifié et réaliste

Pour simplifier le modèle des stations d'épuration, et par conséquent réduire le temps de calcul, le décanteur est considéré comme un séparateur parfait. On suppose que le mélange en sortie du décanteur se sépare instantanément en deux couches parfaitement mélangées (Figure 3.11a): une couche liquide en haut et une couche solide en bas. Le modèle qui décrit le fonctionnement de ce séparateur parfait est appelé *modèle simplifié*.

Dans la réalité de la décantation, des gradients de concentrations existent dans le décanteur et sont distribués de bas en haut. Pour décrire ces gradients, le décanteur est divisé en dix couches de même épaisseur (Figure 3.11b). Chaque couche est décrite par une équation de décantation différente. Le modèle résultant de cette description [1.3.5] est plus proche de la réalité et s'appelle *modèle réaliste*.

Les modèles mathématiques qui déterminent les concentrations dans le décanteur pour les deux cas (simplifié et réaliste) sont présentés dans la partie [1.3.5] :

- Modèle réaliste : les équations de (1.20) à (1.44).
- Modèle simplifié : les équations dans les Tableau 1.5 et Tableau 1.6 .

Pour calculer les concentrations dans le décanteur mentionné ci-dessus, il faut connaître les concentrations en sortie du réacteur biologique. Le modèle du réacteur est également présenté dans la partie [1.3.4].

3.3.2. Résultats de simulation

Pour simuler le fonctionnement de la station d'épuration, les corrélations des mesures expérimentales [3.2.2] sont utilisées pour représenter le débit et les concentrations de l'influent. Dans ce cas, nous avons utilisé les mêmes paramètres par défaut (Alex et al., 1987) pour les deux modèles.

Les concentrations de l'effluent pour les deux modèles (réaliste et simplifié), simulées pendant sept jours (soit 168 heures) sont présentées sur les Figure 3.12 à Figure 3.15.

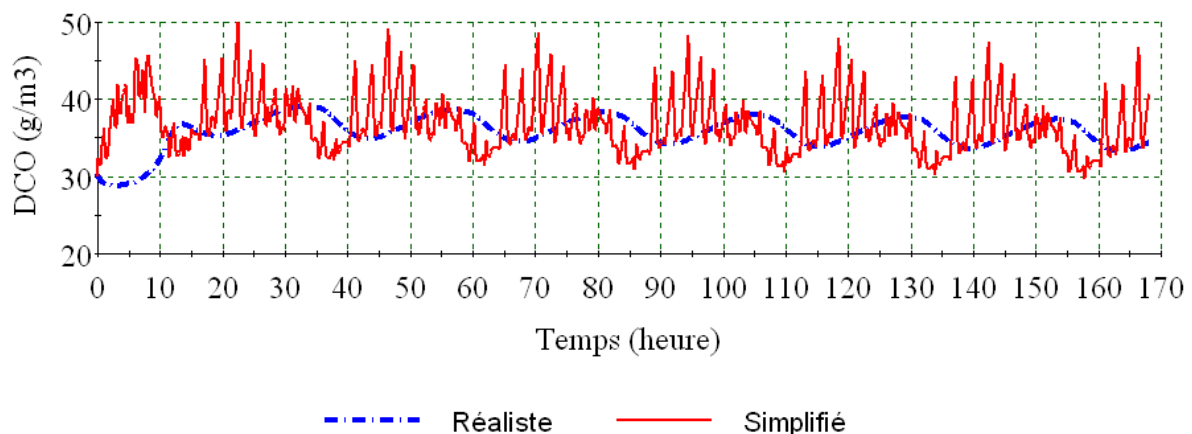


Figure 3.12. Comparaison des modèles du décanteur : concentration en DCO

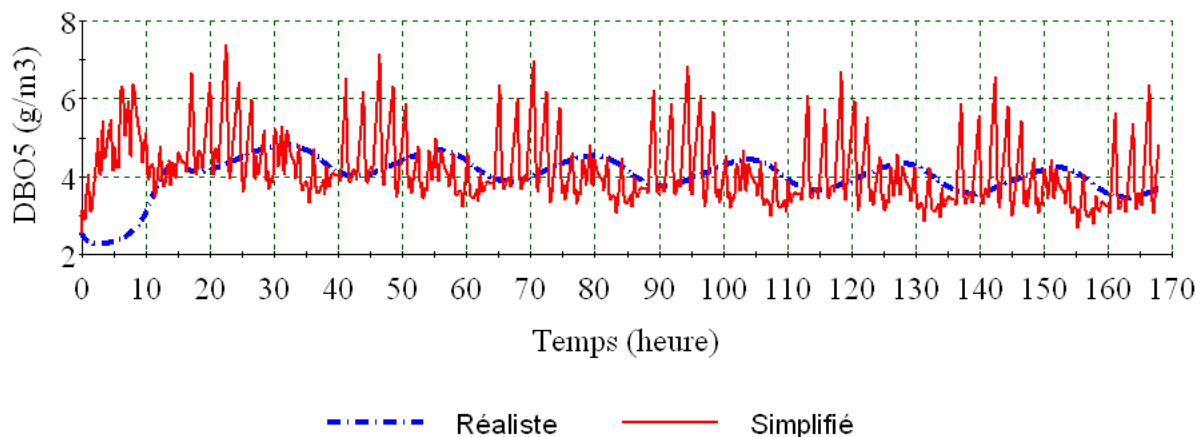


Figure 3.13. Comparaison des modèles du décanteur : concentration en DBO₅

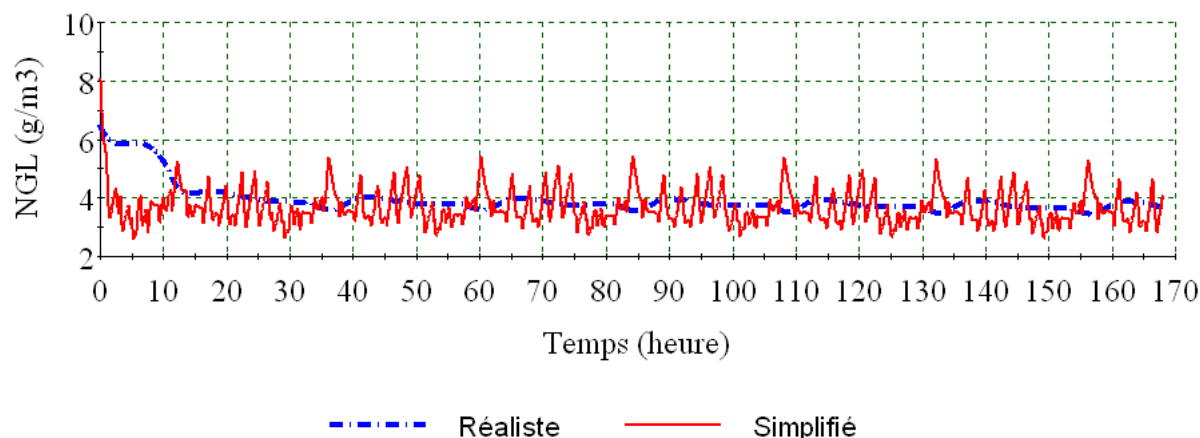


Figure 3.14. Comparaison des modèles du décanteur : concentration en NGL

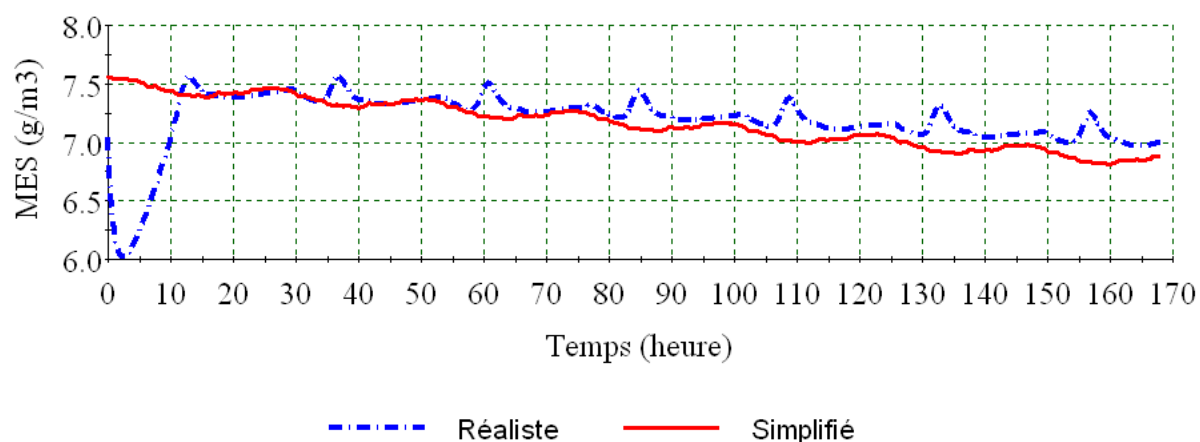


Figure 3.15. Comparaison des modèles du décanteur : concentration en MES

Les concentrations dans le cas du modèle simplifié varient beaucoup avec le temps. Ce comportement s'explique par la méthode de calcul approximatif du modèle simplifié ($X_i^{recyclage} = \vartheta.X_i^{bassin}$) (Tableau 1.6) et les fluctuations des concentrations dans le bassin dues à la politique d'aération (ON/OFF).

Les Figure 3.12 à Figure 3.15 montrent que les résultats des deux modèles sont légèrement différents. Par conséquent, pour faciliter le calcul, on peut utiliser le modèle simplifié. Cependant, la question qui se pose est de savoir si cette simplification peut influencer l'estimation des performances de la station d'épuration. La réponse à cette question est traitée ci-dessous.

3.4. Influence du modèle du décanteur sur la performance optimale

Les deux modèles (réaliste et simplifié) pour la station étudiée ici sont identifiés par (Chachuat et al., 2001c). La plupart des paramètres sont les même que ceux par défaut

(Tableau 1.2 et Tableau 1.3). Seuls cinq paramètres sont différents ; ils sont donnés dans le Tableau 3.2 :

Tableau 3.2. Paramètres identifiés

Modèle simplifié	Modèle réaliste
$Y_H = 7.21 \cdot 10^{-1}$	$Y_H = 7.24 \cdot 10^{-1}$
$i_{XB} = 6.31 \cdot 10^{-2}$	$i_{XB} = 6.74 \cdot 10^{-2}$
$\mu_H = 6.69$	$\mu_H = 5.10$
$\kappa_h = 1.98$	$\kappa_h = 2.23$
$f_{ns} = 2.49 \cdot 10^{-3}$	$f_{ns} = 3.01 \cdot 10^{-3}$

L'objectif ici est de comparer les performances optimales de la station obtenues avec les deux modèles simplifié et réaliste du décanteur.

Le but n'est pas de refaire ce que Chachuat (2001a) a déjà fait, mais plutôt de prolonger ses travaux en détaillant le modèle et en optimisant à l'aide d'une méthode différente.

3.4.1. Formulation du problème d'optimisation

La station est étudiée ici fonctionne avec un profil d'aération correspondant à une succession de cycles, composés chacun d'une période durant laquelle le réacteur est aéré (ON), suivie d'une période d'arrêt du système d'aération (OFF). Pour caractériser un profil d'aération sur un horizon de temps $[t_0, t_f]$ donné, on définit le nombre N_c de cycles d'aération d'une part, et la durée des phases d'aération et d'arrêt de chaque cycle d'autre part (Figure 3.16).

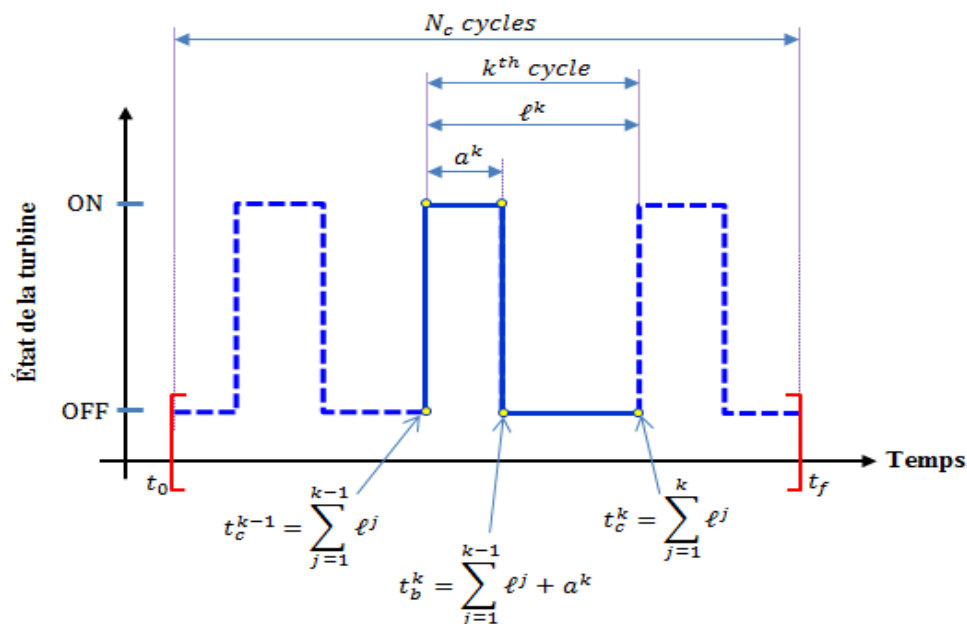


Figure 3.16. Séquence d'aération et définition des paramètres d'optimisation

L'objectif de l'optimisation est de déterminer la séquence d'aération qui minimise la consommation d'énergie tout en respectant des contraintes techniques et opératoires (Chachuat, 2001a).

Le problème d'optimisation est ainsi défini comme suit (Chachuat, 2001a) :

$$\text{Min}_{N_c, a^1, l^1, \dots, a^{N_c}, l^{N_c}} \mathcal{I} = \frac{\sum_{k=1}^{N_c} a^k}{\sum_{k=1}^{N_c} l^k} \quad (3.4)$$

Soumis à : Équations du modèle [(1.45), (1.46)]

$$MES_e \leq MES_{max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5max}$$

$$DCO_e \leq DCO_{max}$$

$$t_f = t_0 + \sum_{k=1}^{N_c} l_k$$

$$t_{min}^{ON} \leq a^k < t_{max}^{ON}$$

$$t_{min}^{OFF} \leq l^k - a^k < t_{max}^{OFF}$$

$$k_L a = 4.5 \text{ (h}^{-1}\text{) si } t_c^{k-1} \leq t < t_b^k$$

$$k_L a = 0 \text{ si } t_b^k \leq t < t_c^k$$

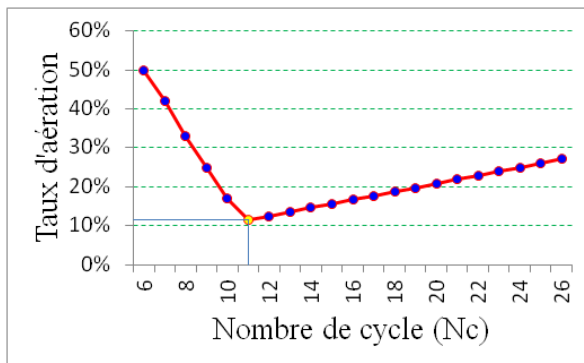
$$t_{min}^{OFF} = 15 \text{ minutes; } t_{min}^{ON} = 15 \text{ minutes}$$

$$t_{max}^{OFF} = 120 \text{ minutes; } t_{max}^{ON} = 120 \text{ minutes.}$$

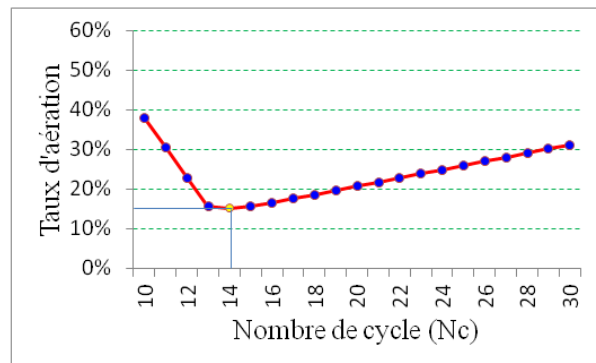
$NGL_{max}, DCO_{max}, DBO_{5max}, MES_{max}$ sont les contraintes des effluents [1.3.6].

$NGL_e, DCO_e, DBO_{5e}, MES_e$ sont les concentrations des effluents [1.3.6].

3.4.2. Résultats d'optimisation



a/ Modèle réaliste



b/ Modèle simplifié

Figure 3.17. Énergie d'aération minimale en fonction du nombre de cycles

Le nombre N_c de cycles ON/OFF de la séquence d'aération est aussi un paramètre d'optimisation et peut être inclus dans le processus d'optimisation. Cependant, pour éviter résoudre un problème d'optimisation mixte, nous avons utilisé N_c comme paramètre. Les Figure 3.17a et Figure 3.17b présentent les variations de la valeur optimale de l'énergie d'aération en fonction du nombre de cycle N_c respectivement pour le modèle réaliste et pour le modèle simplifié.

Ces figures montrent que le nombre de cycles (N_c) qui conduit à la plus faible énergie est de 11 pour le modèle réaliste et de 14 pour le modèle simplifié. Le taux d'aération correspondant est de 12% pour le modèle réaliste et de 16% pour le modèle simplifié.

Le profil optimal d'aération pour le modèle réaliste est présenté sur la Figure 3.18a et le Tableau 3.3. Le profil optimal d'aération pour le modèle simplifié est présenté sur la Figure 3.18b et le Tableau 3.4.

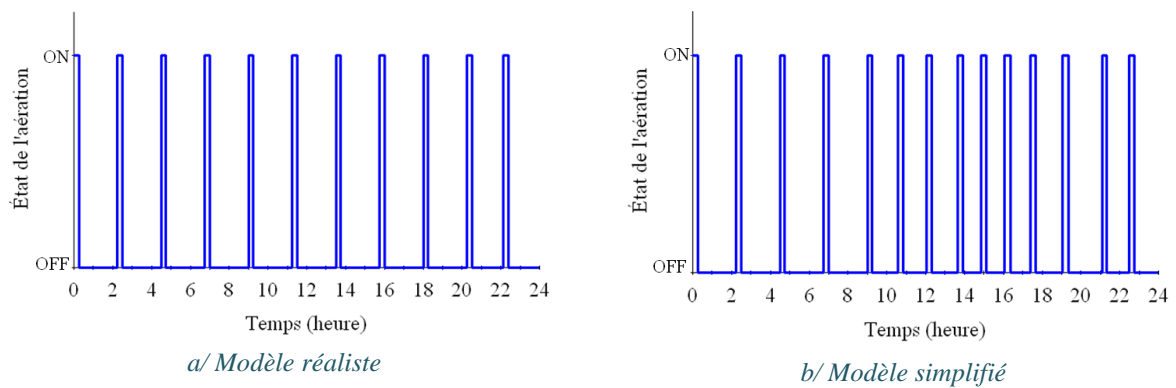


Figure 3.18. Profils d'aération après optimisation

Il est important de noter que toutes les contraintes sont satisfaites à l'optimisation. On remarque cependant que le modèle simplifié conduit à la saturation de la concentration en NGL (Figure 3.19), ce qui n'est pas le cas du modèle réaliste.

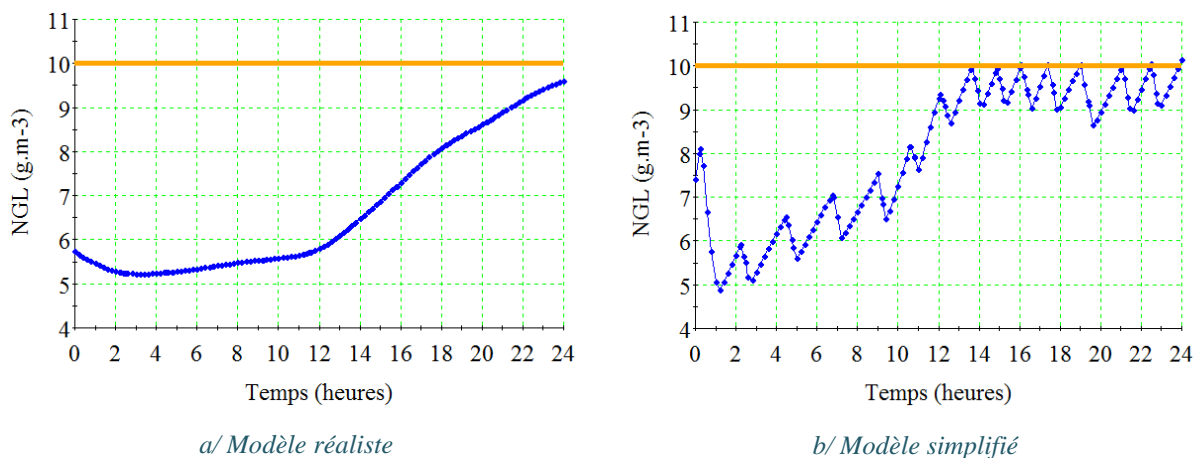


Figure 3.19. Concentrations en NGL de l'effluent

Tableau 3.3. Résultat d'aération pour le modèle réaliste après optimisation (heure)

N_c	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
ON	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25
OFF	2	2	2	2	2	2	2	2	2	1.625	1.625

Tableau 3.4. Résultat d'aération pour le modèle simplifié après optimisation (heure)

N_c	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
ON	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.27	0.25	0.25	0.31	0.28	0.34	0.26	0.25
OFF	2	2	2	2	1.32	1.24	1.32	0.96	0.92	1.03	1.35	1.70	1.15	1.25

3.4.3. Conclusion

Les résultats montrent que le modèle du décanteur a une influence significative sur les résultats des performances optimales de stations de traitement des eaux usées de petite taille. Le taux d'aération (donc l'énergie consommée) obtenu à l'aide du modèle réaliste est nettement inférieur à celui obtenu à l'aide du modèle simplifié. Les résultats obtenus ont montré que l'utilisation du modèle réaliste est plus précise que celle du modèle simplifié. Cela peut être expliqué par les valeurs des paramètres identifiés et des méthodes de calcul (réaliste et simplifié) des concentrations dans le décanteur.

3.5. Optimisation dynamique de l'énergie d'aération continue

Comme mentionné précédent, le traitement de l'azote dans l'eau pour les stations d'épuration de petite taille est effectué par l'aération alternée pour le changement entre le processus de nitrification et de dénitrification. Pour cela, (Chachuat, 2001a) a effectué l'optimisation de l'énergie d'aération par la politique ON-OFF d'aérateur (ON pour la nitrification ; OFF pour la dénitrification). Toutefois, le résultat obtenu montre qu'il faut effectuer ON-OFF plusieurs fois par jour, ce qui a une influence sur la longévité du moteur de l'aérateur.

Avec l'avancement de la science et de la technologie, l'utilisation de variateurs de vitesse (variateur-fréquence) pour contrôler la vitesse des moteurs dans le domaine du traitement des eaux usées peut conduire à des avantages économiques et évitera d'endommager les dispositifs. Par conséquent, dans cette partie sera présentée l'étape d'optimisation pour déterminer le profil d'aération continue qui peut s'appliquer pour le variateur de vitesses afin de minimiser l'énergie consommée dans la station d'épuration sous les contraintes en DCO_e , DBO_{5e} , NGL_e , MES_e .

3.5.1. Formulation du problème d'optimisation

Dans le cas le plus général, la consommation énergétique d'aération est formulée par (Alex et al., 2008) :

$$AE = \frac{S_O^{sat}}{T \cdot 1.8 \cdot 1000} \int_{t_1}^{t_2} \sum_{i=1}^5 V_i \cdot k_L a_i(t) dt \quad (3.5)$$

Dans ce cas, le problème d'optimisation défini peut être formulé comme suit :

$$\underset{k_L a}{Min} \left\{ AE = \frac{S_O^{sat}}{T \cdot 1.8 \cdot 1000} \int_{t_1}^{t_2} V \cdot k_L a(t) dt \right\} \quad (3.6)$$

Soumis à : Équations du modèle [(1.45), (1.46)]

$$MES_e \leq MES_{max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5max}$$

$$DCO_e \leq DCO_{max}$$

$$k_L a \leq k_L a_{max}$$

où : S_O^{sat} : concentration d'oxygène dissous à saturation, ($\text{g} \cdot \text{m}^{-3}$).

T : temps d'observation, $T = t_2 - t_1$, (jours).

V : volume du bassin d'aération, (m^3).

$k_L a$: coefficient de transfert d'oxygène dans le bassin, (j^{-1}).

$k_L a_{max} = 360$ (j^{-1}) ou 15 (h^{-1}) (Alex et al., 2008).

$DCO_e, DBO_{5e}, NGL_e, MES_e$: concentrations de l'effluent, ($\text{g} \cdot \text{m}^{-3}$).

3.5.2. Résultats d'optimisation

Les profils d'aération (chaque intervalle d'une heure) qui minimisent l'énergie consommée et satisfont les contraintes sont présentés sur la Figure 3.20. Les concentrations de l'effluent sont présentées sur la Figure 3.21.

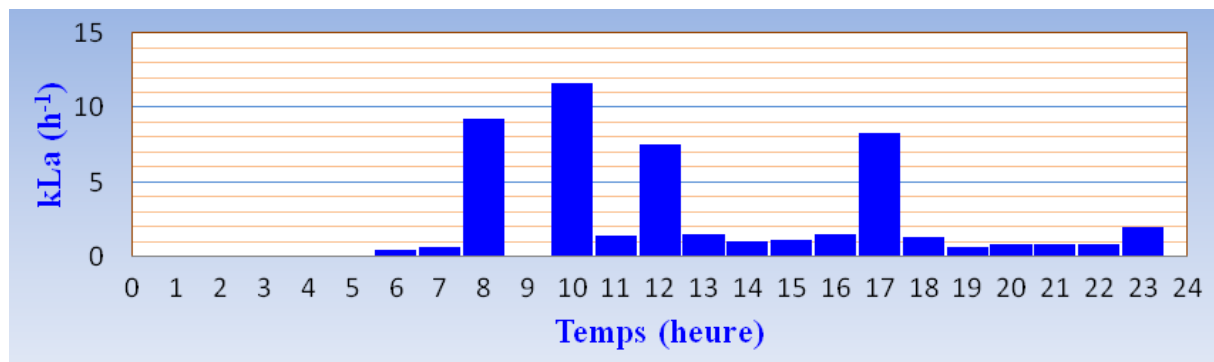


Figure 3.20. Profil d'aération optimal

La Figure 3.20 montre que le fonctionnement optimal de la station d'épuration correspond à un profil d'aération (valeurs de k_{LA}) variable avec le temps, permettant ainsi d'adapter l'aération à la charge de pollution de manière optimale. Contrairement à la stratégie du tout-ou-rien (ON/OFF) où le k_{LA} ne peut prendre que deux valeurs possibles (nul en cas d'arrêt de l'aérateur, et une valeur non nulle lors de son fonctionnement, à une vitesse constante), nous avons opté pour un k_{LA} qui peut prendre différentes valeurs. Cette politique d'aération nécessite qu'on puisse modifier la vitesse de rotation des turbines (grâce à l'utilisation d'un variateur de vitesse) pour aboutir au k_{LA} désiré. La Figure 3.21 présente les concentrations de l'effluent dans le cas où la politique d'aération optimale est implémentée.

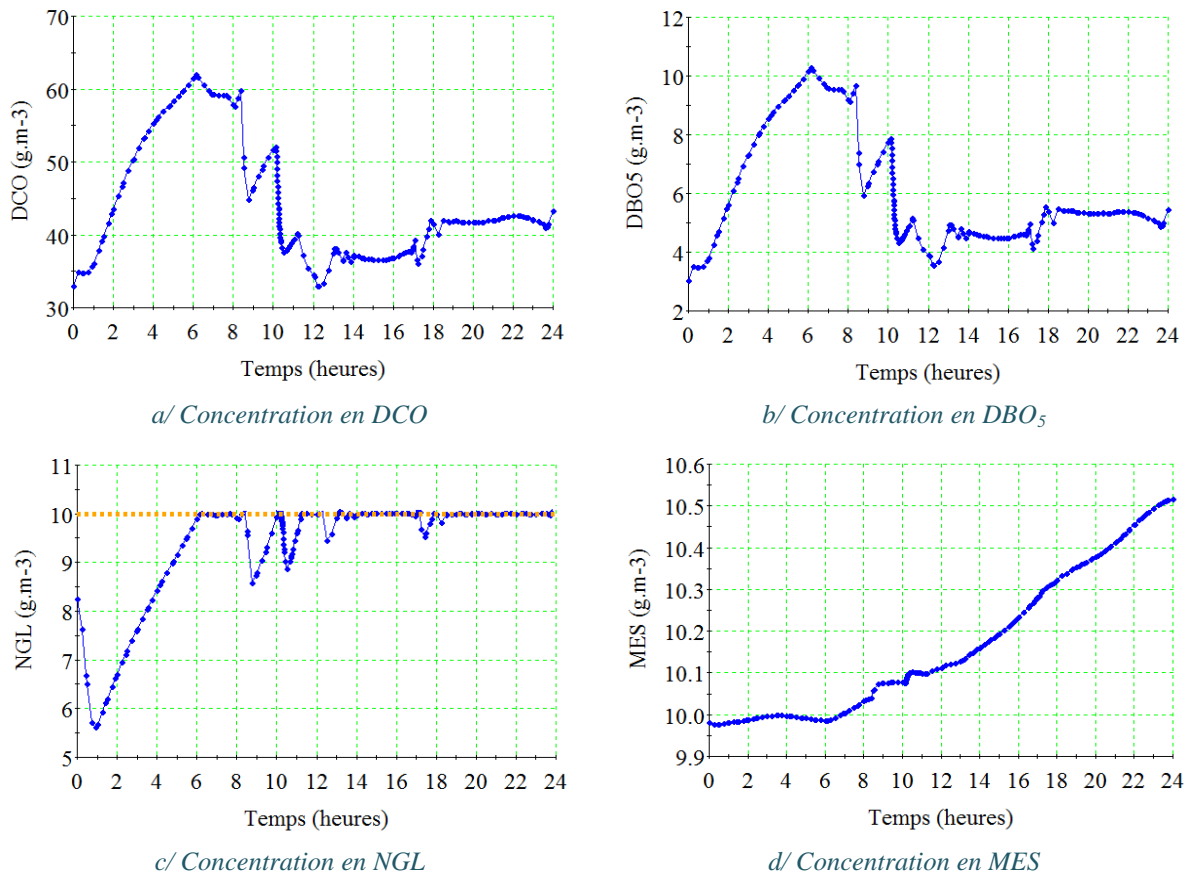


Figure 3.21. Concentrations optimales de l'effluent

D'après cette figure, c'est la contrainte en *NGL* qui est active (les rejets en *NGL* atteignant le maximum permis) et qui dicte donc le fonctionnement optimal de la station.

3.5.3. Comparaison avec le fonctionnement actuel

La Figure 3.22 compare le fonctionnement de la station d'épuration dans les cas respectifs où l'aération actuelle (alterné) (Figure 3.2) et l'aération optimale (continue) (Figure 3.20). Les dépenses énergétiques de l'aérateur (Figure 3.22e) ont été calculées grâce à l'Équation (3.5). Cette comparaison montre que l'on peut économiser jusqu'à 74% l'énergie par rapport au fonctionnement actuel.

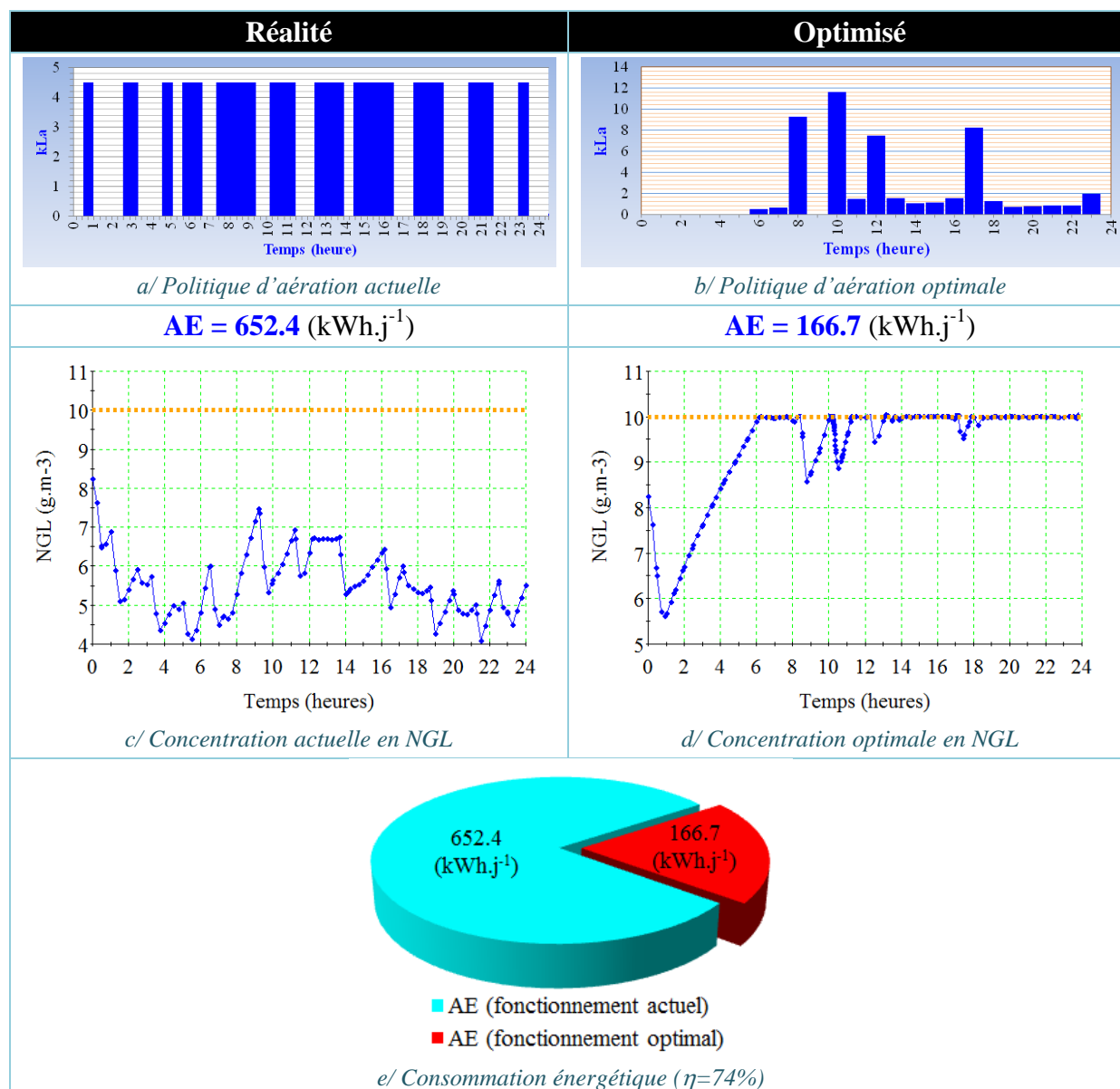


Figure 3.22. Comparaison entre la réalité et l'optimisation

Cette économie est énorme et mérite d'être davantage analysée par rapport aux coûts d'investissement et fonctionnement liés à la mise en œuvre d'une aération continue et variable.

Il faut noter que seule la concentration en *NGL* est présentée puisque c'est la seule contrainte qui est généralement active.

3.6. Amélioration de la station d'épuration

D'après les résultats obtenus dans la partie [3.4], la plupart des concentrations de l'effluent sont inférieures aux contraintes réglementaires, sauf les rejets en *NGL* qui atteignent le maximum permis (Figure 3.19). L'élimination de l'azote de cette station d'épuration est donc nécessaire. Pour cela, quelques techniques existent : soit la dénitrification est effectuée dans le bassin d'aération lors de la phase d'arrêt des turbines (Figure 3.2), soit une partie de

l'eau chargée de nitrates de la fin de traitement biologique est pompée et mélangée à l'eau d'entrée en tête de traitement. La dénitrification se passe alors dans un bassin anoxique, en présence de composés organiques et de nitrate. Le nitrate est réduit en azote moléculaire (N_2) qui s'échappe dans l'air sous forme de bulles, éliminé dans le dégazeur dans le cas de dénitrification dans le bassin d'aération (Figure 1.3).

Le réacteur de la station d'épuration qui est étudié dans la partie [3.1] (Figure 3.1) a un seul bassin biologique avec la politique d'aération alternée (Figure 3.2). Cela influence la longévité du moteur de l'aérateur car l'alternance ON-OFF se produit plusieurs fois par jour. Dans cette étude, une autre solution pour l'élimination l'azote total NGL est proposée. Nous proposons de diviser le réacteur (Figure 3.23) en deux compartiments (un bassin anoxique qui n'a pas besoin d'aération et un bassin aérobique avec la politique d'aération continue), puis de déterminer les dimensions des bassins et le coefficient $k_L a$ (constant) du bassin aérobique qui minimisent l'énergie d'aération sous les contraintes sur l'effluent.

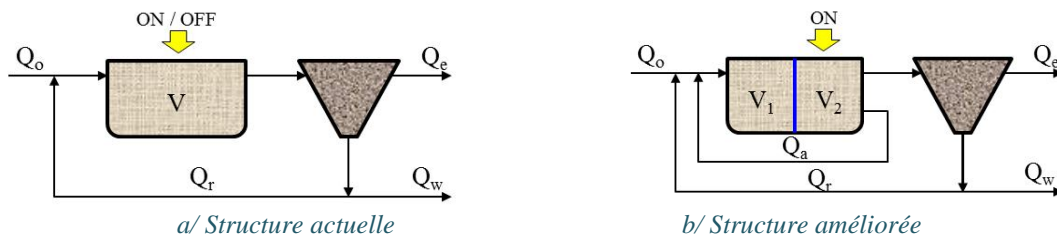


Figure 3.23. Station d'épuration avant et après amélioration ($V = V_1 + V_2$)

3.6.1. Optimisation de la structure proposée

La consommation énergétique du réacteur d'aération est formulée par (Alex et al., 2008) :

$$AE = \frac{S_O^{sat}}{T \cdot 1.8 \cdot 1000} \int_{t_1}^{t_2} \sum_{i=1}^n V_i \cdot k_L a_i(t) dt \quad , \text{ (kWh.j}^{-1}\text{)} \quad (3.7)$$

Dans cette partie, nous avons effectué l'optimisation dynamique de l'énergie d'aération (AE) sous les contraintes de l'effluent pour les deux cas du réacteur qui sont présentés sur la Figure 3.23. Deux cas de recyclage sont étudiés: le premier sans recyclage interne ($Q_a = 0$), et le deuxième avec recyclage interne ($Q_a > 0$).

3.6.1.1. Cas de non-recyclage interne ($Q_a = 0$)

Ce cas utilise un réacteur avec deux bassins (un anoxie et un aérobique). Le bassin d'anoxie n'a pas besoin d'aération, il effectue la dénitrification par voie anoxique. Quant au bassin d'aérobie, il a besoin d'aération continue ($k_L a_2 = \text{constante} > 0$) pour la nitrification par voie aérobique. Dans ce cas, le recyclage interne n'existe pas ($Q_a = 0$).

Le problème d'optimisation est défini par :

$$\text{Min}_{k_L a_2, V_2} \left\{ \frac{S_O^{sat}}{T \cdot 1.8 \cdot 1000} \int_{t_1}^{t_2} V_2 \cdot k_L a_2(t) dt \right\} \quad (3.8)$$

Soumis à : Équations du modèle [(1.45) ,(1.46)]

$$MES_e \leq MES_{max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5max}$$

$$DCO_e \leq DCO_{max}$$

$$k_L a \leq k_L a_{max}$$

$$V_1 + V_2 = V$$

Avec V est le volume du réacteur biologique initial et vaut 2047 m^3 .

Résultats d'optimisation:

Les variables opérationnelles et géométriques de la station d'épuration sont données sur la Figure 3.24, et les concentrations des effluents sont présentées sur la Figure 3.25.

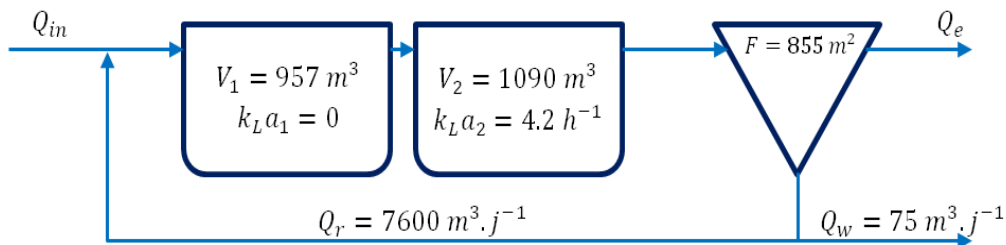


Figure 3.24. Résultats d'optimisation (cas de $Q_a = 0$)

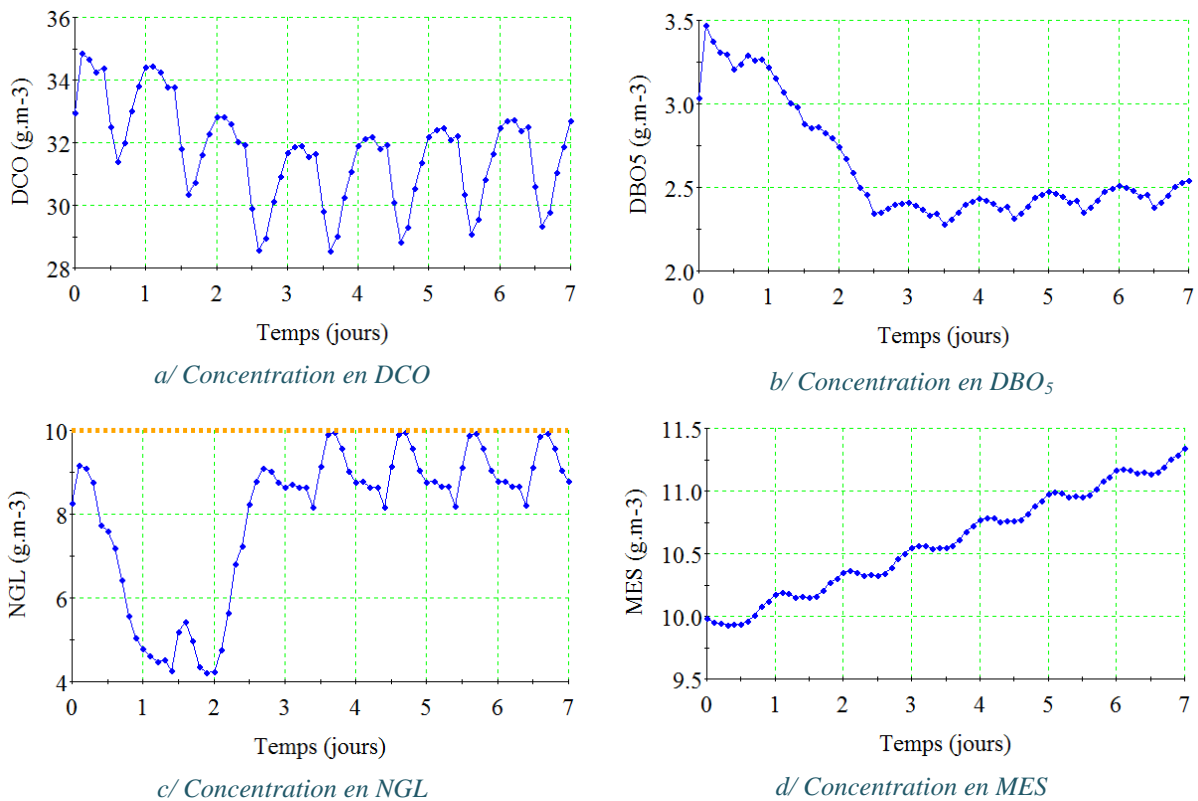


Figure 3.25. Concentrations optimales sur l'effluent (cas de $Q_a = 0$)

La Figure 3.25 montre que les contraintes sur l'effluent sont satisfaites.

Dans la réalité, cette station fonctionne selon la politique d'aération présentée dans la Figure 3.2. L'équation (3.7) permet de calculer l'énergie d'aération pour la station avant et après optimisation / amélioration. Les résultats sont présentés sur la Figure 3.26.

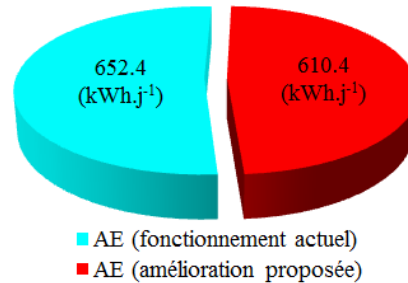


Figure 3.26. Comparaison entre le fonctionnement actuel et optimisé (cas de $Q_a = 0$)

La Figure 3.26 montre que la construction d'une cloison pour diviser le réacteur en deux bassins (anoxique et aérobique) permet de réduire la consommation énergétique de 6.4%. Pour davantage améliorer les performances énergétiques et de traitement les nitrates doivent être recyclés du bassin aérobique vers le bassin anoxique pour la dénitrification.

3.6.1.2. Cas du recyclage interne ($Q_a > 0$)

Dans ce cas, le problème d'optimisation est défini par:

$$\text{Min}_{k_L a_2, V_2, Q_a} \left\{ \frac{S_O^{sat}}{T \cdot 1.8 \cdot 1000} \int_{t_1}^{t_2} V_2 \cdot k_L a_2(t) dt \right\} \quad (3.9)$$

Soumis à: Équations du modèle [(1.45) ,(1.46)]

$$MES_e \leq MES_{max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5max}$$

$$DCO_e \leq DCO_{max}$$

$$k_L a \leq k_L a_{max}$$

$$Q_a \leq Q_{a_{max}}$$

$$V_1 + V_2 = V$$

où : $Q_{a_{max}} = 5 \cdot Q_0 = 15250 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$ (Alex et al., 2008).

Résultats d'optimisation:

Les variables opérationnelles et géométriques de la station d'épuration sont données sur la Figure 3.27, et les concentrations de l'effluent sont présentées sur la Figure 3.28.

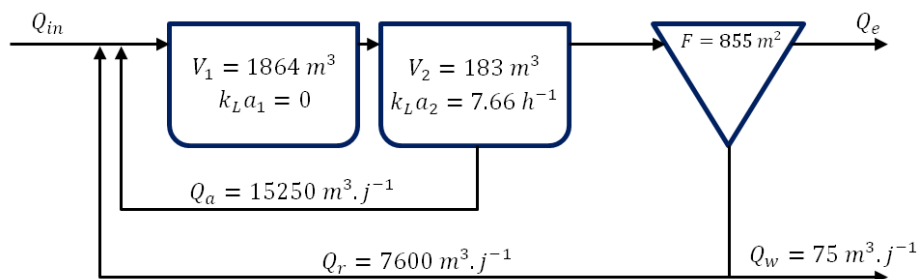


Figure 3.27. Résultats de l'optimisation (cas de $Q_a > 0$)

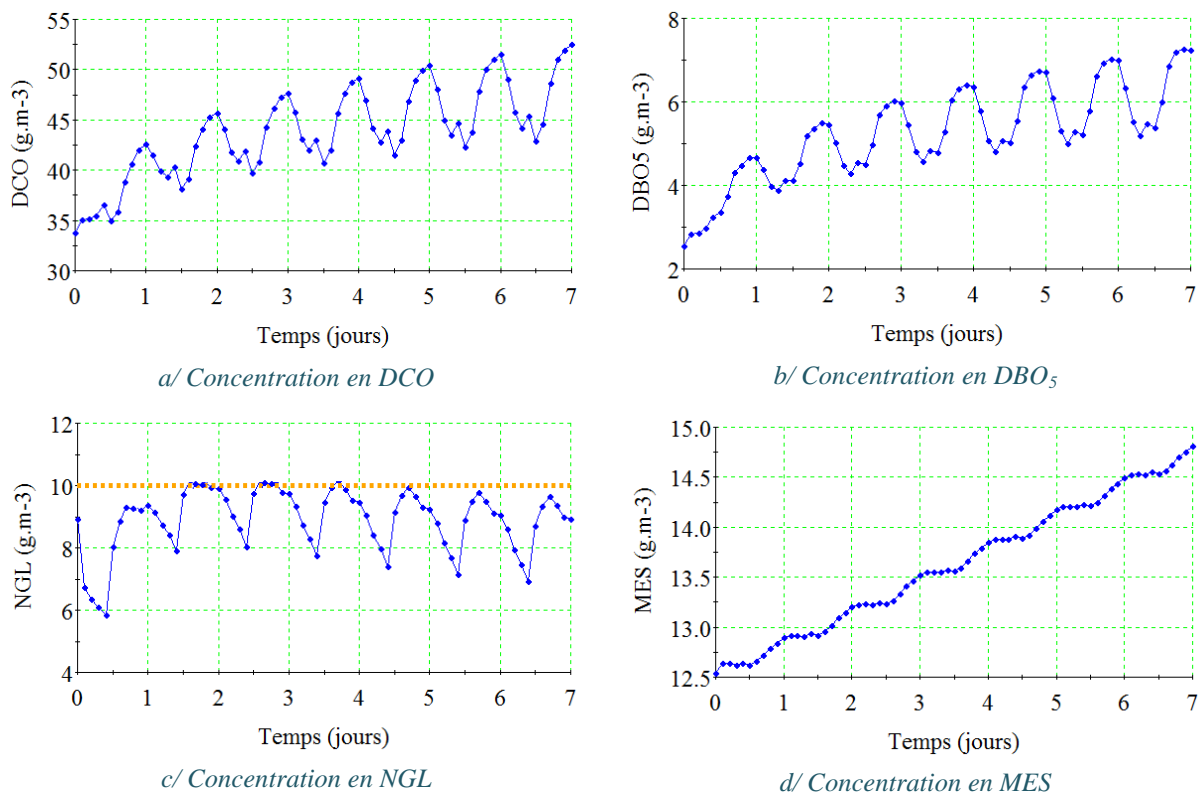


Figure 3.28. Concentrations optimales de l'effluent (cas de $Q_a > 0$)

La comparaison de l'énergie consommée dans la structure actuelle et dans la proposition d'amélioration présentée sur la Figure 3.29 :

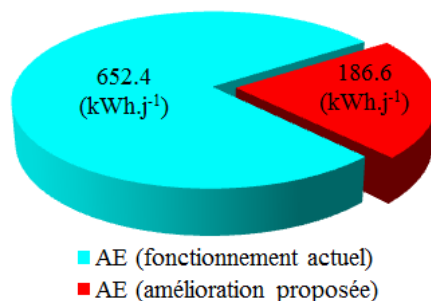


Figure 3.29. Comparaison entre le fonctionnement actuel et optimisé (cas de $Q_a > 0$)

Dans le cas de la division du réacteur en deux bassins avec un recyclage interne ($Q_a > 0$), la performance du traitement de l'azote est très élevée, et la réduction de l'énergie d'aération

est importante et atteint 71%. Ceci s'explique largement par le volume du bassin d'aération qui est petit.

3.6.2. Conclusion

Cette étude (section [3.6]) montre que l'utilisation d'un seul réacteur pour traiter l'azote n'a pas une performance élevée ; puis qu'il faut augmenter l'énergie pour l'aération d'un grand bassin ($V = 2\,047\text{ m}^3$). Pour améliorer la performance, on peut diviser le réacteur en deux bassins anoxique / aérobique. Afin d'éviter le transport de l'azote vers le décanteur secondaire puis l'évacuation dans les rivières, le recyclage du flux du bassin aérobique au bassin anoxique est nécessaire.

Dans les deux cas, la réduction de l'énergie d'aération est appréciable. Le premier cas (sans recyclage interne), l'énergie avant et après optimisation ne change pas beaucoup (Figure 3.26); en revanche, le deuxième cas (avec recyclage interne) permet une économie substantielle d'énergie (Figure 3.29). L'utilisation de la pompe du recyclage donc est nécessaire pour la nitrification.

3.7. Influence de la méthode de réduction de l'azote (alternée ou continue) sur la performance optimale

3.7.1. Introduction

Comme mentionné ci-dessus, deux méthodes principales pour éliminer l'azote dans l'eau usée (Figure 3.23) sont possibles:

- (1) Utilisation d'un seul bassin avec une politique d'aération alternée (Figure 3.16). La dénitrification est effectuée dans le bassin d'aération lors de la phase d'arrêt des turbines.
- (2) Utilisation du réacteur avec deux bassins (anoxique et aérobique), la politique d'aération dans le bassin aérobique est continue. Une partie de l'eau chargée de nitrates de la fin de traitement biologique est pompée et mélangée à l'eau d'entrée en tête de traitement pour la dénitrification dans le bassin anoxique.

Cette étude présente les résultats d'optimisation pour le même volume de réacteur ($V_{total} = V_1 + V_2 = \text{constant}$) par les deux méthodes ci-dessus (méthode de Chachuat [3.4] et méthode améliorée [3.6]).

L'objectif est de déterminer le profil d'aération qui minimise l'énergie consommée dans chacune des méthodes pour les comparer ensuite.

3.7.2. Formulation du problème d'optimisation

Dans les deux cas, nous utilisons le modèle simplifié qui est présenté dans la partie [1.3.5].

3.7.2.1. Cas d'un seul bassin avec aération alternée

Comme dans la partie [3.4.1], le problème d'optimisation est défini par l'équation (3.4). Cette équation peut être mise sous la forme suivante similaire à celle de (Alex et al., 2008) :

$$\text{Min}_{N_c, a^1, I^1, \dots, a^{N_c}, I^{N_c}} \left\{ \frac{S_O^{sat}}{1.8 \cdot 1000} \cdot \frac{\sum_{k=1}^{N_c} a^k}{\sum_{k=1}^{N_c} I^k} \cdot V \cdot k_L a \right\} \quad (3.10)$$

Le critère ainsi défini permet de calculer l'énergie consommée par le système d'aération.

3.7.2.2. Cas de deux bassins avec aération continue

Ce cas est similaire au cas présenté la partie [3.6.1] qui met en œuvre un recyclage interne ($Q_a > 0$). L'objectif d'optimisation est défini en utilisant le même critère que celui fourni par l'équation (3.7) :

$$\text{Min}_{k_L a_2, V_2, Q_a} \left\{ \frac{S_O^{sat}}{T \cdot 1.8 \cdot 1000} \int_{t_1}^{t_2} V_2 \cdot k_L a_2(t) dt \right\} \quad (3.11)$$

Il convient de souligner que les deux problèmes d'optimisation sont soumis aux mêmes équations du modèle et aux contraintes réglementaires.

3.7.3. Résultats d'optimisation

3.7.3.1. Cas d'un seul bassin avec aération alternée

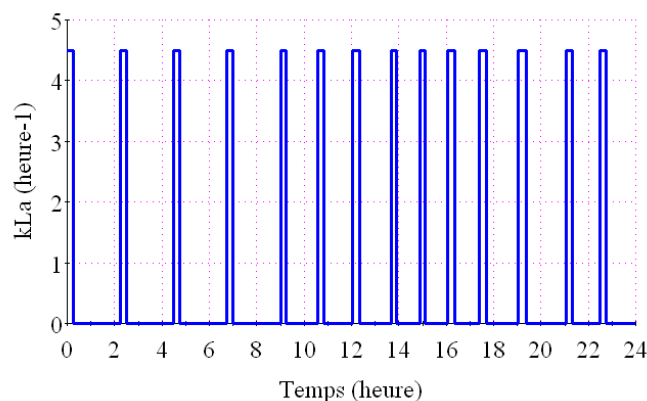


Figure 3.30. Profil optimal d'aération dans le cas d'un seul bassin

Puisqu'il s'agit du même problème que dans la partie [3.4.2], le nombre optimal de cycle est $N_c=14$ et le taux d'aération correspondant est de 16%. Le profil optimal d'aération est présenté sur la Figure 3.30, et les valeurs correspondantes de $k_L a$ sont fournies par le Tableau 3.5.

Tableau 3.5. Valeurs optimales de k_La dans le cas d'un seul bassin (h^{-1})

Nc	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14
ON	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.25	0.27	0.25	0.25	0.31	0.28	0.34	0.26	0.25
OFF	2	2	2	2	1.32	1.24	1.32	0.96	0.92	1.03	1.35	1.70	1.15	1.25

Les résultats dans le Tableau 3.5 montrent que le temps total d'aération (ON) pour ce cas est de 3.72 heures.j⁻¹. L'énergie d'aération correspondante est de 190 (KWh.j⁻¹).

3.7.3.2. Cas de deux bassins avec aération continue

Dans ce cas, le profil optimal d'aération uniforme est présenté sur la Figure 3.31 avec la valeur de $k_La = 7.66$ (h^{-1}) pour le deuxième bassin dont le volume optimal est de $V_2 = 183$ m³; le recyclage interne optimal est $Q_a = 15\ 250$ m³.j⁻¹.

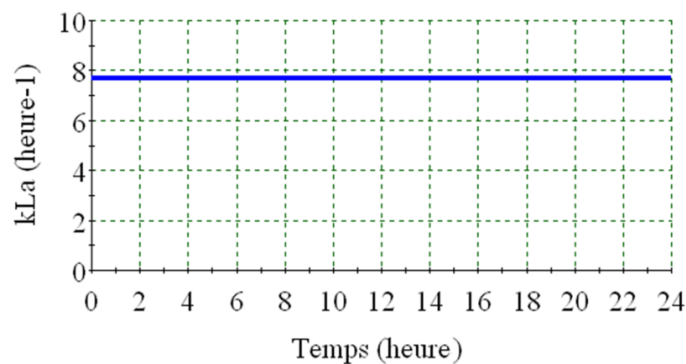


Figure 3.31. Profil optimal d'aération cas de deux bassins

L'énergie optimale d'aération dans ce cas est de 187 (KWh.j⁻¹).

3.7.3.3. Comparaison de la consommation énergétique

La Figure 3.32 présente la comparaison de la consommation énergétique d'aération des trois cas : le fonctionnement actuel, le cas du bassin par ON-OFF, et le cas de deux bassins où seule le deuxième est aéré.

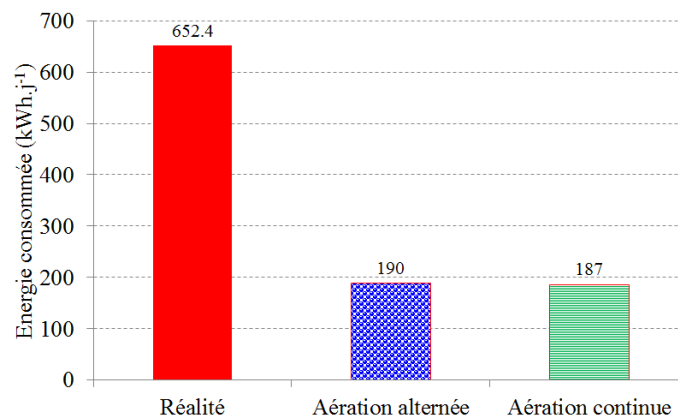


Figure 3.32. Comparaison des performances des fonctionnements réels, avec aération alternée et aération continue

Les résultats des cas où l'aération est alternée ou continue montrent que la consommation énergétique dans les deux méthodes de traitement des eaux usées ne diffère pas beaucoup. Néanmoins, par rapport au fonctionnement actuel, dans les deux cas, l'énergie économisée est d'environ 70%. Finalement, les deux méthodes de traitement sont équivalentes au niveau consommation énergétique puisque dans le premier cas, c'est le système d'aération alternée qui consomme de l'énergie, alors que dans le deuxième cas, c'est plutôt la pompe du recyclage interne.

3.8. Conclusion

Dans ce chapitre, une petite station d'épuration à aération alternée est considérée. La simulation de cette station montre que toutes les concentrations de l'effluent satisfont les contraintes réglementaires. L'optimisation montre par contre que cette station d'épuration consomme plus d'énergie d'aération que nécessaire. Trois approches d'optimisation pour trois cas d'aération (alternée, continue et améliorée) sont mises en œuvre et permettent d'économiser l'énergie consommée d'environ 70%. Par conséquent, le changement de la politique d'aération de cette station pour une économie énergétique efficace est nécessaire.

Chapitre 4

SIMULATION ET OPTIMISATION DE STATIONS D'ÉPURATION DE GRANDE TAILLE

Ce chapitre présente la simulation et l'optimisation d'une station de traitement des eaux usées de grande taille (modèle Benchmark – BSM1). Dans l'étape d'optimisation, plusieurs cas seront étudiés: (i) détermination des profils d'aération et de la valeur du recyclage qui minimisent l'énergie d'aération ; (ii) optimisation du coût total (investissement et fonctionnement) ; (iii) la station de traitement optimale ainsi conçue sera optimisée au niveau de son fonctionnement. Par ailleurs, une méthode d'optimisation dynamique multicritère a été utilisée et permis de déterminer l'ensemble de Pareto des solutions optimales.

Enfin, une configuration et des dimensions optimales d'une station d'épuration sont déterminées à partir d'une superstructure mettant en jeu plusieurs bassins, recyclages et court-circuits.

4.1. Description de la station d'épuration étudiée

La station d'épuration étudiée est celle du Benchmark (Figure 4.1). Elle est composée d'un réacteur constitué de cinq-compartiments de boues activées : les deux premiers sont des bassins anoxiques de volume 1000 m^3 chacun, suivis de trois bassins aérobiques de volume 1333 m^3 chacun. Le volume total du réacteur est égal à 6000 m^3 (Tableau 4.1). La surface du décanteur est de 1500 m^2 . La hauteur de chaque couche est 0.4 m , pour une hauteur totale de 4 m . Par conséquent, le volume du décanteur est de 6000 m^3 .

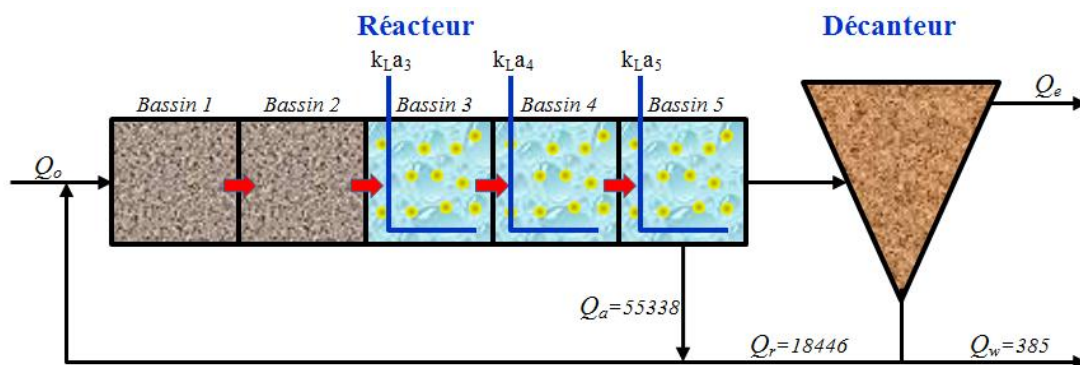


Figure 4.1. Station d'épuration du Benchmark

Tableau 4.1. Valeurs du système

Réacteur	Volume (m^3)	k_{La} (j^{-1})	Mécanisme
Bassin 1	1 000	0	Anoxie
Bassin 2	1 000	0	Anoxie
Bassin 3	1 333	240	Aérobie
Bassin 4	1 333	240	Aérobie
Bassin 5	1 333	84	Aérobie

Les débits moyens dans le système sont donnés dans le Tableau 4.2.

Tableau 4.2. Débits moyens

Débit	Valeur	Unité
Q_o	18 446	$\text{m}^3 \cdot \text{j}^{-1}$
Q_r	18 446	$\text{m}^3 \cdot \text{j}^{-1}$
Q_a	55 338	$\text{m}^3 \cdot \text{j}^{-1}$
Q_w	385	$\text{m}^3 \cdot \text{j}^{-1}$

Les données expérimentales sont présentées sous forme de fichiers de données caractérisant trois types de temps – temps sec, pluvieux et orageux. Ces données sont présentées dans la partie [1.4.6.1] et disponibles sur le site du Benchmark (www.benchmarkWWTP.org).

Les eaux usées subissent d'abord un traitement anoxique (bassins 1 et 2) par voie biologique en cultures libres selon lequel, dans une première étape, le carbone organique (*DCO*) est essentiellement éliminé par des bactéries hétérotrophes. L'effluent sortant de la première étape est soumis à un traitement biologique aérobie en cultures libres pour la transformation de l'ammonium en nitrate. La boue qui est générée dans le réacteur est ensuite séparée du liquide épuré dans le décanteur. La majeure partie des boues épaissies (plusieurs micro-organismes ou boue activée) est recyclée dans le premier bassin pour y être mélangée avec l'eau usée incidente, et seule une faible partie est éliminée du système. D'un autre côté, la liqueur mixte du bassin d'aération situé en aval est également recyclée dans le premier bassin (bassin anoxique) pour la dénitrification. Ainsi le carbone assimilable nécessaire au processus de dénitrification est directement apporté par l'eau usée incidente, et le nitrate par le biais du recyclage interne.

4.2. Simulation dynamique de la station d'épuration

4.2.1. Introduction

La simulation dynamique de la station d'épuration de grande taille du Benchmark (Alex et al., 2008) a été déjà effectuée à l'aide de plusieurs logiciels et sur différentes plateformes. Les résultats obtenus sont comparables. L'objectif ici est de simuler la même station avec un autre logiciel différent, c'est-à-dire avec gProms, qui possède un intégrateur robuste, puissant et précis.

Pour ce faire, l'application « *foreign object* » développée et précédemment présentée en [3.2.3] est utilisée pour lire les mesures expérimentales disponibles sous forme de fichiers de données et les fournir directement à l'intégrateur de gProms.

La Figure 4.2 compare les mesures expérimentales du débit de l'influent disponibles et celles fournies à gProms par l'application « *foreign object* » développée. Elle montre que les valeurs utilisées par l'intégrateur de gProms sont quasiment les mêmes que celles mesurées.

Ce résultat est d'une importance capitale puisqu'il est déterminant pour l'ensemble des calculs de simulation et optimisation mis en œuvre dans ce chapitre.

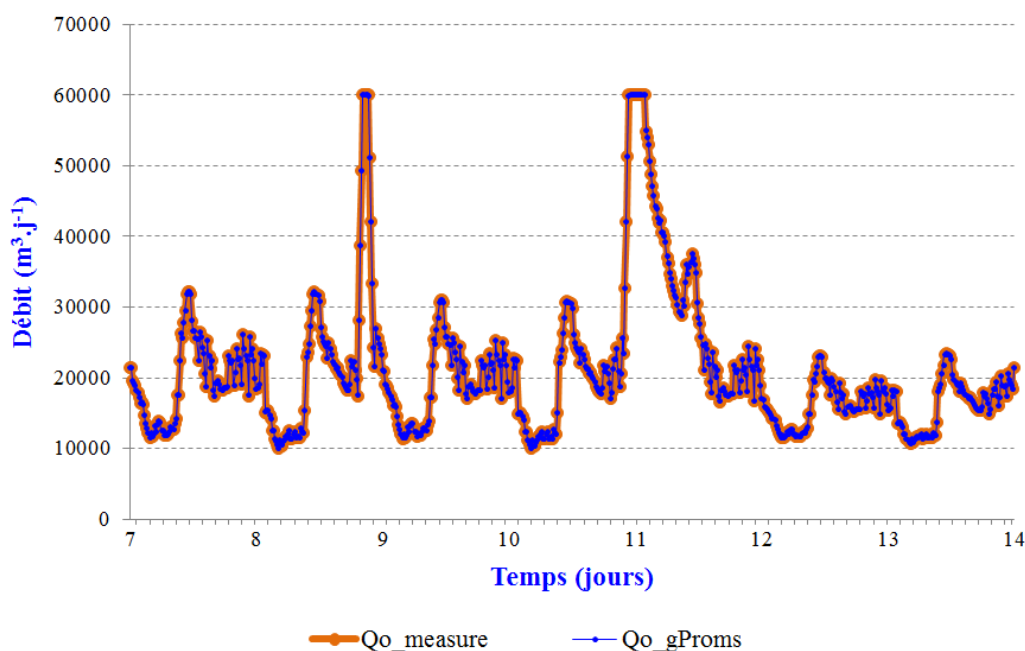


Figure 4.2. Comparaison entre le débit expérimental et le débit traité de gProms

Par ailleurs, dans le rapport BSM1, seuls les résultats moyens de la simulation dynamique sont présentés. Pour pouvoir comparer, nos résultats sont fournis en Annexe B.

4.2.2. Simulation

Le modèle utilisé pour décrire le fonctionnement de la station Benchmark est le BSM1. Il est présenté dans les parties [1.4.1] à [1.4.4] (page 30). La simulation est effectuée en utilisant les trois fichiers expérimentaux qui sont présentés dans la partie [1.4.6.1].

D'abord, nous avons effectué la simulation statique avec les données moyennes qui ont les mêmes valeurs que dans (Alex et al., 2008) et sont rappelées dans les Tableau 4.3 et Tableau 4.4.

Tableau 4.3. Données moyennes d'entrée du système

Variable	Valeur	Unité
$S_{I,stab}$	30	g DCO.m ⁻³
$S_{S,stab}$	69.5	g DCO.m ⁻³
$X_{I,stab}$	51.2	g DCO.m ⁻³
$X_{S,stab}$	202.32	g DCO.m ⁻³
$X_{B,H,stab}$	28.17	g DCO.m ⁻³
$X_{B,A,stab}$	0	g DCO.m ⁻³
$S_{NO,stab}$	0	g N.m ⁻³
$S_{NH,stab}$	31.56	g N.m ⁻³

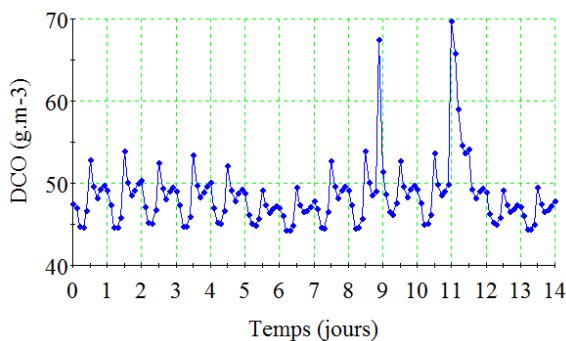
$S_{ND,stab}$	6.95	g N.m^{-3}
$X_{ND,stab}$	10.59	g N.m^{-3}
$X_{P,stab}$	0	g DCO.m^{-3}
$S_{ALK,stab}$	7	mol.m^{-3}
$S_{O,stab}$	0	g (-DCO).m^{-3}

Tableau 4.4. Valeurs des variables de fonctionnement de la station

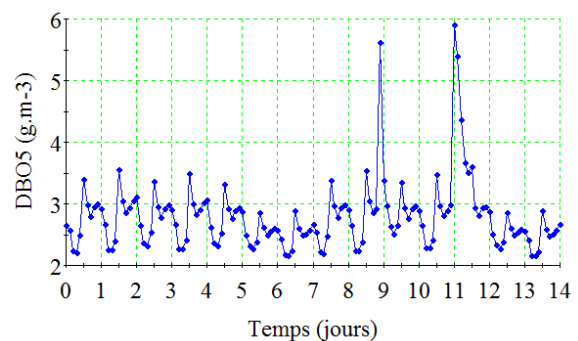
Variable	Valeur	Unité
Q_0	18 446	$\text{m}^3.\text{j}^{-1}$
Q_r	18 446	$\text{m}^3.\text{j}^{-1}$
Q_a	55 338	$\text{m}^3.\text{j}^{-1}$
Q_w	385	$\text{m}^3.\text{j}^{-1}$
k_La_1	n/a	-
k_La_2	n/a	-
k_La_3	240	j^{-1}
k_La_4	240	j^{-1}
k_La_5	84	j^{-1}

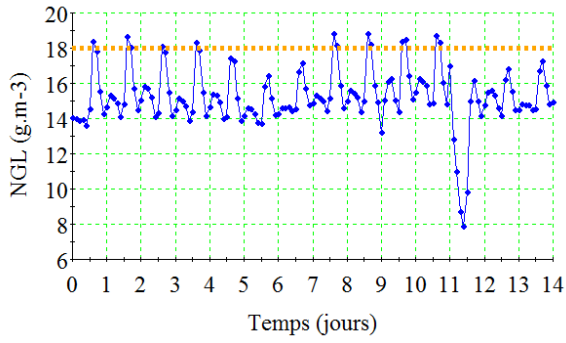
La simulation statique, conduit à des concentrations initiales qui sont les mêmes que celles du BSM1.

Les résultats de la simulation dynamique pour toutes les concentrations mises en œuvre dans le système sont présentés dans l'Annexe B. Les Figure 4.3 à Figure 4.5 suivantes ne présentent que les concentrations de l'effluent correspondant aux 3 fichiers expérimentaux (temps sec, pluvieux et orageux).

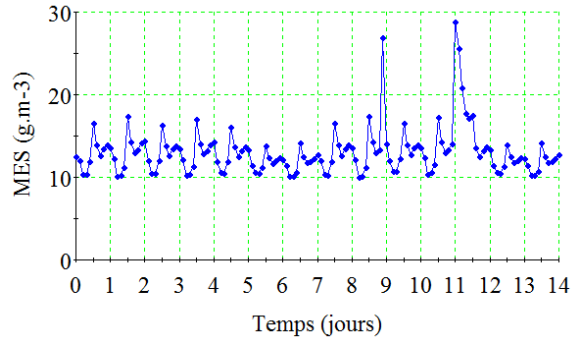


a/ Concentration en DCO


 b/ Concentration en DBO₅

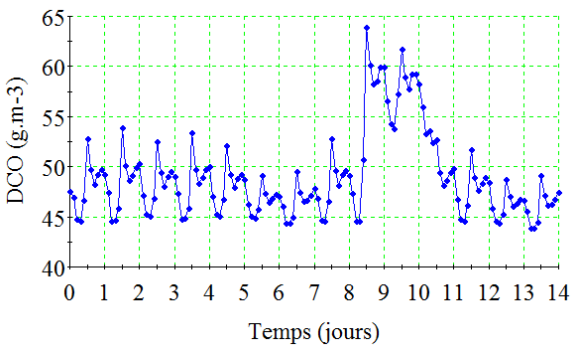


c/ Concentration en NGL

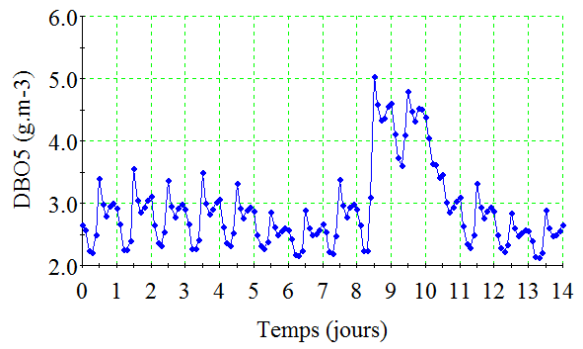


d/ Concentration en MES

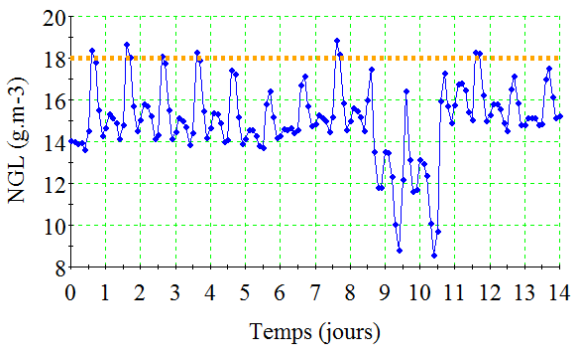
Figure 4.3. Concentrations de l'effluent (temps sec)



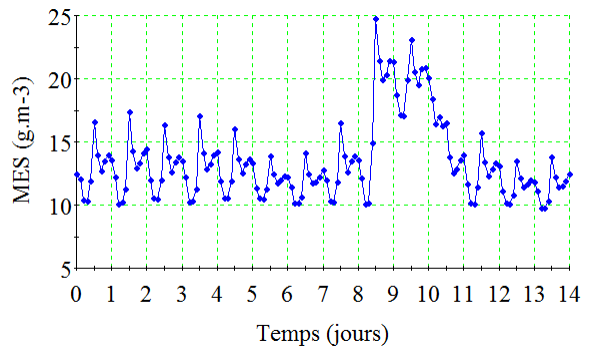
a/ Concentration en DCO



b/ Concentration en DBO₅

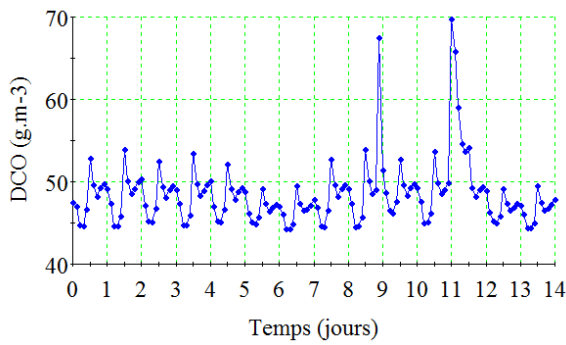


c/ Concentration en NGL

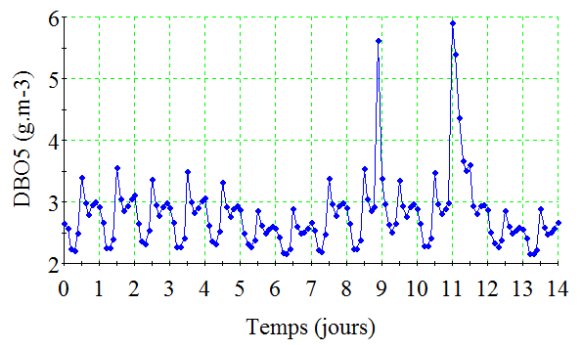


d/ Concentration en MES

Figure 4.4. Concentrations de l'effluent (temps pluvieux)



a/ Concentration en DCO



b/ Concentration en DBO₅

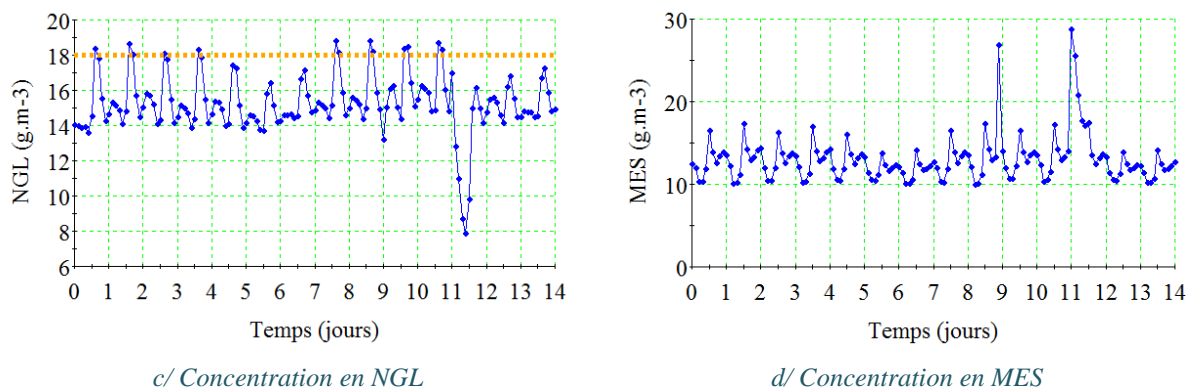


Figure 4.5. Concentrations de l'effluent (temps orageux)

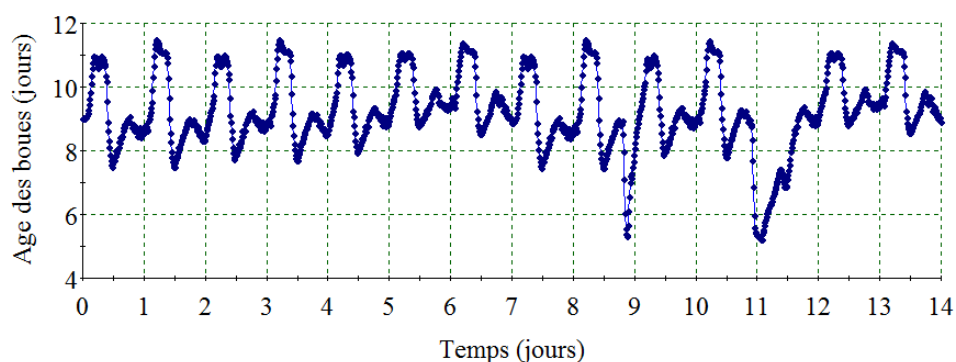


Figure 4.6. Âge des boues dans le système

Dans les trois cas (temps sec, pluvieux et orageux), les résultats montrent que la plupart des concentrations de l'effluent satisfont les contraintes réglementaires [1.4.6.2], sauf *NGL* (Figure 4.3c, Figure 4.4c, Figure 4.5c) qui dépasse la contrainte. Et dans plusieurs périodes de temps, les concentrations sont toutes inférieures aux contraintes. L'optimisation est donc nécessaire pour économiser l'énergie consommée pendant ces périodes.

La Figure 4.6 montre que l'âge moyen des boues dans cette station est d'environ 9 jours ; il est légèrement inférieur à l'âge idéal situé entre 10 et 20 jours.

4.3. Optimisation de l'énergie d'aération

4.3.1. Introduction

Comme souligné ci-dessus [4.2], il y a plusieurs périodes de temps où les concentrations sont bien inférieures aux contraintes ; c'est-à-dire que le niveau d'aération de la station d'épuration ne s'adapte pas à la variabilité des données d'entrée. Deux phénomènes peuvent donc se produire :

- Soit le niveau d'aération est inférieur au niveau nécessaire, les concentrations de l'effluent vont dépasser les limites.

- Soit le niveau d'aération est supérieur au niveau nécessaire, la consommation d'énergie du système est élevée.

Par conséquent, l'optimisation doit permettre de déterminer la politique opératoire qui s'adapte aux changements du débit et des compositions d'entrée afin d'économiser la consommation énergétique de la station d'épuration, et de satisfaire aux normes sur le rejet pour la protection de l'environnement.

L'un des coûts réguliers et importants dans la gestion d'une station d'épuration est le coût de fonctionnement. Si l'aération n'est pas suffisante, la dégradation des matières organiques dans l'eau sera lente. En revanche, s'il y a trop d'aération, la concentration en NGL_e va dépasser la limite à cause de la nitrification dans le bassin d'aération (bassin aérobique). Pour cette raison, le recyclage interne (Q_a) du bassin aérobique ($5^{ème}$) vers le bassin anoxie ($1^{ère}$) est nécessaire pour que la dénitrification assure la réduction de l'azote total dans l'eau (Figure 1.3). Par conséquent, la détermination des profils d'aération (les coefficients $k_L a_i$) et de la valeur du recyclage interne (Q_a) est nécessaire pour l'augmentation du rendement du système (Nguyen et al., 2013a) (Nguyen et al., 2013b).

Le paragraphe suivant présente l'étape qui consiste à déterminer les profils d'aération ($k_L a_i$) et la valeur du recyclage interne (Q_a) qui minimisent l'énergie d'aération sous les contraintes sur les limites des concentrations de l'effluent (DCO_e , DBO_{5e} , NGL_e , MES_e) [1.4.6.2].

4.3.2. Problème d'optimisation

L'expression de la consommation énergétique du réacteur d'aération est fournie par (Alex et al., 2008). Le problème d'optimisation est défini par:

$$\underset{Q_a, k_L a_i(t), i=3, \dots, 5}{Min} \left\{ \frac{S_O^{sat}}{T \cdot 1.8 \cdot 1000} \int_{7 \text{ jours}}^{14 \text{ jours}} \sum_{i=3}^5 V_i \cdot k_L a_i(t) dt \right\} \quad (4.1)$$

Soumis à : Équations du modèle [(1.62) – (1.78)]

$$MES_e \leq MES_{max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5max}$$

$$DCO_e \leq DCO_{max}$$

$$k_L a_i \leq k_L a_{max}$$

$$Q_a \leq Q_{a_max}$$

où : S_O^{sat} : concentration d'oxygène dissous à saturation, ($g \cdot m^{-3}$).

T : le temps d'observation, (j).

V_i : volume du $i^{ème}$ bassin, (m^3).

$k_L a_i$: coefficient de transfert d'oxygène dans le $i^{ème}$ bassin, (j^{-1}).

Q_a : débit du recyclage interne, ($m^3 \cdot j^{-1}$).

$DCO_e, DBO_{5e}, NGL_e, MES_e$: les concentrations des effluents, ($g.m^{-3}$).

$kLa_{max} = 360 j^{-1}$ et $Q_{a_{max}} = 92230 m^3.j^{-1}$ (Alex et al., 2001).

Les équations du modèle pour le calcul des concentrations sont présentées dans la partie [1.4] et sont données par des équations (1.56) à (1.77). Pour le calcul des concentrations de l'effluent sont utilisées les équations (1.93) à (1.96).

4.3.3. Résultats de l'optimisation

Nous avons effectué l'optimisation pour plusieurs cas correspondants aux différents nombres d'intervalles de temps. L'énergie consommée après optimisation est présentée sur la Figure 4.7.

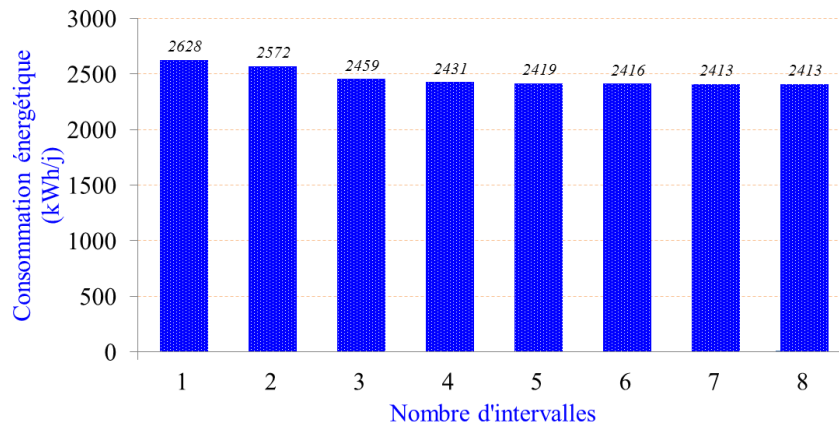


Figure 4.7. Influence du nombre d'intervalles sur le critère d'optimisation

Cette figure montre que l'énergie d'aération n'est pas très sensible aux nombres d'intervalles. Néanmoins, comme proposé par le Benchmark, dans cette étude nous avons utilisé les fichiers expérimentaux correspondants aux 7 derniers jours (pour une stabilisation des boues). Nous avons par conséquent décidé d'utiliser 7 intervalles pour faciliter le fonctionnement du système. La valeur optimale du débit de recyclage est $Q_a = 92230 m^3.j^{-1}$.

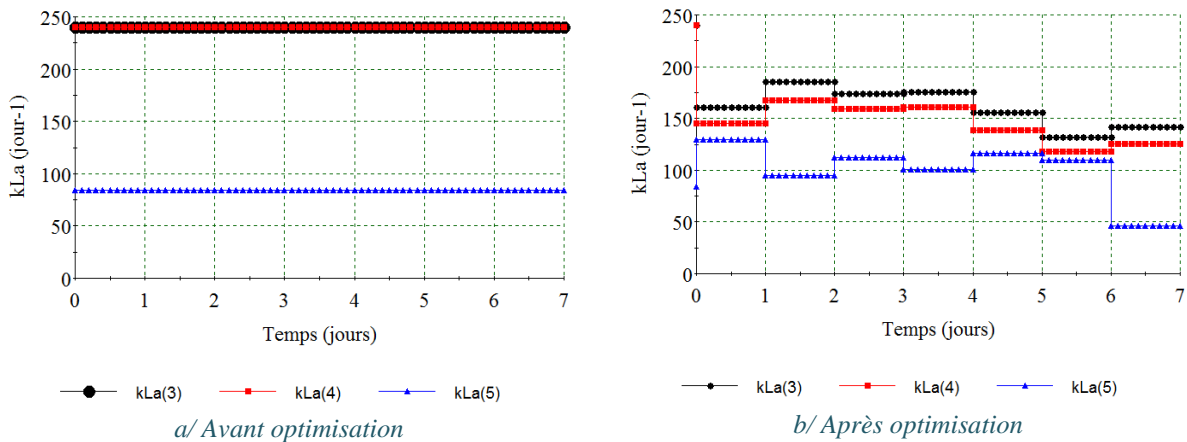


Figure 4.8. Profils d'aération avant et après optimisation

La Figure 4.8 présente les profils d'aération avant et après optimisation. On peut remarquer que, après optimisation, les niveaux d'aération dans les quatrièmes et cinquièmes bassins sont inférieurs aux niveaux avant optimisation. Les profils optimaux s'adaptent à la variabilité des données d'entrée afin d'économiser l'énergie et satisfaire les contraintes sur l'effluent.

Le Tableau 4.5 présente les valeurs des paramètres optimaux de $k_L a_i$ de la Figure 4.8b.

Tableau 4.5. Valeurs d'aération après optimisation

Temps (jour)	1	2	3	4	5	6	7
$k_L a_3$ (j^{-1})	160.7	185.4	174.0	175.6	156.1	131.7	141.7
$k_L a_4$ (j^{-1})	145.1	167.8	159.3	160.6	138.7	118.2	125.7
$k_L a_5$ (j^{-1})	129.8	94.9	112.4	100.8	115.9	109.3	45.9
Q_a ($m^3 \cdot j^{-1}$)	92 230						

Les résultats obtenus montrent que la détermination des meilleurs profils d'aération permet de résoudre 2 problèmes :

(i) La réduction de l'énergie consommée dans l'aération du système. En effet, la Figure 4.9 montre que l'économie réalisée est de l'ordre de 30%.

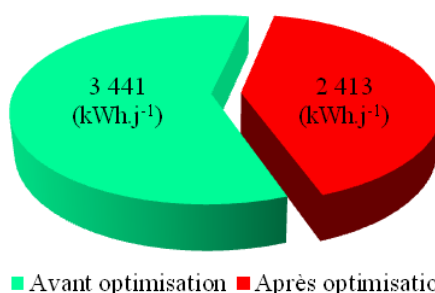
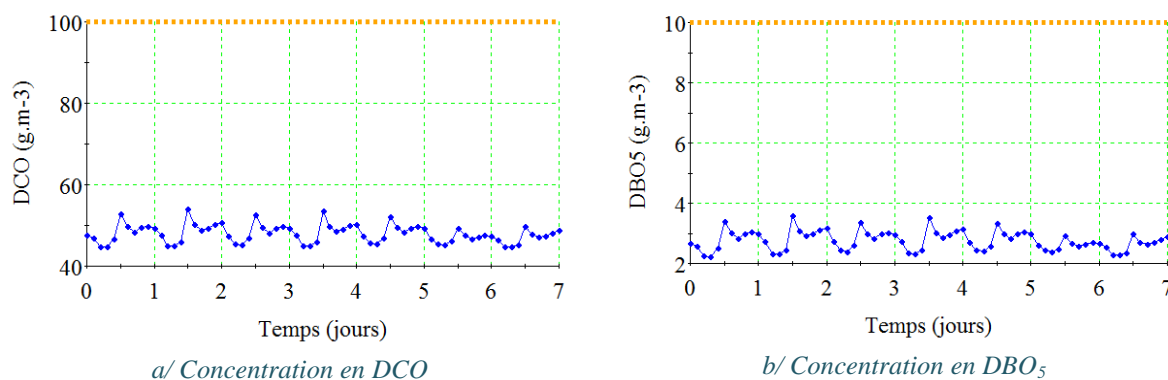


Figure 4.9. Énergie consommée dans la station d'épuration

(ii) La satisfaction des contraintes sur l'effluent. Les Figure 4.10 montre que les limites maximales sur les concentrations en DCO, en DBO₅, en MES et surtout en azote total sont satisfaites.



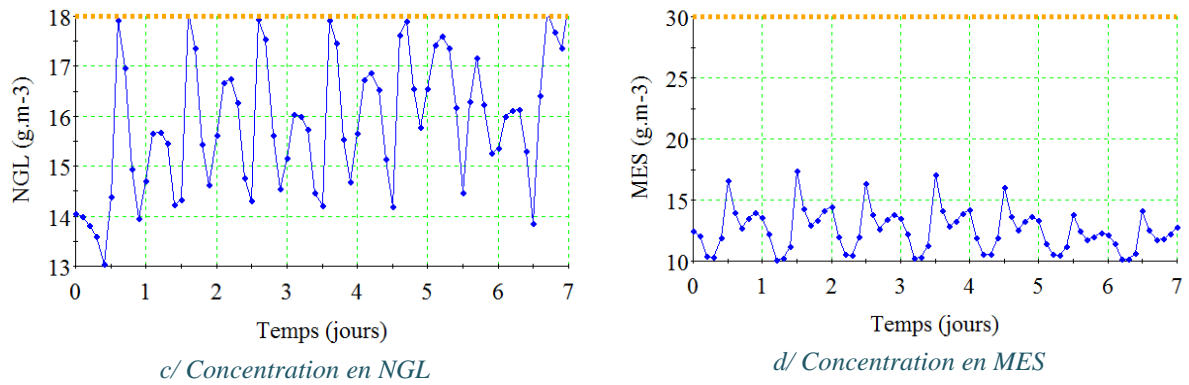


Figure 4.10. Concentrations des effluents après optimisation

Par ailleurs, nous avons déterminé l'âge des boues dans la station et la Figure 4.11 montre qu'il est en bon accord avec le fonctionnement normal des stations de traitement des eaux usées.

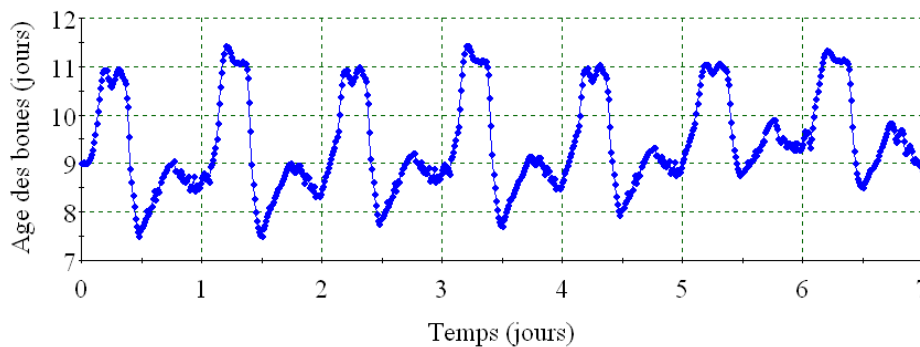


Figure 4.11. Âge des boues après optimisation

4.3.4. Conclusions

- Dans cette étape d'optimisation, les profils d'aération et le recyclage interne qui minimisent l'énergie d'aération ont été déterminés en respectant les contraintes sur les effluents.
- Le résultat d'optimisation montre que l'on peut économiser jusqu'à 30% environ sur la consommation d'énergie par rapport au fonctionnement traditionnel.
- L'âge des boues obtenu après optimisation est tout à fait conforme au fonctionnement normal des stations d'épuration. Par conséquent, cette optimisation est tout à fait réaliste.

4.4. Optimisation du coût total

4.4.1. Introduction

Le système de traitement des eaux usées est assez complexe car il met en œuvre plusieurs opérations : la construction, le fonctionnement, la gestion de la qualité des effluents, et le traitement des boues. Chacune de ces opérations a un coût qui est influencé par le coût des autres opérations. Par exemple, pour réduire le coût du traitement des boues, on peut les recycler du décanteur secondaire vers le réacteur biologique. Cela augmente le volume du réacteur (donc le coût de la construction) et la puissance de la pompe du recyclage. Par conséquent, l'optimisation du coût total de la station d'épuration est nécessaire.

Le coût total de la station de traitement des eaux usées peut être divisé en deux parties (Alasino et al., 2007) (Gillot et al., 1999): le coût d'investissement (par exemple la construction) et le coût de fonctionnement du système (par exemple le coût de l'aération).

Le coût d'investissement est lié à la construction de la station et à l'installation des dispositifs notamment (l'aération et le recyclage). Quant au coût de fonctionnement, il est lié notamment à la consommation d'énergie et au traitement des boues.

Cette partie présente les équations (ou la méthode de calcul) pour le coût total (investissement et fonctionnement) de la station d'épuration, puis la détermination des profils d'aération (k_{La_i}), du recyclage interne (Q_a), du recyclage externe (Q_r), et du débit de purge (Q_w) qui minimisent le coût total et satisfont les contraintes en DCO_e , DBO_{5e} , NGL_e , MES_e pour les données expérimentales de temps sec.

4.4.2. Critère d'optimisation

Le critère d'optimisation utilisé ici est le coût total (CT). Il est formé par la somme des coûts d'investissement et de fonctionnement. Son expression est donnée par :

$$CT = CI + CO \quad , (\text{€/an}) \quad (4.2)$$

4.4.2.1. Coût d'investissement (CI)

L'expression du coût d'investissement est donnée par :

$$CI = CI_{\text{réacteur}} + CI_{\text{aérateur}} + CI_{\text{décanteur}} + CI_{\text{pompe}} + CI_{\text{recyclage}} \quad (4.3)$$

où : $CI_{\text{réacteur}}$: coût d'investissement du réacteur (ou des bassins).

$CI_{\text{aérateur}}$: coût d'investissement de l'aérateur.

$CI_{\text{décanteur}}$: coût d'investissement du décanteur.

CI_{pompe} : coût d'investissement de la pompe du débit d'entrée.

$CI_{\text{recyclage}}$: coût d'investissement de la pompe du recyclage.

avec :

$$CI_{réacteur} = \sum_{i=1}^5 b_t \cdot V_i^{\delta_t} \quad (4.4)$$

$$CI_{aérateur} = \sum_{i=1}^5 b_a \cdot (B \cdot k_L a_i \cdot V_i)^{\delta_a} \quad (4.5)$$

$$CI_{décanteur} = b_{set,1} \cdot A^{\delta_{set,1}} + b_{set,2} \cdot A^{\delta_{set,2}} \quad (4.6)$$

$$CI_{pompe} = b_{ips,1} \cdot Q_0^{\delta_{ips,1}} + b_{ips,2} \cdot Q_0^{\delta_{ips,2}} + b_{ips,3} \cdot Q_0^{\delta_{ips,3}} \quad (4.7)$$

$$CI_{recyclage} = b_{sr} \cdot (Q_a + Q_r)^{\delta_{sr}} \quad (4.8)$$

où $b_t, \delta_t, b_a, \delta_a, b_{set,1}, b_{set,2}, \delta_{set,1}, \delta_{set,2}, b_{ips,1}, b_{ips,2}, b_{ips,3}, \delta_{ips,1}, \delta_{ips,2}, \delta_{ips,3}, b_{sr}, \delta_{sr}$ sont des paramètres donnés dans le Tableau 4.6.

V_i : volume du $i^{ème}$ bassin (Tableau 4.1).

B : constante = $3000^{-1} (\text{kg de O}_2) \cdot (\text{hm}^3)^{-1}$.

$k_L a_i$: coefficient de transfert d'oxygène du $i^{ème}$ bassin (Tableau 4.1).

A : surface du décanteur [4.1].

Q_0 : débit d'entrée [1.4.6.1].

Q_a, Q_r : débits de recyclage interne et externe (Tableau 4.2).

Tableau 4.6. Paramètres pour le coût d'investissement

b_t	10 304	δ_t	0.477
b_a	8 590	δ_a	0.433
$b_{set,1}$	6 630	$\delta_{set,2}$	0.678
$b_{set,2}$	6 338	$\delta_{set,2}$	0.325
$b_{ips,1}$	2 334	$\delta_{ips,1}$	0.637
$b_{ips,2}$	2 123	$\delta_{ips,2}$	0.540
$b_{ips,3}$	2 090	$\delta_{ips,3}$	0.349
b_{sr}	5 038	δ_{sr}	0.304

4.4.2.2. Coût de fonctionnement (CO)

Le coût de fonctionnement est actualisé selon la formule :

$$CO = \Gamma \cdot CO_i^T \quad (4.9)$$

avec :

$$CO_i^T = CO_{aérateur} + CO_{pompe} + CO_{boue} \quad (4.10)$$

où : $CO_{aérateur}$: coût de fonctionnement de l'aérateur.

CO_{pompe} : coût de fonctionnement des pompes.

CO_{boue} : coût pour les boues.

$$\text{avec : } \Gamma = \sum_{j=1}^n \frac{1}{(1+id)^j} = \frac{1-(1+id)^{-n}}{id} \quad (4.11)$$

$$CO_{aérateur} = \alpha_E \cdot EA \quad (4.12)$$

$$EA = \frac{S_O^{sat}}{T \cdot 1.8 \cdot 1000} \int_{t_1}^{t_2} \left(\sum_{i=1}^5 V_i \cdot k_{L_i} a_i(t) \right) dt \quad (4.13)$$

$$CO_{pompe} = \alpha_E \cdot PE \quad (4.14)$$

$$PE = \frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_2} (0.004 \cdot Q_a(t) + 0.008 \cdot Q_r(t) + 0.05 \cdot Q_w(t)) dt \quad (4.15)$$

$$OC_{boue} = \alpha_{SLD} \cdot SP \quad (4.16)$$

$$SP = MES_e \cdot Q_w \quad (4.17)$$

où Γ : coefficient pour l'actualisation du coût.

id : taux d'intérêt (taux d'actualisation), $id = 0.05$.

n : durée de vie de la station, $n = 20$ (ans).

CO_i^T : coût annuel de l'opération du $i^{ème}$ élément.

α_E, α_{SLD} : coefficient du coût de fonctionnement (Tableau 4.8).

EA, PE : énergie d'aération et énergie des pompes, (kWh.j⁻¹) (Alex et al., 2008).

S_O^{sat} : oxygène dissous à saturation [1.4.3].

T : temps d'observation (jour), $T = t_2 - t_1 = 14$ jours – 7 jours = 7 jours.

Q_w : débit d'extraction des boues (Tableau 4.2).

MES_e : matières en suspension dans l'effluent [1.4.6.2].

Les limites maximales des variables de décision sont données dans le Tableau 4.7.

Tableau 4.7. Limites maximales pour les variables de l'opération (Alex et al., 2001)

Variables d'aération	Limites maximales	Unité
Q_r	36 892	m ³ .j ⁻¹
Q_a	92 320	m ³ .j ⁻¹
Q_w	1 844.6	m ³ .j ⁻¹
$k_{L_i} a_i$	360	j ⁻¹

Tableau 4.8. Coefficients des coûts de fonctionnement (Alasino et al., 2007)

Coefficient	Valeur	Unité
α_E	25	euro jour (kWh.an) ⁻¹
α_{SLD}	75	euro jour (kg de SS.an) ⁻¹

4.4.3. Simulation

La simulation dynamique permet de calculer le coût total et la répartition des différents coûts qui le composent. Cette étude utilise les données expérimentales correspondant au dernier jour de temps sec.

Les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 4.9 et sur la Figure 4.12.

Tableau 4.9. Résultat des coûts avant optimisation

$CI_{aérateur}$	CI_{pompe}	$CI_{recyclage}$	$CI_{décanteur}$	$CI_{réacteur}$	$CO_{aérateur}$	CO_{pompe}	CO_{boue}
171712.98	1217532.5	152096.31	442670.88	1512419.5	1041033.2	120936.41	2142644.8
3%	18%	2%	7%	22%	15%	2%	32%
$CI_{total} = 3\,496\,432$					$CO_{total} = 3\,304\,614$		
$CT = 6\,801\,046$ (€/an)							

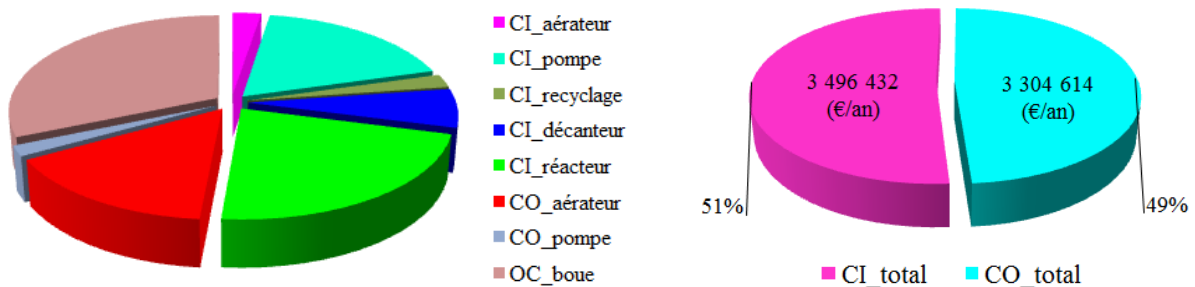


Figure 4.12. Répartition des coûts avant optimisation (dynamique)

On remarque que le coût total d'investissement représente 51% du coût total, alors que le coût total de fonctionnement est de 49%. Le coût total du système s'élève 6 801 046 (€/an).

Il est intéressant de noter que le coût de fonctionnement du système des boues représente un plus de 65% du coût de fonctionnement et plus que le quart du coût total annuel. Par ailleurs, la part du fonctionnement dans le coût total est importante et représente un peu moins de la moitié du coût total annuel.

4.4.4. Formulation du problème d'optimisation

L'objectif de l'optimisation ici est de minimiser le coût total (CT) et satisfaire les contraintes sur l'effluent. Dans ce cas, comme mentionné dans la partie [4.3], nous avons choisi les variables de décision qui sont le recyclage interne (Q_a) et les coefficients (k_{La_i}) dans un premier temps et en rajoutant le recyclage externe (Q_r) et le débit d'extraction des boues (Q_w) dans un deuxième temps.

4.4.4.1. Cas des variables de décision $k_L a_i$ et Q_a

Dans ce cas, le débit de recyclage Q_a est constant, mais les $k_L a_i$ varient avec le temps. Le nombre d'intervalles utilisés est ici égal à une heure. L'objectif de l'optimisation est de déterminer les profils des variables de décision qui minimisent le coût total (CT) sous les contraintes réglementaires.

Le problème d'optimisation est ainsi défini comme :

$$\text{Min}_{k_L a_i, Q_a} \{CT = CI + CO\} \tag{4.18}$$

Soumis à : Équations du modèle [(1.62) – (1.78)]

$$MES_e \leq MES_{max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5max}$$

$$DCO_e \leq DCO_{max}$$

$$k_L a_i \leq k_L a_{max}$$

$$Q_a \leq Q_{a_max}$$

L'estimation initiale des variables de décision est présentée dans le Tableau 4.10.

Tableau 4.10. Estimation initiale des variables de décision

$Q_a = 55338 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$	$k_L a_3 = 10 \text{ (h}^{-1}\text{)}$ $k_L a_4 = 10 \text{ (h}^{-1}\text{)}$ $k_L a_5 = 3.5 \text{ (h}^{-1}\text{)}$
--	---

Les profils optimaux des variables de décision sont présentés dans le Tableau 4.11. Les coûts optimaux sont présentés dans le Tableau 4.12. Ils montrent que l'aération est plus importante dans le 3^{ème} bassin que dans le 4^{ème} et 5^{ème} ; elle varie dans chaque intervalle d'une heure pour s'adapter les variabilités de données d'entrée. Ce résultat est tout à fait cohérent avec l'objectif du traitement qui consiste à minimiser la consommation d'énergie tout en respectant les contraintes sur l'effluent. Par ailleurs, le recyclage interne optimal est inférieur au taux utilisé dans le Benchmark.

Tableau 4.11. Profils optimaux des variables de décision

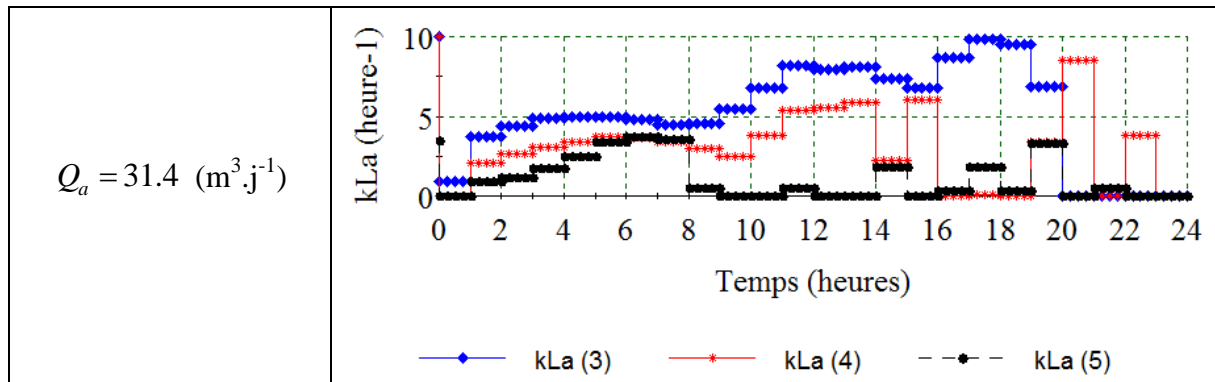


Tableau 4.12. Répartition des coûts après optimisation

$CI_{aérateur}$	CI_{pompe}	$CI_{recyclage}$	$CI_{décanteur}$	$CI_{réacteur}$	$CO_{aérateur}$	CO_{pompe}	CO_{boue}
4381.6	1217532.5	99842.9	442670.9	1512419.5	408430.1	52012.2	2144289.2
0.1%	20.7%	1.7%	7.5%	25.7%	6.9%	0.9%	36.5%
$CI_{total} = 3\,276\,847.4$ (€/an)					$CO_{total} = 2\,604\,731.4$ (€/an)		
$CT = 5\,881\,578.9$ (€/an)							

La Figure 4.13 présente la répartition des coûts optimaux et montre que le coût de fonctionnement ne représente plus que 44% du coût total.

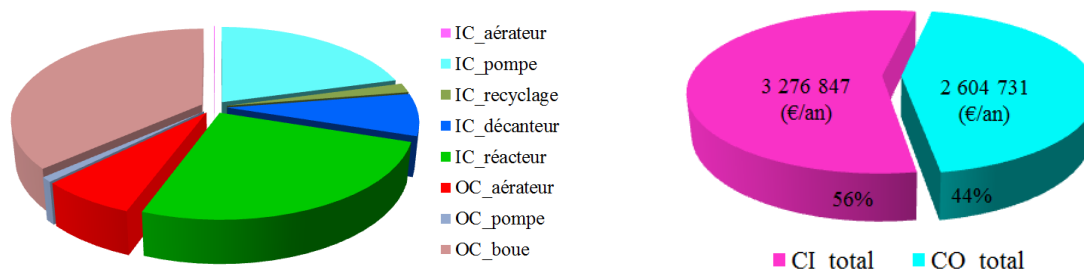


Figure 4.13. Coûts optimaux et leur répartition

On remarque que le coût total d'investissement représente 56% du coût total, alors que le coût total de fonctionnement est de 44%. Le coût total du système s'élève 5 881 579 (€/an).

Le coût total de la station du traitement a donc été réduit après optimisation. La comparaison des coûts avant et après optimisation est présentée sur le Tableau 4.13 et la Figure 4.14. Elle met en évidence une économie de 14% par rapport au fonctionnement du Benchmark.

Tableau 4.13. Résumé des coûts avant et après optimisation

	La somme du coût d'investissement	La somme du coût de fonctionnement	La somme du coût total (€/an)
Avant optimisation	51%	49%	6 801 046
Après optimisation	56%	44%	5 881 578

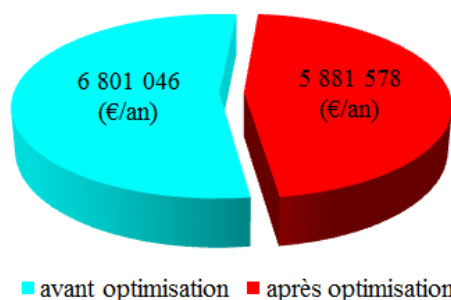


Figure 4.14. Coût total avant et après optimisation

La Figure 4.15 montre que toutes les contraintes réglementaires sont satisfaites.

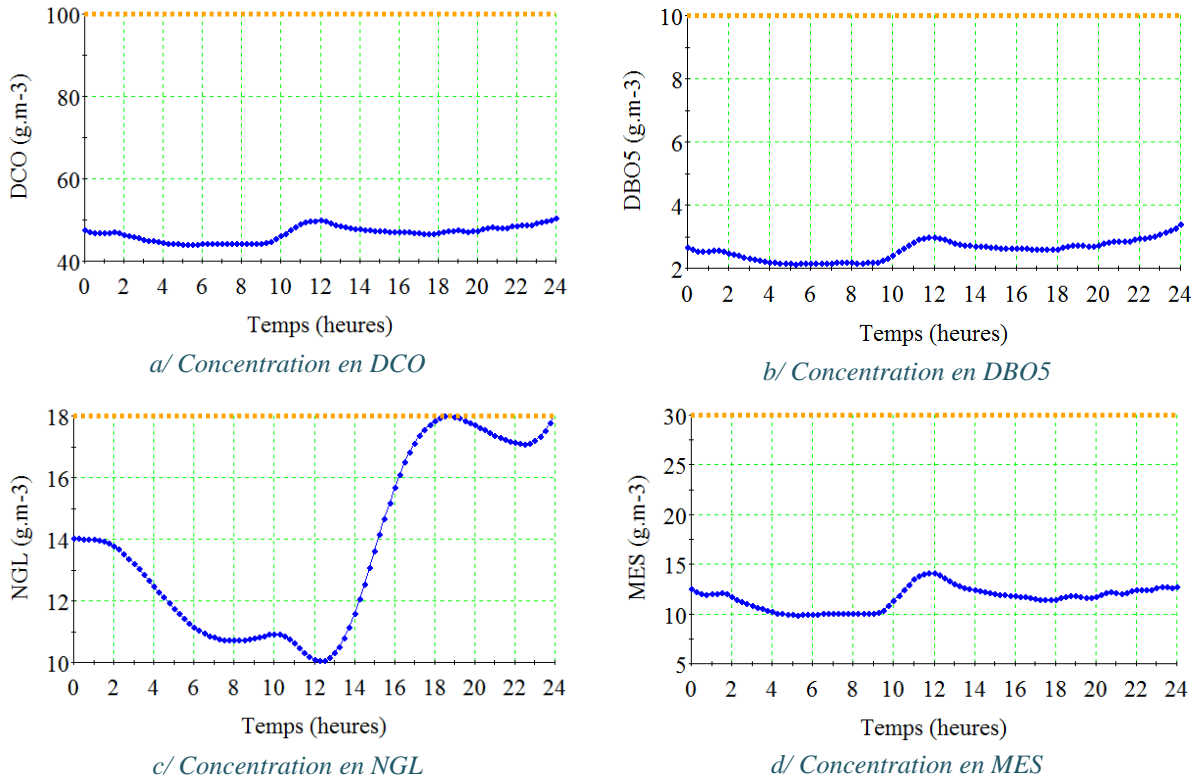


Figure 4.15. Concentrations de l'effluent après optimisation

Par ailleurs, l'âge des boues est calculé et présenté sur la Figure 4.16. Il est en bon accord avec la théorie de traitement des eaux usées.

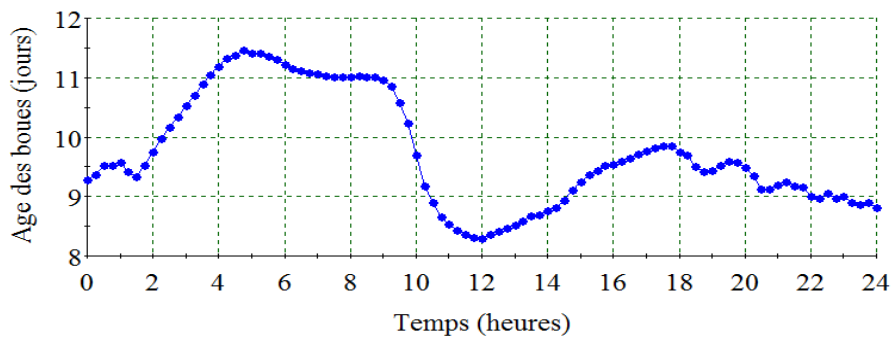


Figure 4.16. Âge des boues après optimisation

4.4.4.2. Cas d'utilisation de toutes les variables de décision sans contrainte sur l'âge des boues

Dans ce cas, les variables de décision sont toutes celles qui influencent le fonctionnement de la station d'épuration. Ces variables de décision sont également constantes (un intervalle du temps) sauf les $k_L a_i$ qui varient avec le temps.

Le problème d'optimisation est défini comme:

$$\text{Min}_{k_L a_i, Q_a, Q_r, Q_w} \{CT = CI + CO\} \quad (4.19)$$

Soumis à : Équations du modèle [(1.62) – (1.78)]

$$MES_e \leq MES_{max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5max}$$

$$DCO_e \leq DCO_{max}$$

$$k_L a_i \leq k_L a_{max}$$

$$Q_a \leq Q_{a_max}$$

$$Q_r \leq Q_{r_max}$$

$$Q_w \leq Q_{w_max}$$

où : $Q_{r_max} = 36892 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$ et $Q_{w_max} = 1844.6 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$ (Alex et al., 2001).

L'estimation initiale des variables de décision est fournie dans le Tableau 4.14.

Tableau 4.14. Variables d'état au début

$Q_r = 18446 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$	$k_L a_3 = 10 \text{ (h}^{-1}\text{)}$
$Q_a = 55338 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$	$k_L a_4 = 10 \text{ (h}^{-1}\text{)}$
$Q_w = 385 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$	$k_L a_5 = 3.5 \text{ (h}^{-1}\text{)}$

Les valeurs des variables de décision optimales sont présentées dans le Tableau 4.15. Les coûts optimaux sont présentés dans le Tableau 4.16. Ce résultat est tout à fait cohérent avec l'objectif du traitement qui consiste à minimiser la consommation d'énergie tout en respectant les contraintes sur l'effluent. Par ailleurs, le recyclage interne optimal (Q_a) et l'extraction des boues (Q_w) sont faibles. Le recyclage externe (Q_r) est supérieur au taux utilisé dans le Benchmark.

Tableau 4.15. Valeurs optimales des variables de décision

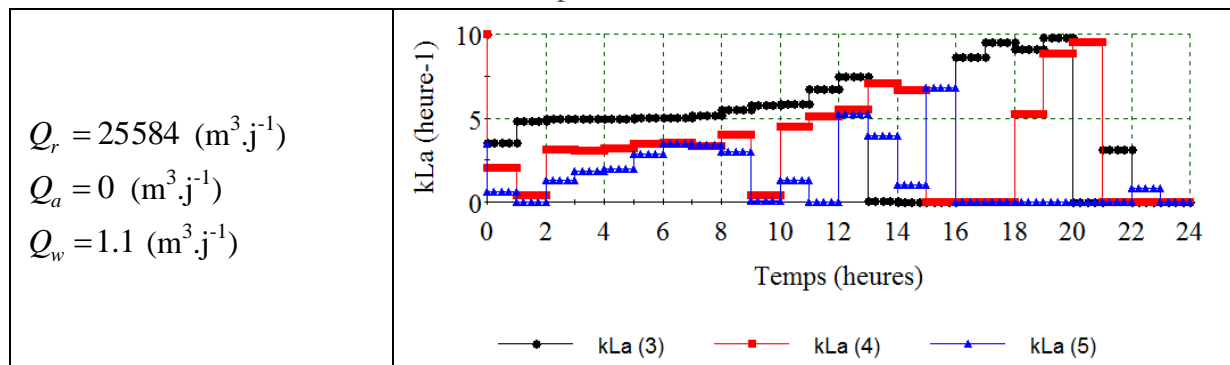


Tableau 4.16. Coûts du système après optimisation

$CI_{aérateur}$	CI_{pompe}	$CI_{recyclage}$	$CI_{décanteur}$	$CI_{réacteur}$	$CO_{aérateur}$	CO_{pompe}	CO_{boue}
2300.1	1217532.5	110233.5	442670.8	1512419.5	419104.6	63782.2	82.5
0.1%	32.3%	2.9%	11.7%	40.1%	11.1%	1.7%	0.0%
$CI_{total} = 3\ 285\ 156.62 \text{ (€/an)}$					$CO_{total} = 482\ 969.33 \text{ (€/an)}$		
$CT = 3\ 768\ 125.95 \text{ (€/an)}$							

La Figure 4.17 présente la répartition des coûts optimaux. Elle montre que le coût de fonctionnement ne représente plus que 13% du coût total.

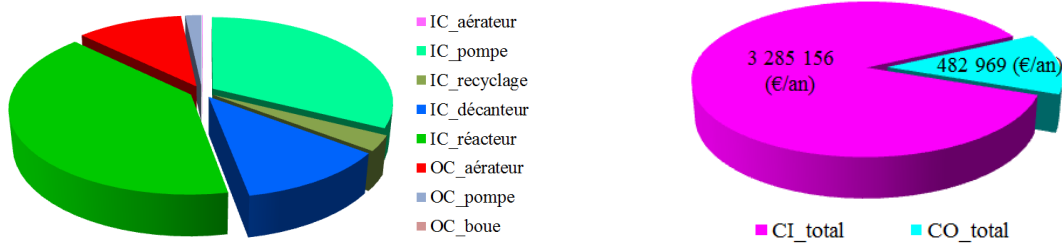


Figure 4.17. Coûts optimaux et leur répartition

On remarque que le coût total d'investissement représente 87% du coût total, alors que le coût total de fonctionnement est de 13%. Le coût total du système s'élève 3 768 126 (€/an).

Le coût total de la station du traitement a été largement réduit après optimisation. Les résultats obtenus sont présentés sur le Tableau 4.17 et la Figure 4.18. Ils mettent en évidence une économie de 45% par rapport au fonctionnement du Benchmark.

Tableau 4.17. Résumé des coûts avant et après optimisation

	La somme du coût d'investissement	La somme du coût de fonctionnement	La somme du coût total (€/an)
Avant optimisation	51%	49%	6 801 046
Après optimisation	83%	13%	3 768 125

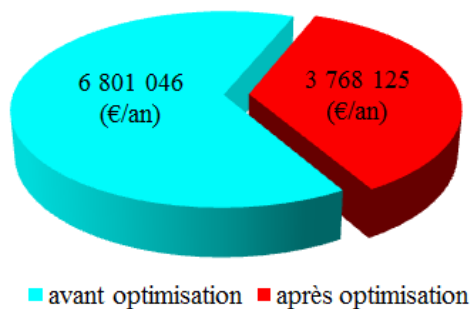


Figure 4.18. Coût total avant (Benchmark) et après optimisation

La Figure 4.19 montre que toutes les contraintes sur l'effluent sont satisfaites.

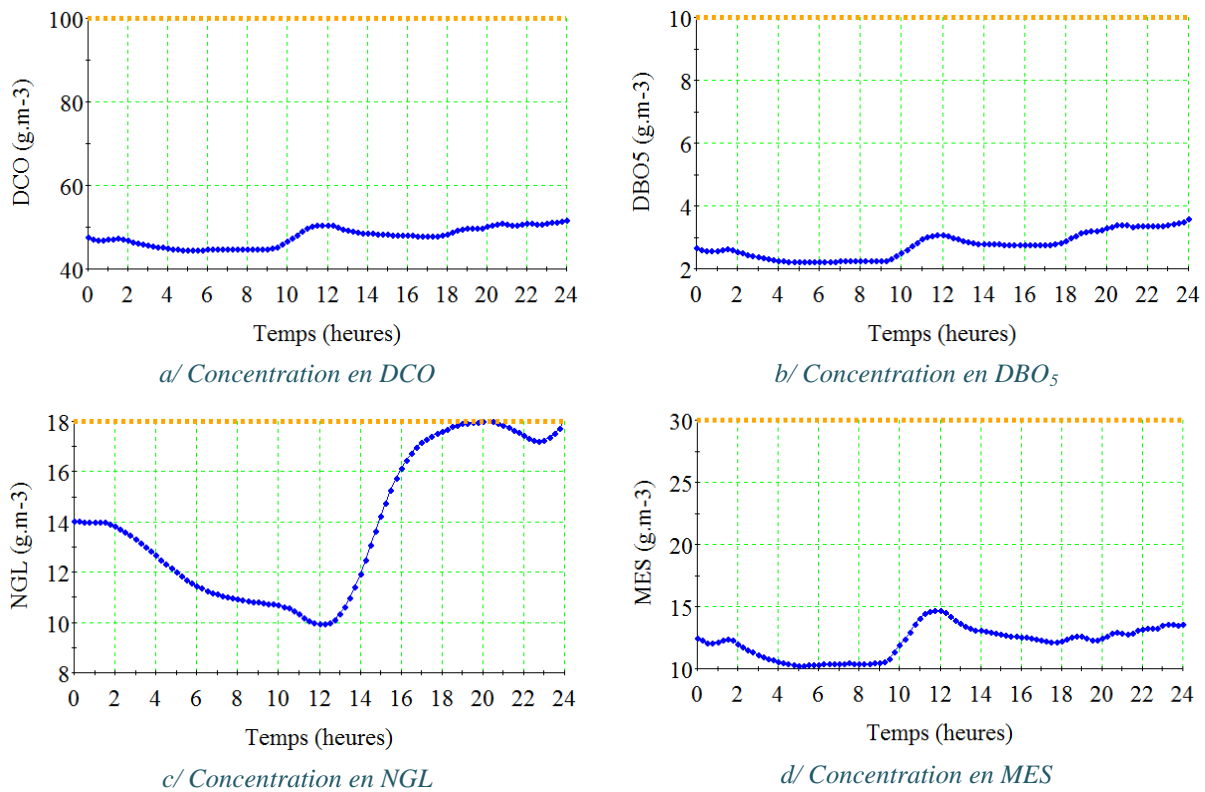


Figure 4.19. Concentrations de l'effluent après optimisation

L'âge des boues est calculé et présenté sur la Figure 4.20. Les valeurs obtenues sont très élevées à cause de la grande valeur du débit de recyclage externe (Q_r). Dans la réalité, l'utilisation des boues dont l'âge est supérieur à 20 jours n'est pas rationnelle. Avec un âge de boues prolongé, les concentrations des solides en suspension dans le réacteur augmentent, tandis que les paramètres cinétiques de croissance de la biomasse et le rendement de production de boues diminuent. Une contrainte sur l'âge des boues est par conséquent nécessaire.

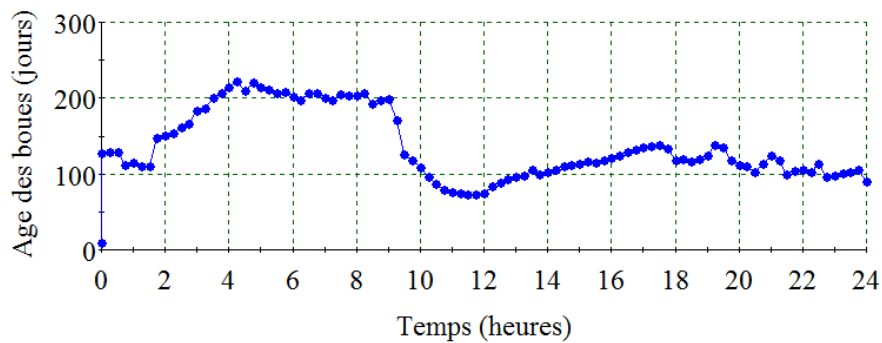


Figure 4.20. Âge des boues après optimisation

4.4.4.3. Cas d'utilisation de toutes les variables de décision avec contrainte sur l'âge des boues

Dans cette section, nous avons effectué l'optimisation avec la contrainte sur l'âge des boues. La limite maximale de l'âge a été fixée à 20 jours pour un fonctionnement normal des stations d'épuration.

Le problème d'optimisation est ainsi défini par :

$$\text{Min}_{k_L a_i, Q_a, Q_r, Q_w} \{CT = CI + CO\} \quad (4.20)$$

Soumis à : Équations du modèle [(1.62) – (1.92)]

$$MES_e \leq MES_{max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5max}$$

$$DCO_e \leq DCO_{max}$$

$$k_L a_i \leq k_L a_{max}$$

$$Q_a \leq Q_{a_max}$$

$$Q_r \leq Q_{r_max}$$

$$Q_w \leq Q_{w_max}$$

$$\hat{Age}_{boue} \leq \hat{Age}_{boue_max}$$

Les profils optimaux des variables de décision sont présentés dans le Tableau 4.18. Les coûts optimaux sont présentés dans le Tableau 4.19. Ce résultat est tout à fait cohérent avec l'objectif du traitement qui consiste à minimiser la consommation d'énergie tout en respectant les contraintes sur l'effluent.

Les résultats dans le Tableau 4.18 montrent que l'extraction des boues est inférieure au taux utilisé dans le Benchmark, cela réduit le coût de traitement des boues. D'autre part, les profils optimaux d'aération s'adaptent aux données d'entrée, par conséquent l'énergie d'aération est réduite.

Tableau 4.18. Profils optimaux des variables de décision

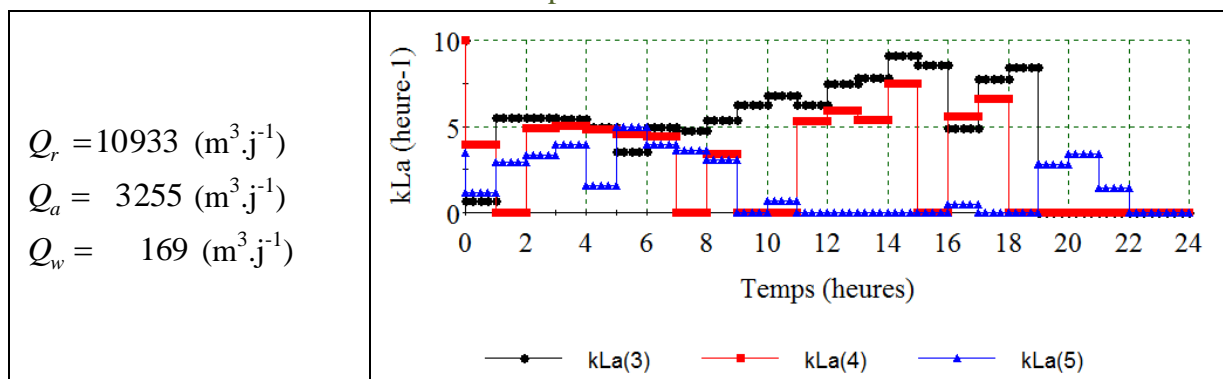
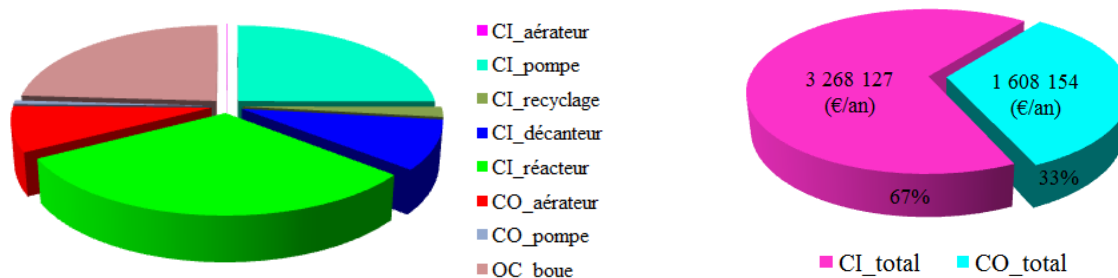


Tableau 4.19. Coûts du système après optimisation

$CI_{aérateur}$	CI_{pompe}	$CI_{recyclage}$	$CI_{décanteur}$	$CI_{réacteur}$	$CO_{aérateur}$	CO_{pompe}	CO_{boue}
3364.2	1217532.5	92140.2	442670.8	1512419.5	403971.5	33939.3	1170243.2
0%	25%	2%	9%	31%	8%	1%	24%
$CI_{total} = 3\,268\,127$ (€/an)					$CO_{total} = 1\,608\,154$ (€/an)		
$CT = 4\,876\,281$ (€/an)							

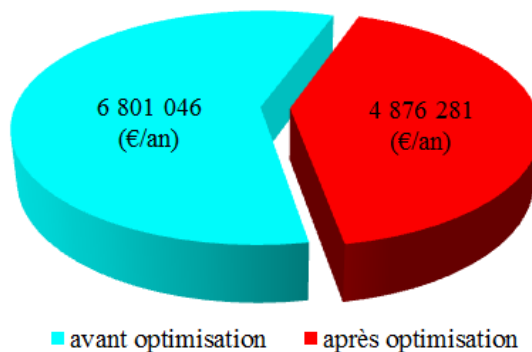
La Figure 4.21 présente la répartition des coûts optimaux et montre que les coûts de fonctionnement représentent 33% du coût total.



La comparaison des coûts obtenus avant et après optimisation est présentée sur le Tableau 4.20. Elle met en évidence une économie de 28% par rapport au fonctionnement du Benchmark. On notera que l'introduction de la contrainte sur l'âge des boues réduit considérablement les économies d'énergie réalisées à l'aide de l'optimisation ; par contre, elle permet un fonctionnement normal de la station.

Tableau 4.20. Résumé des coûts avant et après optimisation

	La somme du coût d'investissement	La somme du coût de fonctionnement	La somme du coût total (€/an)
Avant optimisation	51%	49%	6 801 046
Après optimisation	67%	33%	4 876 281



La Figure 4.23 montre que toutes les contraintes réglementaires sont satisfaites.

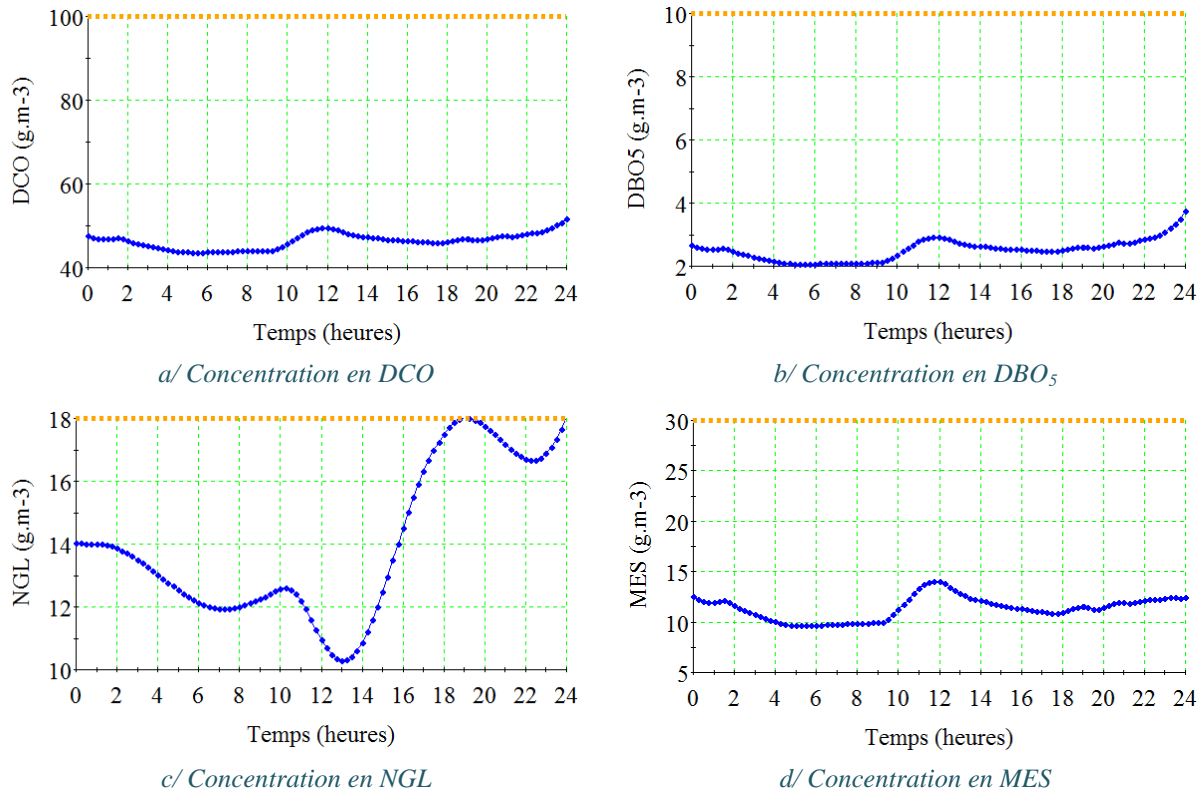


Figure 4.23. Concentrations de l'effluent après optimisation

L'âge des boues est calculé et présenté sur la Figure 4.24. Il est propriété avec la valeur maximale ne dépasse pas 20 jours.

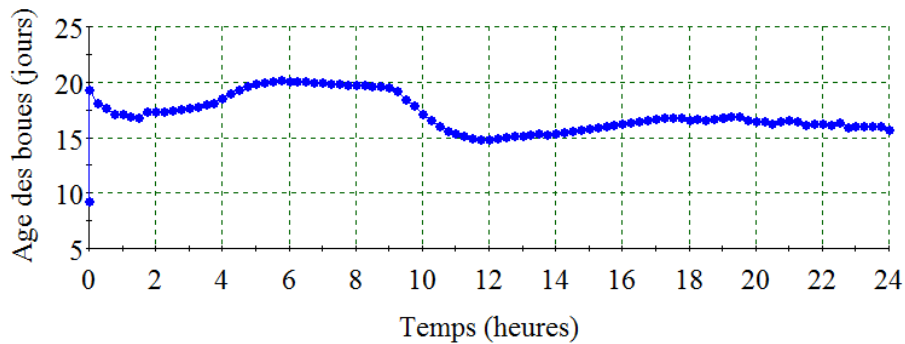


Figure 4.24. Âge des boues après optimisation

4.4.5. Conclusions

- Les résultats montrent que l'optimisation est nécessaire pour minimiser le coût total de la station d'épuration. En outre, elle permet d'économiser jusqu'à 45 % du coût total.
- Dans le premier cas étudié [4.4.4.1], seules deux variables de décision sont considérées (Q_a et $k_L a_i$), mais ne permettent d'économiser que 14% du coût total.
- Par contre, dans le deuxième cas [4.4.4.2], Q_w et Q_r sont utilisés en plus

comme variables de décision, et l'économie réalisée atteignait 45% mais l'âge des boues est bien supérieur à la normale. En introduisant une contrainte sur l'âge des boues, l'économie réalisée n'est plus que de 28%.

4.5. Optimisation multicritère

Dans tout ce que nous avons traité jusqu'à maintenant en optimisation du fonctionnement des stations de traitement des eaux usées, seule l'optimisation monocritère a été développée. Il s'agissait principalement de définir un seul critère d'optimisation et toute autre fonction de performance qui présente un conflit avec ce critère est soit agrégée au critère pour n'en former qu'un seul, soit reléguée au niveau des contraintes. La résolution de ces problèmes d'optimisation monocritère conduit à une solution qui dépend de la valeur du (ou des) poids utilisé(s) dans l'agrégation des critères et du niveau fixé pour les contraintes.

L'objectif de cette partie n'est pas de développer l'optimisation multicritère pour les procédés de traitement des eaux usées, mais de s'ouvrir sur cette optimisation en utilisant les outils et les méthodes d'optimisation monocritère que nous avons précédemment développés et mis en œuvre.

4.5.1. Introduction

La plupart des problèmes d'optimisation mettent en jeu plusieurs objectifs ou critères qui doivent être pris en compte simultanément. Cependant, ces critères sont souvent contradictoires et l'obtention simultanée des optima individuels de chacun des critères est quasi-impossible. La résolution d'un problème d'optimisation multicritère consiste à déterminer l'action (valeur des variables de décision) qui optimise un vecteur de fonctions critères tout respectant un ensemble de contraintes.

Pour les stations d'épuration, parmi les critères typiques à optimiser on peut citer le coût opératoire (aération, pompage et boues) (*CO*) et la qualité de l'effluent (*QE*). Ces deux critères sont conflictuels puisqu'en général, la qualité de l'effluent est améliorée lorsqu'on augmente le coût opératoire.

Cette étude va donc présenter l'optimisation simultanée, donc multicritère, de la qualité de l'effluent et du coût opératoire tout en respectant les contraintes sur l'effluent. Ces deux critères ainsi que les contraintes seront précisés lors de la définition du problème d'optimisation.

4.5.2. Méthodes utilisées en optimisation multicritère

La méthode d'optimisation multicritère conduit au choix d'une ou plusieurs solutions optimales, au sens de Pareto, parmi un ensemble discret de solutions, via une procédure de sélection. Elle permet également de répondre aux problématiques de tri et de rangement, par l'intermédiaire d'une procédure d'affectation et de classement respectivement (Hervé, 2002).

Il existe de nombreuses méthodes multicritères, mais celles-ci peuvent être regroupées selon deux approches :

- Agrégation a priori de critères en un critère unique.
- Approche fondée sur la domination.

Dans cette étude sera présentée la méthode d'agrégation. Cette méthode consiste à transformer le problème d'optimisation multicritère (POM) en un problème monocritère (POM_ω) qui revient à combiner les différentes fonctions coûts f_i du problème en une seule fonction objectif F généralement de façon linéaire (Hwang & Masud, 1979) :

$$F(x) = \sum_{i=1}^n \omega_i f_i(x) \quad (4.21)$$

où le poids $\omega_i \in [0...1]$ et $\sum_{i=1}^n \omega_i = 1$. Différents poids conduisent à différentes solutions.

La Figure 4.25 illustre le fonctionnement de la méthode d'agrégation. Fixer un vecteur poids revient à trouver un hyper-plan dans l'espace objectif (une droite pour le problème bi-critères) avec une orientation fixée. La solution optimale de Pareto est le point où l'hyper-plan possède une tangente commune avec l'espace réalisable (point x sur la figure).

Les résultats obtenus dans la résolution du problème (POM_ω) dépendent fortement des paramètres choisis pour le vecteur de poids ω . Les poids ω_i doivent aussi être choisis en fonction des préférences associées aux objectifs, ce qui est une tâche délicate. Ainsi, une approche généralement utilisée consiste à résoudre le problème (POM_ω) avec différentes valeurs de ω .

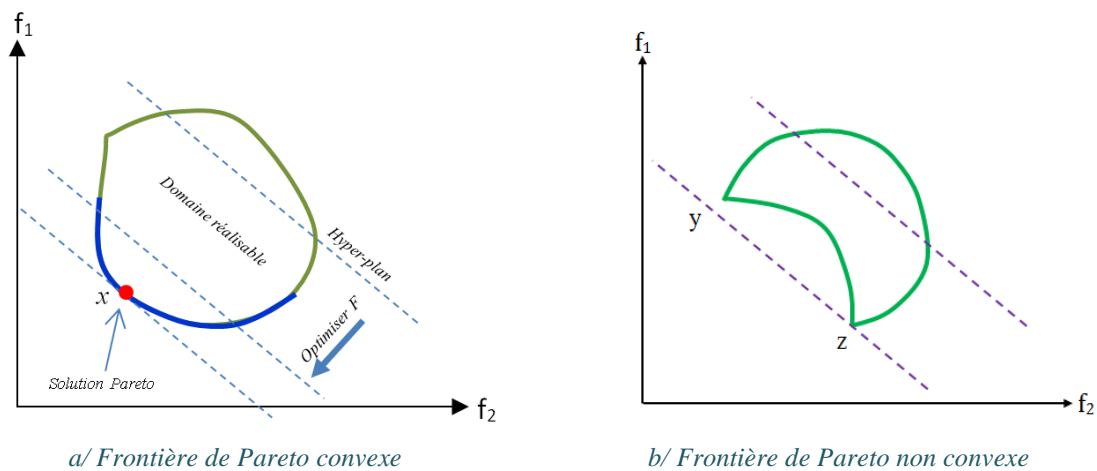


Figure 4.25. Méthode d'agrégation

Si les différents objectifs ne sont pas du même ordre de grandeur, on peut écrire l'équation précédente sous la forme :

$$F(x) = \sum_{i=1}^n c_i \omega_i f_i(x) \quad (4.22)$$

où c_i sont des constantes qui mettent à la même échelle les différents objectifs. Les constantes c_i sont généralement initialisées à $\frac{1}{f_i^*(x)}$, où $f_i^*(x)$ est la solution optimale associée à la fonction objectif f_i . Dans ce cas, le vecteur est normalisé par rapport au vecteur idéal.

Un des problèmes de cette approche est la détermination des poids, sans avoir des connaissances sur le problème traité. Plusieurs stratégies « aveugles » peuvent être utilisées pour générer les poids. Dans (Ishibuchi & Murata, 1998), les poids sont générés de façon aléatoire :

$$\omega_i = \frac{random_i}{random_1 + \dots + random_n}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4.23)$$

où les variables $random_i$ sont des entiers positifs.

L'exécution multiple d'un algorithme avec plusieurs poids permet d'obtenir plusieurs solutions efficaces. Cependant, elle ne génère que des solutions acceptables, et non pas les solutions dans les portions concaves de l'espace de recherche (solutions non acceptables). Dans la Figure 4.25b, où le problème possède une frontière Pareto non convexe, seules les solutions extrêmes y et z peuvent être générées. Toutes les autres entre les points x et y ne peuvent être trouvées.

Néanmoins, cette approche a largement été utilisée dans la littérature à l'aide de différentes métaheuristiques :

Algorithmes génétiques (AG): les algorithmes génétiques ont été utilisés pour résoudre plusieurs *POM* transformés en problèmes mono-objectifs : ordonnancement (Syswerda & Palmucci, 1991), planification de robots (Jakob et al., 1992), génération de structures chimiques (Jones et al., 1993), conception de filtres IIR (Wilson & Macleod, 1993), placement (Liu et al., 1998), transport (Yang & Gen, 1994). En plus de la représentation d'une solution du problème dans le codage d'un individu, (Hajela & Lin, 1992) ont inclus les poids de chaque objectif dans les chromosomes. Ils encouragent leur diversité dans la population à travers une fonction de partage. Leur but est de générer simultanément dans une seule exécution d'un AG une famille de solutions Pareto optimales correspondant à différents poids. En plus de l'utilisation des fonctions de partage de (Goldberg & Richardson, 1987), ils utilisent l'algorithme VEGA¹ pour atteindre leur but. La fonction d'utilité possède la forme suivante :

$$F = \sum_{i=1}^n \omega_i \frac{f_i}{f_i^*} \quad (4.24)$$

où f_i^* est le paramètre de normalisation de l'objectif f_i .

Recuit simulé : l'algorithme de recuit simulé a été utilisé pour le voyageur de commerce multi-objectif (Serafini, 1992), pour le design de réseaux de transport (Friesz et al., 1993), et pour le problème du sac multicritère (Ulungu et al., 1998), où la fonction d'acceptation d'une solution voisine est de la forme :

¹ VEGA : Vector Evaluated Genetic Algorithm

$$P_{xy}(T) = \min \left(1, e^{\frac{\sum_{i=1}^n \omega_i (f_i(x) - f_i(y))}{T}} \right) \quad (4.25)$$

où x est la solution courante, y est la solution voisine générée, et T est la température courante. Plusieurs exécutions sont réalisées pour différents poids.

Recherche tabou : la recherche tabou a été appliquée pour résoudre un problème d'affectation de fréquences (Dahl et al., 1995). L'algorithme est exécuté avec un seul jeu de poids qui est fixé suivant les priorités des objectifs.

Métaheuristiques hybrides : récemment, des métaheuristiques hybrides ont été proposées. Dans (Tuytens, 1998), l'algorithme utilisé est le recuit simulé, mais les solutions initiales sont générées par un algorithme chronophage. Dans (Ishibuchi & Murata, 1998), un algorithme hybridant un AG et une recherche locale est utilisé. La direction de la recherche est déterminée par les poids utilisés dans la sélection de l'individu.

4.5.3. Formulation du problème d'optimisation

L'objectif de l'optimisation de la station de traitement est de déterminer la meilleure politique d'aération et de recyclage interne qui minimisent le coût opératoire et le coût engendré par le non-respect de la qualité requise pour l'eau traitée.

Le coût opérationnel est fourni par la relation suivante :

$$f_1 = C_{CO} = \alpha_E \cdot AE + \alpha_E \cdot PE + \alpha_{SLD} \cdot SP, (\text{€} \cdot \text{j}^{-1}) \quad (4.26)$$

Où AE , PE et SP représentent respectivement l'énergie d'aération, l'énergie de pompage et la quantité de boues produites. L'expression de ces grandeurs est donnée par (Alex et al., 2001) :

$$AE = \frac{S_O^{sat}}{T \cdot 1.8 \cdot 1000} \int_{7 \text{ jours}}^{14 \text{ jours}} \sum_{i=3}^5 V_i \cdot k_L a_i(t) dt, (\text{kWh} \cdot \text{j}^{-1}) \quad (4.27)$$

$$PE = \frac{1}{T} \int_{t=7 \text{ days}}^{t=14 \text{ days}} (0.004 \cdot Q_a(t) + 0.008 \cdot Q_r(t) + 0.05 \cdot Q_w(t)) dt, (\text{kWh} \cdot \text{j}^{-1}) \quad (4.28)$$

$$SP = MES_e \cdot Q_w, (\text{kg} \cdot \text{j}^{-1}) \quad (4.29)$$

La qualité de l'effluent est définie par :

$$EQ = \frac{1}{T \cdot 1000} \int_{t=7 \text{ jours}}^{t=14 \text{ jours}} \left\{ B_{SS} \cdot TSS_e(t) + B_{DCO} \cdot DCO_e(t) + B_{Nkj} \cdot S_{Nkj,e}(t) \right. \\ \left. + B_{NO} \cdot S_{NO,e}(t) + B_{DBO_5} \cdot DBO_{5e}(t) \right\} \quad (4.30)$$

Par ailleurs, le coût engendré par le non-respect de la qualité requise est exprimé par :

$$f_2 = C_{EQ} = \alpha_{EQ} \cdot EQ, (\text{€} \cdot \text{j}^{-1}) \quad (4.31)$$

où :

$$S_{Nkj,e} = S_{NH,e} + S_{ND,e} + X_{ND,e} + i_{XB} (X_{B,H,e} + X_{B,A,e}) + i_{XP} (X_{P,e} + X_{L,e}) \quad (4.32)$$

$\alpha_E, \alpha_{SLD}, \alpha_{EQ}$ sont les coefficients du coût de fonctionnement, de traitement des boues et de la qualité de l'effluent (Tableau 4.21).

i_{XB}, i_{XP} sont présentés dans le Tableau 1.2.

$S_{Se}, S_{NO,e}, S_{SH,e}, S_{ND,e}, X_{ND,e}, X_{B,H,e}, X_{B,A,e}, X_{P,e}, X_{I,e}$ sont calculées par les équations dans la partie [1.4.4].

$B_{SS}, B_{DCO}, B_{Nkj}, B_{NO}, B_{DBO_5}$: sont les poids (coefficient de pondération) pour les différents types de pollution afin de les transformer en unités de pollution (Tableau 4.22). Leurs valeurs ont été déduites de (Vanrolleghem et al., 1996).

Tableau 4.21. Coefficients des coûts (Alasino et al., 2007)

Coefficient	Valeur	Unité
α_E	25/365	(€ jour (kWh.j) ⁻¹)
α_{EQ}	50/365	(€ jour (kg PU.j) ⁻¹)
α_{SLD}	75/365	(€ jour (kg de SS.j) ⁻¹)

Tableau 4.22. Valeurs des B_i

B_{SS}	B_{DCO}	B_{Nkj}	B_{NO}	B_{DBO_5}
2	1	30	10	2

Le problème d'optimisation multicritère est ainsi défini par :

$$\text{Min } F = [f_1, f_2]^T \quad (4.33)$$

Soumis à : Équations du modèle [(1.62) – (1.78)]

$$MES_e \leq MES_{max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5max}$$

$$DCO_e \leq DCO_{max}$$

$$k_L a_i \leq k_L a_{max}$$

$$Q_a \leq Q_{a_max}$$

Le problème multicritère est donc transformé en un problème monocritère en agrégeant les deux critères sous la forme d'une somme pondérée.

$$\text{Min } F = \{\omega_1 f_1 + \omega_2 f_2\} = \{\omega f_1 + (1 - \omega) f_2\} \quad (4.34)$$

où ω_1, ω_2 sont les poids associés aux critères f_1, f_2 , tels que : $\omega_1, \omega_2 > 0$ et $\omega_1 + \omega_2 = 1$.

Le poids (ω) représente alors l'importance relative que le décideur attribue au critère.

Il est clair cependant que la résolution d'un problème pour un vecteur de poids (ω) fixé ne permet de calculer qu'une solution Pareto optimale. Pour obtenir un ensemble contenant un grand nombre de solutions Pareto optimales, il faut résoudre plusieurs fois le problème en changeant à chaque fois les valeurs de ω .

Selon l'équation (4.24), le problème d'optimisation peut s'écrire comme suit :

$$\underset{Q_a, k_L a_i (i=3, \dots, 5)}{\text{Min}} \left\{ \omega \cdot \frac{C_{CO}}{C_{CO}^*} + (1-\omega) \cdot \frac{C_{EQ}}{C_{EQ}^*} \right\} \quad (4.35)$$

Soumis à : Équations du modèle [(1.62) – (1.78)]

$$MES_e \leq MES_{max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5max}$$

$$DCO_e \leq DCO_{max}$$

$$k_L a_i \leq k_L a_{max}$$

$$Q_a \leq Q_{a_max}$$

où C_{EQ}^* et C_{CO}^* sont les paramètres de normalisation des coûts C_{EQ} et C_{CO} .

4.5.4. Résultats d'optimisation

Nous avons optimisé deux cas : (1) le fonctionnement avec un seul intervalle de 7 jours pour les coefficients $k_L a_i$ afin de faciliter le fonctionnement de la station d'épuration ; (2) le fonctionnement avec 7 intervalles correspondant aux 7 jours (Figure 4.7, page 86) de données expérimentales pour les coefficients $k_L a_i$ dans le cas d'utilisation de variateur de vitesses.

4.5.4.1. Cas d'un seul intervalle de temps

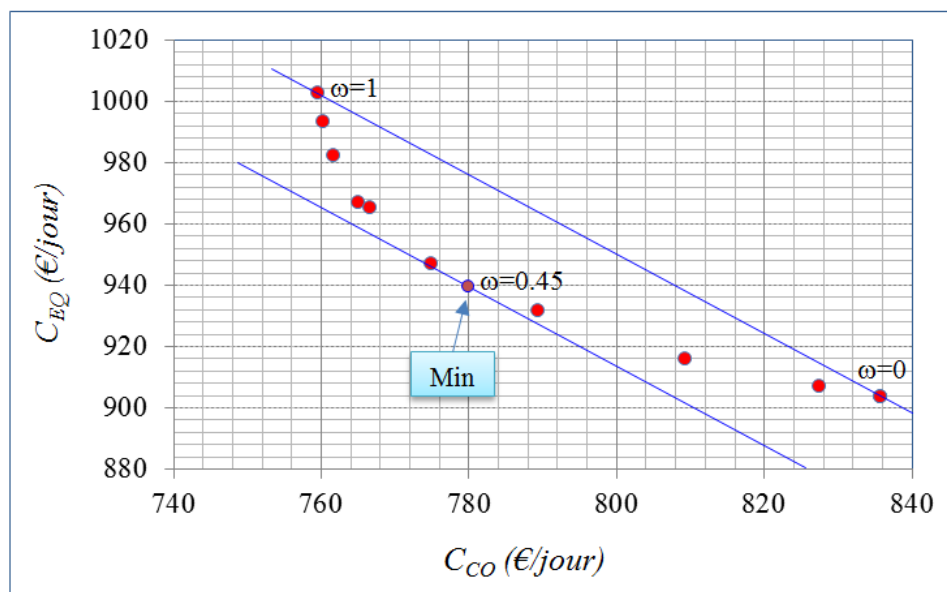


Figure 4.26. Influence de la valeur ω sur l'optimisation (cas d'un intervalle)

Chaque valeur de ω conduit à une solution optimale. Les résultats obtenus pour différentes valeurs de ω sont présentés dans la Figure 4.26, sous forme des variations de C_{CO} en fonction de C_{EQ} .

Selon la méthode de (Hwang & Masud, 1979) (Figure 4.25), on peut chercher le point x qui correspond au coût total pondéré le plus faible. Ce point correspond à $\omega = 0.45$ et le coût minimal est de 1 722 (€. j^{-1}).

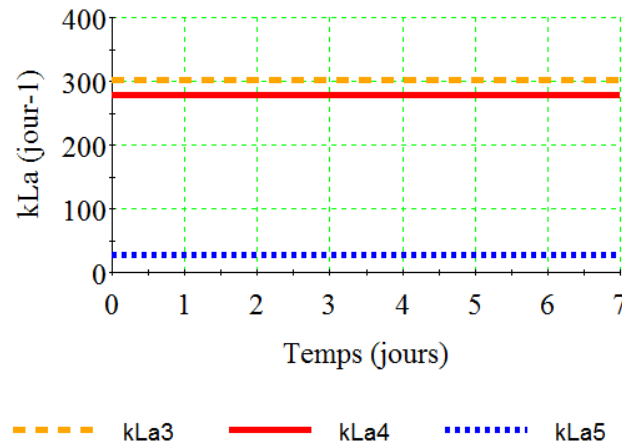


Figure 4.27. Profils d'aération pour le point correspondant au coût total pondéré minimal

Tableau 4.23. Variables optimales (cas d'un intervalle)

k_{La3} (j ⁻¹)	k_{La4} (j ⁻¹)	k_{La5} (j ⁻¹)	Q_a (m ³ .j ⁻¹)
301.8	278.2	27.1	64 237.9

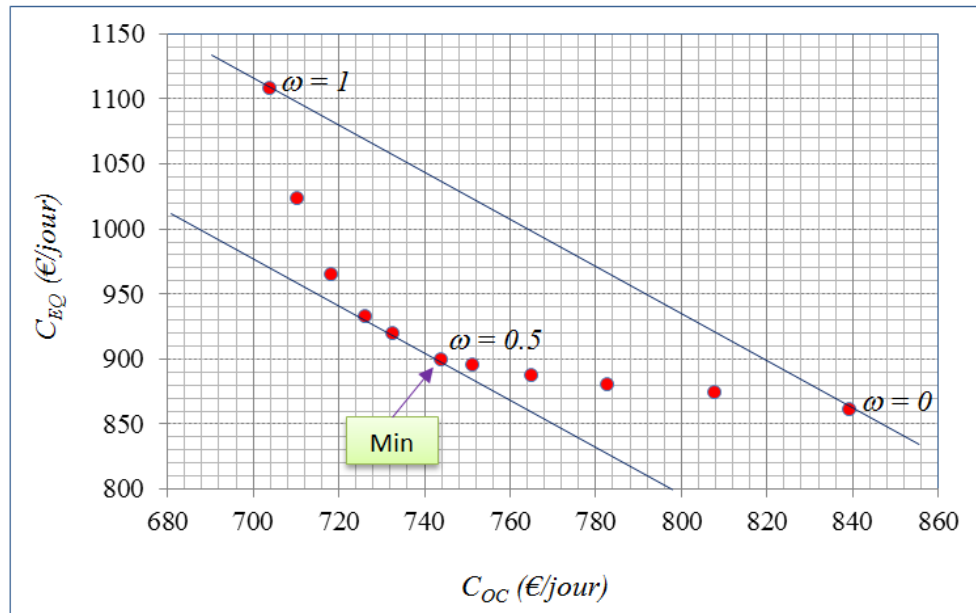
Les valeurs optimales des variables sont présentées dans le Tableau B.1 (Annexe B). Les valeurs des variables de décision pour le point minimal sont présentées sur la Figure 4.27 et le Tableau 4.23.

La Figure 4.27 et le Tableau 4.23 montrent qu'après optimisation le recyclage interne (Q_a) est élevé et les coefficients k_{La3} et k_{La4} sont plus grands que ceux utilisés dans le Benchmark, tandis que k_{La5} est inférieur. Mais ces valeurs sont rationnelles puisque les contraintes sont satisfaites avec le coût total minimal.

4.5.4.2. Cas de plusieurs intervalles de temps

Comme mentionné plus haut [4.3.3], nous allons choisir 7 intervalles correspondant aux 7 jours de données expérimentales. De la même manière que dans le cas d'un intervalle, les résultats obtenus pour 7 intervalles et pour différentes valeurs de ω sont présentés dans la Figure 4.28 sous forme de C_{CO} en fonction de C_{EQ} .

Selon la méthode de (Hwang & Masud, 1979) (Figure 4.25), on peut déterminer le point x qui correspond au coût total pondéré minimal. Il correspond à $\omega = 0.5$ et le coût minimal est de 1 643 (€. j^{-1}). Soit une économie de moins de 5% par rapport au cas d'un seul intervalle.


 Figure 4.28. Influence de la valeur ω sur l'optimisation (cas de 7 intervalles)

Les profils optimaux d'aération sont donnés dans le Tableau B.2 et leurs valeurs sont données dans le Tableau B.3 (Annexe B). Les profils optimaux des variables de décision pour le point qui correspond au coût total pondéré minimal sont présentés sur la Figure 4.29.

La Figure 4.29 montre que les profils optimaux d'aération varient selon chaque intervalle pour s'adapter aux variations du débit et des compositions de l'influent afin de minimiser le coût total de la station d'épuration. Les valeurs de $k_L a_i$ du 3^{ème} et 4^{ème} bassins sont plus élevées que celle de 5^{ème} bassin. Ces résultats correspondent aux profils d'aération du Benchmark (Tableau 4.1).

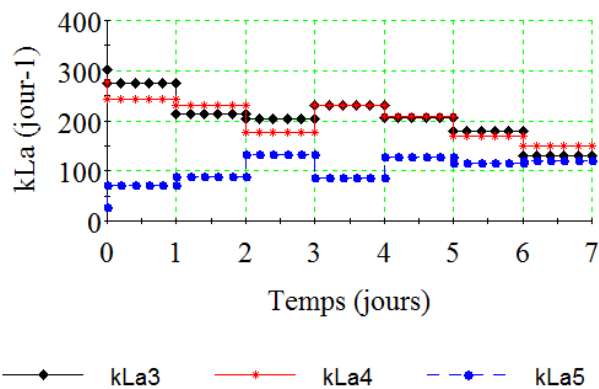


Figure 4.29. Profils d'aération pour le point qui correspond au coût total pondéré minimal

Tableau 4.24. Valeurs des variables de décision après optimisation

Temps (jour)	1	2	3	4	5	6	7
$k_L a_3$ (j^{-1})	274.4	212.4	203.3	231.2	206.4	179.7	130.5
$k_L a_4$ (j^{-1})	243.3	230.2	177.7	230.3	207.9	168.9	150.6
$k_L a_5$ (j^{-1})	71.4	89.1	131.9	85.5	127.6	115.9	121.1
Q_a ($m^3.j^{-1}$)	63 989.4						

4.5.5. Conclusions

Les deux cas (1 intervalle et 7 intervalles) étudiés ci-dessus montrent que si on utilise le fonctionnement uniforme (1 intervalle), le coût total est plus élevé que le cas du fonctionnement avec 7 intervalles. Dans le deuxième cas, on peut économiser environ 79 (€. j^{-1}) ou 28 835 (€/an) mais il faut utiliser un variateur de vitesse pour contrôler les valeurs k_{LA_i} dans les bassins aérobiques.

Les résultats optimaux du recyclage interne (Tableau B.1 et Tableau B.2 (Annexe B)) sont presque pareils ($Q_a \approx 64\,000 \text{ m}^3 \cdot \text{j}^{-1}$), et supérieurs à la valeur utilisée dans le Benchmark qui est de $55\,338 \text{ m}^3 \cdot \text{j}^{-1}$.

4.6. Optimisation de la conception et du dimensionnement

4.6.1. Introduction

Toutes les optimisations considérées jusqu'à maintenant concernaient l'optimisation du fonctionnement des stations de traitement existantes. Il s'agissait notamment de déterminer les profils d'aération qui permettaient de déterminer un ou plusieurs critères (*e.g.* la consommation d'énergie, les boues produites, la qualité de l'effluent,...) tout respectant les contraintes opératoires et sur les rejets (effluent). Ces optimisations ont montré que l'on pouvait réaliser des économies substantielles sur le fonctionnement de ces stations de traitement. Cependant, si l'optimisation du fonctionnement des stations existantes permettait incontestablement d'améliorer leur performance, l'optimisation de leur conception et leur dimensionnement permettrait de minimiser les coûts d'investissement et fonctionnement.

Pour les stations de traitement à concevoir donc, l'objectif est d'optimiser leur conception, dimensionnement et fonctionnement. Il s'agit d'abord de déterminer la structure et les dimensions optimales des différentes unités de la station, en minimisant un critère technico-économique. La station de traitement optimale ainsi conçue, sera ensuite optimisée au niveau de son fonctionnement de la même manière que le fonctionnement des stations existantes.

4.6.2. Revue bibliographique

Les progrès récents dans la modélisation des réactions biochimiques dans les systèmes de boues activées, ainsi que le fait que le PSE¹ soit un domaine mature, ont ouvert la possibilité d'étudier la conception et le fonctionnement des processus de boues activées basés sur des modèles (Alasino et al., 2007). Toutefois, dans le domaine du traitement des eaux usées, peu d'études traitent de la synthèse des procédés. (Mussati et al., 2005) ont utilisé la programmation non-linéaire mixte (MINLP²) pour l'optimisation simultanée du

¹ PSE: Process Systems Engineering

² MINLP : Mixed-Integer Nonlinear Programming

fonctionnement et de la configuration des stations d'épuration afin d'éliminer l'azote, en étudiant une superstructure qui intègre les trois modèles de boues activées les plus utilisées, mais sans permettre la répartition des débits. Les études de (Alasino. et al., 2006a) (Alasino et al., 2006b) concernant une superstructure élargie pour la distribution du flux du procédé (flux du recyclage interne, du nitrate, du débit d'entrée) pour les bassins. Toutefois, les volumes du réacteur ont été fixés et les coûts d'investissement n'ont pas été inclus dans le modèle. (Gillot et al., 1999) ont utilisé le coût total (*Net Present Value*) pour intégrer les coûts d'investissement et de fonctionnement de la station d'épuration afin de normaliser la procédure de calcul des coûts, et utiliser ces modèles de coûts pour la comparaison des différents scénarios de traitement par la simulation. (Alasino et al., 2007) ont également utilisé le coût total pour traiter l'optimisation simultanée de la configuration et des dimensions de l'équipement – *i.e.*, la synthèse et conception du procédé – et les conditions de fonctionnement de la station d'épuration pour l'élimination de l'azote basé sur le modèle d'une superstructure. Ce modèle utilise cinq bassins et un décanteur secondaire comme dans (Alex et al., 2001), et permet la distribution du flux du procédé (flux du recyclage interne, du nitrate, du débit d'entrée). Le modèle des boues activées qui a été utilisé ici est ASM3. Les données qui ont servi pour tester quelques cas d'étude sont les données moyennes du BSM1 (Alex et al., 2008), l'optimisation mise en œuvre est donc statique. (Recardo & José, 2009) ont également développé un modèle mathématique pour la synthèse de réseaux de digestion anoxie fondé sur l'optimisation d'une superstructure à l'aide de la programmation non linéaire. La fonction objectif est définie par la somme des volumes du réacteur. En outre, cette étude a considéré seulement les réacteurs UASB¹ et EGSB².

4.6.3. Approche proposée

L'approche développée dans ce travail pour optimiser la conception et le dimensionnement des stations de traitement des eaux usées, consiste à construire une superstructure qui met en œuvre plusieurs réacteurs et un décanteur secondaire. Toutes les possibilités de recyclages internes et externes et de court-circuit sont prises en compte. La Figure 4.32 présente l'exemple d'une superstructure avec 5 réacteurs et un décanteur secondaire. La configuration optimale est déterminée en minimisant le coût total d'investissement et de fonctionnement sous les contraintes opératoires et sur l'effluent. Le comportement biologique de la station de traitement est décrit par le modèle ASM1.

4.6.4. Validation de l'approche proposée

Avant de mettre en œuvre l'approche proposée, nous l'avons d'abord validée sur le peu d'exemples publiés dans la littérature. Nous avons principalement traité les exemples de Alasino et al (2006a, 2006b) dans lesquels des superstructures ont été utilisées avec toutefois moins de possibilités que la nôtre, surtout au niveau de la distribution de la charge incidente.

¹ UASB : Upflow Anaerobic Sludge Blanket

² EGSB : Expanded Granular Sludge Bed

Par ailleurs, les modèles ASM2D et ASM3 ont été utilisés pour décrire le comportement biologique de leurs stations de traitement.

Après avoir codé les modèles ASM2D et ASM3 sous gProms, la résolution des problèmes d'optimisation de la conception et du dimensionnement conduit à des résultats similaires à ceux obtenus par Alasino et al (2006a, 2006b) et valident ainsi l'approche proposée. Une partie des résultats est présentée en Annexe D.

4.6.5. Coûts de la station d'épuration

Comme mentionné dans la partie [4.4.1], deux types de coûts sont pris en compte : les coûts d'investissement et de fonctionnement.

Les coûts d'investissement sont présentés dans la partie [4.4], et exprimés par les équations (4.3) à (4.8).

Quant aux coûts de fonctionnement, ils sont présentés également dans la partie [4.4], et fournis par les équations (4.9) à (4.17).

Coûts en fonctionnement statique

La station BSM1 fonctionne avec les variables de décision présentées dans les Tableau 4.1 et Tableau 4.2. Les données de l'influent utilisées sont des valeurs expérimentales moyennes qui sont présentées dans le Tableau 4.3. Le but ici est d'effectuer la simulation de la station pour calculer les coûts de cet état de fonctionnement afin de comparer avec les résultats après optimisation dans les étapes suivantes. Le coût total de la station d'épuration est de 6 906 691.2 (€/an). La répartition des coûts est présentée sur la Figure 4.30.

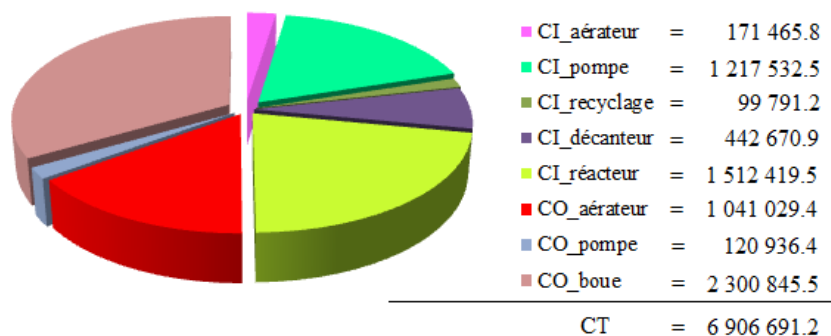


Figure 4.30. Répartition des coûts de la station BSM1 en fonctionnement (statique)

La Figure 4.30 montre que les coûts de traitement des boues, des volumes et des pompes sont élevés. Par conséquent, l'optimisation de la conception et du dimensionnement pour minimiser le coût de la station d'épuration est nécessaire.

Les concentrations de l'effluent calculées avec les données moyennes d'entrée sont présentées sur la Figure 4.31. Toutes les concentrations sont largement inférieures aux contraintes réglementaires [1.4.6.2]. Cela montre que le fonctionnement et/ou la conception de la station sont surdimensionnés ; une optimisation est donc nécessaire.

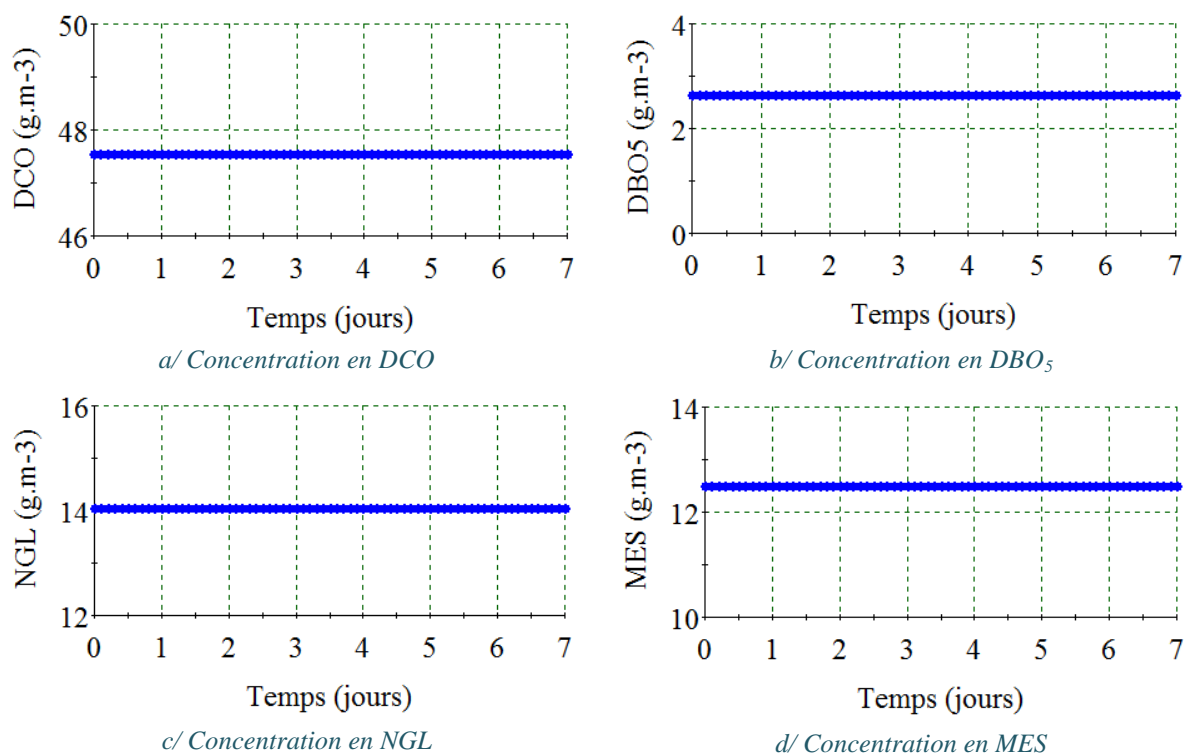


Figure 4.31. Concentrations de l'effluent (statique) avant optimisation

Notez que ces concentrations dans le cas de la station du Benchmark en utilisant des données dynamiques sont plus grandes (*NGL* dépasse la contrainte) (Figure 4.3), mais dans le cas d'utilisation de données statiques (moyennes), elles sont faibles (Figure 4.31).

4.6.6. Structure et dimensions optimales

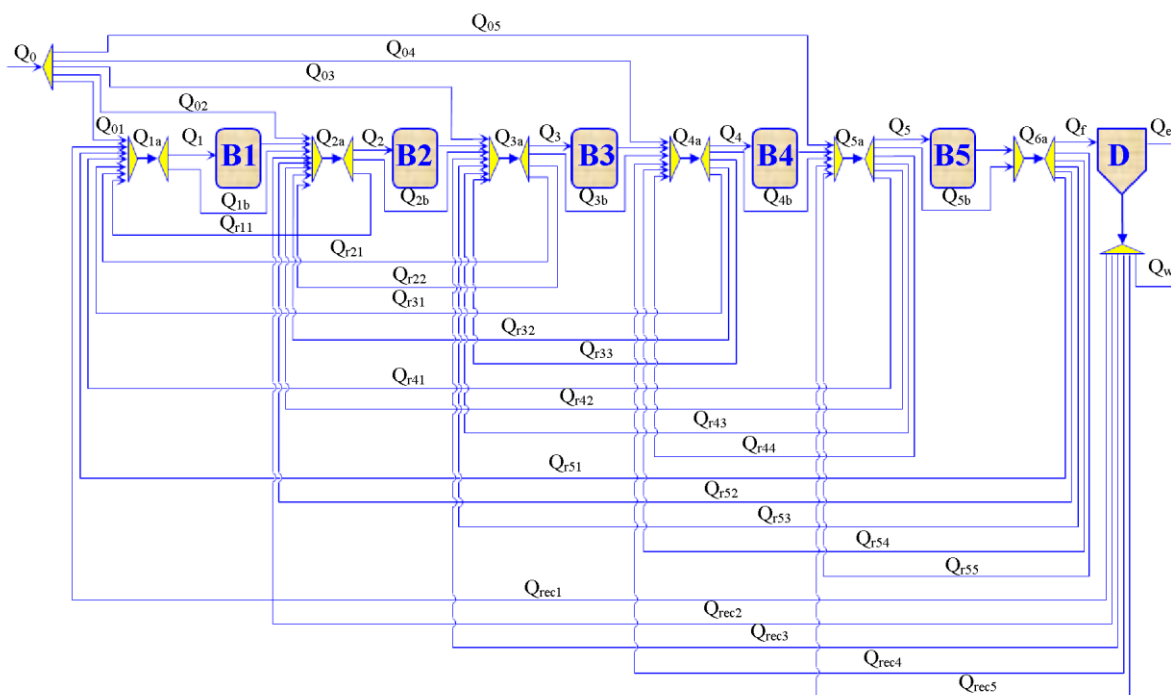


Figure 4.32. Superstructures pour une station de traitement des eaux usées

Afin de réaliser l'optimisation de la conception et du dimensionnement, on utilise ici le cas de la station du Benchmark (BSM1) pour construire la superstructure présentée sur la Figure 4.32. Plusieurs différents cas sont étudiés en allant du plus simple au plus complexe.

L'objectif de l'optimisation est de déterminer toutes les variables de décision du fonctionnement qui minimisent le coût total ($CT = CI + CO$) sous les contraintes sur l'effluent DCO_e , DBO_{5e} , NGL_e , MES_e .

Le problème d'optimisation est ainsi défini comme suit :

$$\underset{Q_a, Q_r, Q_w, k_L a_i, \dots}{Min} \{CI + CO\} \quad (4.36)$$

Soumis à : Équations du modèle de la superstructure (Figure 4.32)

$$DCO_e \leq DCO_{max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5max}$$

$$MES_e \leq MES_{max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{max}$$

$$k_L a_i \leq k_L a_{max}$$

$$Q_{i,b} \leq Q_{i,a}$$

$$\sum_{i=1}^n Q_w \leq Q_w_{max}$$

$$\sum_{i=1}^n Q_{r,i} \leq Q_{a_{max}}$$

$$\sum_{i=1}^n Q_{rec,i} \leq Q_{r_{max}}$$

où : $k_L a_{max} = 360 \text{ (j}^{-1}\text{)}$; $Q_w_{max} = 1844.6 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$; $Q_0 = 18446 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$; $Q_{a_{max}} = 92230 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$; $Q_{r_{max}} = 36892 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$ (Alex et al., 2008).

4.6.6.1. Cas d'un seul bassin

Dans le cas d'un seul bassin, la superstructure correspondante est présentée sur la Figure 4.33.

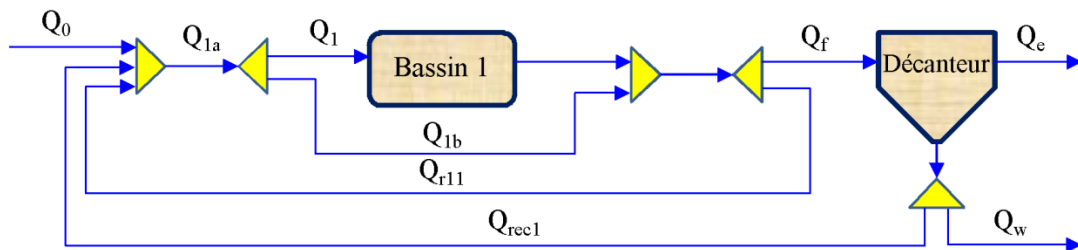


Figure 4.33. Superstructure initiale de la station (cas de 1 bassin)

Le problème d'optimisation s'écrit :

$$\underset{}{Min} \{CT = CI + CO\} \quad (4.37)$$

Les variables de décision sont : $k_L a_1$, Q_{r11} , Q_{rec1} , Q_{1b} , Q_w , V_1 .

Soumis à : Équations du modèle de la superstructure (Figure 4.33)

$$DCO_e \leq DCO_{\max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5\max}$$

$$MES_e \leq MES_{\max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{\max}$$

$$k_L a_1 \leq k_L a_{\max}$$

$$Q_{1b} \leq Q_{1a}$$

$$Q_w \leq Q_{w_max}$$

$$Q_{r11} \leq Q_{a_max}$$

$$Q_{rec1} \leq Q_{r_max}$$

La résolution de ce problème d'optimisation conduit aux résultats présentés dans le Tableau 4.25.

Tableau 4.25. Résultats après optimisation (cas de 1 bassin)

Bassin 1	Décanteur	Coût (€/an)
$V_1 = 5640.7 \text{ (m}^3\text{)}$	$Q_w = 2.1 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$	$CT = 3\,218\,739.8$
$k_L a_1 = 90.5 \text{ (j}^{-1}\text{)}$		
$Q_{rec1} = 12\,223.8 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$		
$Q_{1b} = 0$		
$Q_{r11} = 0$		

Les valeurs égales à 0 (ou trop petites) peuvent être omises. La configuration et la dimension optimales sont présentées sur la Figure 4.34. Ces résultats optimaux sont ensuite utilisés pour la simulation afin de comparer les concentrations de l'effluent et les contraintes avec les valeurs avant optimisation.

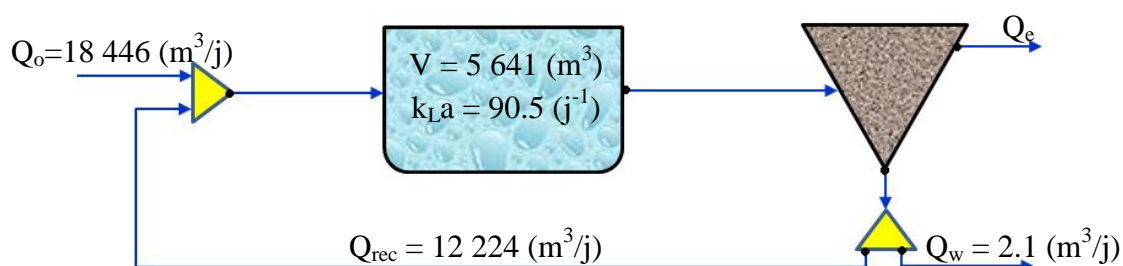


Figure 4.34. Structure optimale de la station (cas de 1 bassin)

La Figure 4.35 présente la répartition des coûts entre l'investissement et le fonctionnement. Par ailleurs, le coût total est de 3 218 739.8 (€/an) qui est nettement inférieur au coût total avant optimisation.

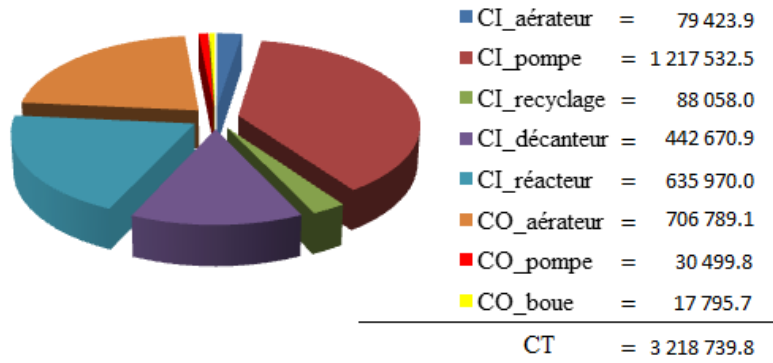


Figure 4.35. Répartition des coûts optimaux (cas de 1 bassin)

Les résultats obtenus montrent que la plupart des coûts sont réduits. Comparé au cas réaliste de BSM1, le coût du traitement des boues est fortement réduit car le débit d'extraction des boues a diminué ($Q_{w_BSM1} = 385 \text{ m}^3 \cdot \text{j}^{-1}$ à $Q_w = 2.1 \text{ m}^3 \cdot \text{j}^{-1}$).

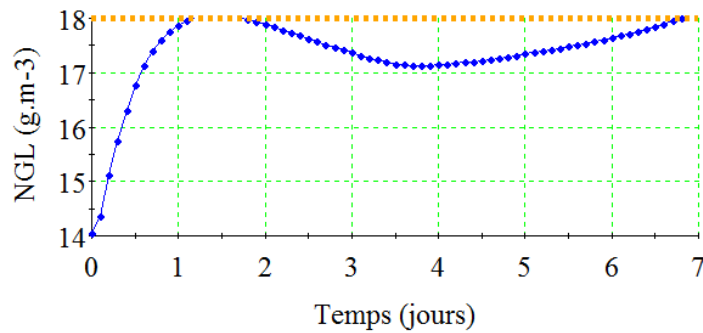


Figure 4.36. Concentration en NGL de l'effluent après optimisation

La simulation avec les données de la Figure 4.34 montre que toutes les concentrations de l'effluent satisfont les contraintes réglementaires ; seule la concentration en *NGL* est présentée puisque c'est la seule contrainte qui est généralement active (Figure 4.36). Ce sera d'ailleurs le cas dans toutes les configurations étudiées dans le reste du chapitre.

4.6.6.2. Cas de 2 bassins

La superstructure dans le cas de deux bassins est présentée sur la Figure 4.37.

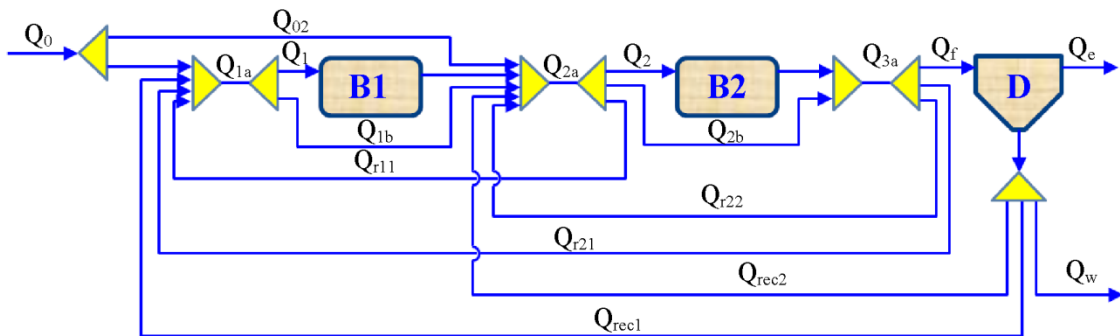


Figure 4.37. Superstructure initiale de la station (cas de 2 bassins)

Le problème d'optimisation est défini ainsi :

$$\text{Min}\{CT = CI + CO\} \quad (4.38)$$

Les variables de décision sont : k_{La1} , k_{La2} , Q_{01} , Q_{r11} , Q_{r21} , Q_{r22} , Q_{b1} , Q_{b2} , Q_{rec1} , Q_{rec2} , Q_w , V_1 , V_2 .

Soumis à : Équations du modèle de la superstructure (Figure 4.37)

$$DCO_e \leq DCO_{\max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5\max}$$

$$MES_e \leq MES_{\max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{\max}$$

$$k_{La1}, k_{La2} \leq k_{La\max}$$

$$Q_{1b} \leq Q_{1a} ; Q_{2b} \leq Q_{2a}$$

$$Q_w \leq Q_{w\max}$$

$$Q_{r11} + Q_{r21} + Q_{r22} \leq Q_{a\max}$$

$$Q_{rec1} + Q_{rec2} \leq Q_{r\max}$$

Les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 4.26. Les valeurs égales à 0 (ou trop faibles) peuvent être omises pour simplifier la Figure 4.37 et conduire à la structure présentée sur la Figure 4.38.

Tableau 4.26. Résultats après optimisation (cas de 2 bassins)

Bassin 1	Bassin 2	Décanteur	Coût (€/an)
$V_1 = 2\,734.0 \text{ (m}^3\text{)}$	$V_2 = 975.8 \text{ (m}^3\text{)}$	$Q_w = 3.2 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$	$CT = 3\,329\,874.6$
$k_{La1} = 173.3 \text{ (j}^{-1}\text{)}$	$k_{La2} = 0.009 \text{ (j}^{-1}\text{)}$		
$Q_{01} = 23.8 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$	$Q_{02} = 6\,741.6 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$		
$Q_{rec1} = 11244.1 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$	$Q_{rec2} = 58.8 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$		
$Q_{1b} = 6741.6 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$	$Q_{2b} = 11.2 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$		
$Q_{r11} = 131.2 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$	$Q_{r21} = 36.8 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$		
	$Q_{r22} = 63.9 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$		

Avec les données de la Figure 4.38, la simulation permet de déterminer les coûts de la station dont la répartition est présentée sur la Figure 4.39. Le coût total dans ce cas est de 3329874.6 (€/an). Ce coût est supérieur au coût optimal obtenu avec la configuration à un bassin. Ce résultat est sans doute dû au fait que l'eau usée est faiblement chargée en pollution (Figure 4.31). En effet, dans les situations les plus usuelles, l'utilisation de plusieurs bassins se révèle nécessaire pour aboutir à une qualité de traitement adéquate.

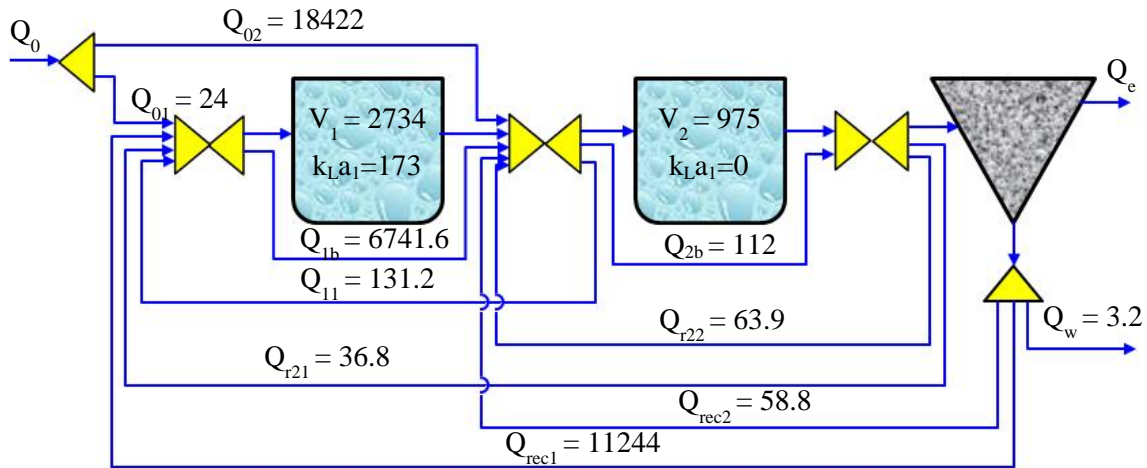


Figure 4.38. Superstructure optimale de la station (cas de 2 bassins)

Nous avons optimisé plusieurs fois avec des valeurs initiales différentes, les résultats obtenus sont presque pareils (deux bassins, $k_{La1} > 0$ et $k_{La2} = 0$). C'est-à-dire que le premier bassin est aérobique et le deuxième bassin est anoxique. Dans la réalité, l'ordre des bassins est inversé dans la plupart des cas (1^{er} est anoxique et 2^{ème} est aérobique) pour le traitement des matières organiques.

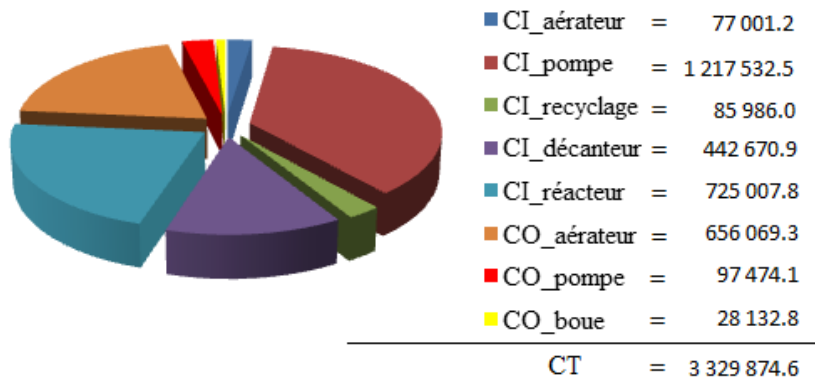


Figure 4.39. Répartition des coûts optimaux (cas de 2 bassins)

La simulation avec les données de la Figure 4.38 montre que la plupart des concentrations de l'effluent satisfont les contraintes réglementaires, sauf la *NGL* qui est active.

4.6.6.3. Cas de 3 bassins

La superstructure dans le cas de trois bassins est présentée sur la Figure 4.40.

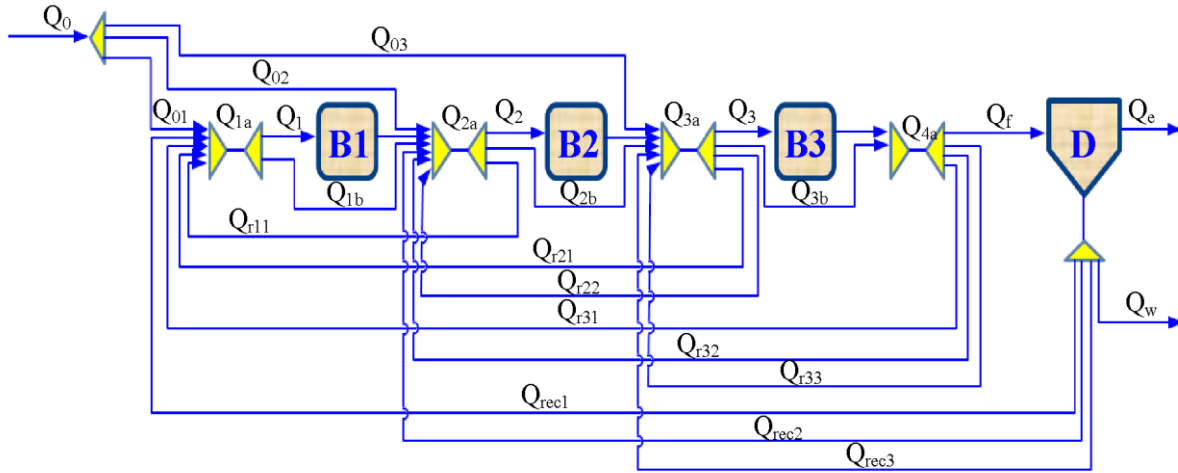


Figure 4.40. Superstructure initiale de la station (cas de 3 bassins)

Le problème d'optimisation est défini par :

$$\text{Min}\{CT = CI + CO\} \quad (4.39)$$

Les variables de décision: k_{La1} , k_{La2} , k_{La3} , Q_{01} , Q_{02} , Q_{r11} , Q_{r21} , Q_{r22} , Q_{r31} , Q_{r32} , Q_{r33} , Q_{rec1} , Q_{rec2} , Q_{rec3} , Q_w , V_1 , V_2 , V_3 .

Soumis à : Équations du modèle de la superstructure (Figure 4.40)

$$DCO_e \leq DCO_{\max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5\max}$$

$$MES_e \leq MES_{\max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{\max}$$

$$k_{La1}, k_{La2}, k_{La3} \leq k_{La\max}$$

$$Q_{1b} \leq Q_{1a} ; Q_{2b} \leq Q_{2a} ; Q_{3b} \leq Q_{3a}$$

$$Q_w \leq Q_{w\max}$$

$$Q_{r11} + Q_{r21} + Q_{r22} + Q_{r31} + Q_{r32} + Q_{r33} \leq Q_{a\max}$$

$$Q_{rec1} + Q_{rec2} + Q_{rec3} \leq Q_{r\max}$$

Les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 4.27. Les valeurs égales à 0 (ou trop faibles) peuvent être omises pour simplifier la Figure 4.40 et conduire à la structure présentée sur la Figure 4.41.

Tableau 4.27. Résultats après optimisation (cas de 3 bassins)

Bassin 1	Bassin 2	Bassin 3	Décanteur	Coût (€/an)
$V_1 = 3\ 060.6$	$V_2 = 0.0002$	$V_3 = 1\ 442.5$	$Q_w = 2.40$	$CT = 3\ 574\ 812.8$
$k_{La1} = 192.5$	$k_{La2} = 2.9$	$k_{La3} = 9.8$		

$Q_{01} = 2\,739.5$	$Q_{02} = 4\,568.8$	$Q_{03} = 11\,137.7$		
$Q_{rec1} = 29\,824.8$	$Q_{rec2} = 0.34$	$Q_{rec3} = 0.34$		
$Q_{1b} = 0.03$	$Q_{2b} = 17\,785.8$	$Q_{3b} = 0.87$		
$Q_{r11} = 0.66$	$Q_{r21} = 31.5$ $Q_{r22} = 3.0$	$Q_{r31} = 536.7$ $Q_{r32} = 257.7$ $Q_{r33} = 194.6$		

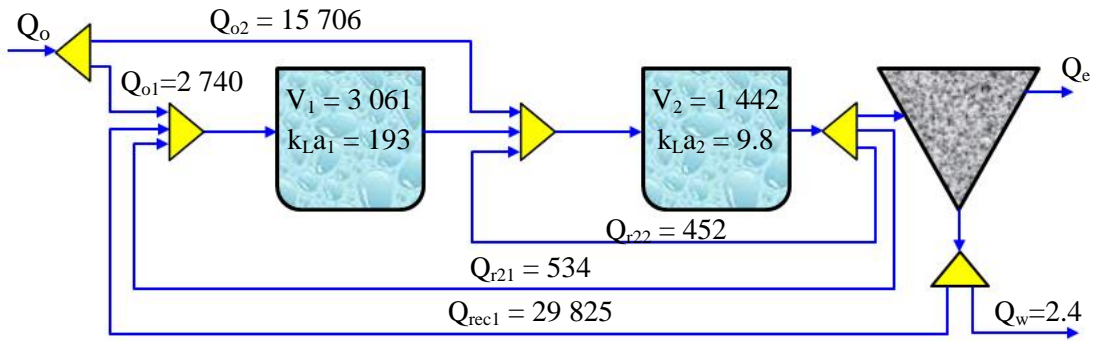


Figure 4.41. Superstructure optimale de la station (cas de 3 bassins)

La simulation avec les données sur la Figure 4.41 permet de calculer les coûts de la station d'épuration. Leur répartition est présentée sur la Figure 4.42. Dans ce cas, le coût total est de 3 574 812.8 (€/an). Ce résultat est supérieur aux deux premiers cas. Il est important de noter que le résultat optimal dépend des estimations initiales des variables de décision.

Nous avons optimisé plusieurs fois avec des valeurs initiales différentes et dans la plupart des cas, la solution conduit à deux bassins et à $k_L a_2$ faible pour la dénitrification.

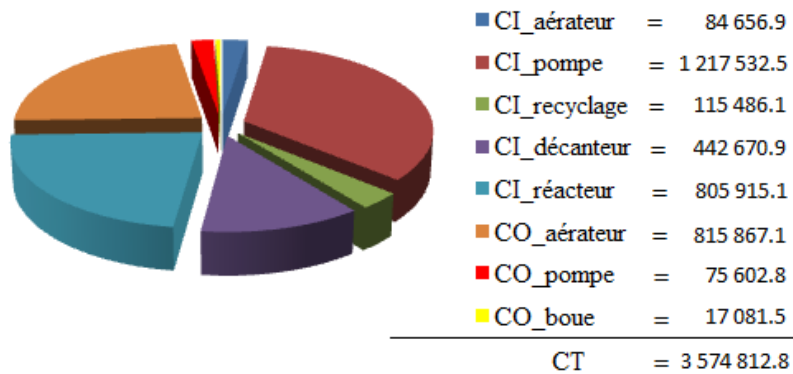


Figure 4.42. Répartition des coûts optimaux (cas de 3 bassins)

La simulation avec les données de la Figure 4.41 montre que la plupart des concentrations de l'effluent satisfont les contraintes réglementaires, sauf la NGL qui est active.

4.6.6.4. Cas de 4 bassins

La superstructure dans le cas de quatre bassins est présentée sur la Figure 4.43.

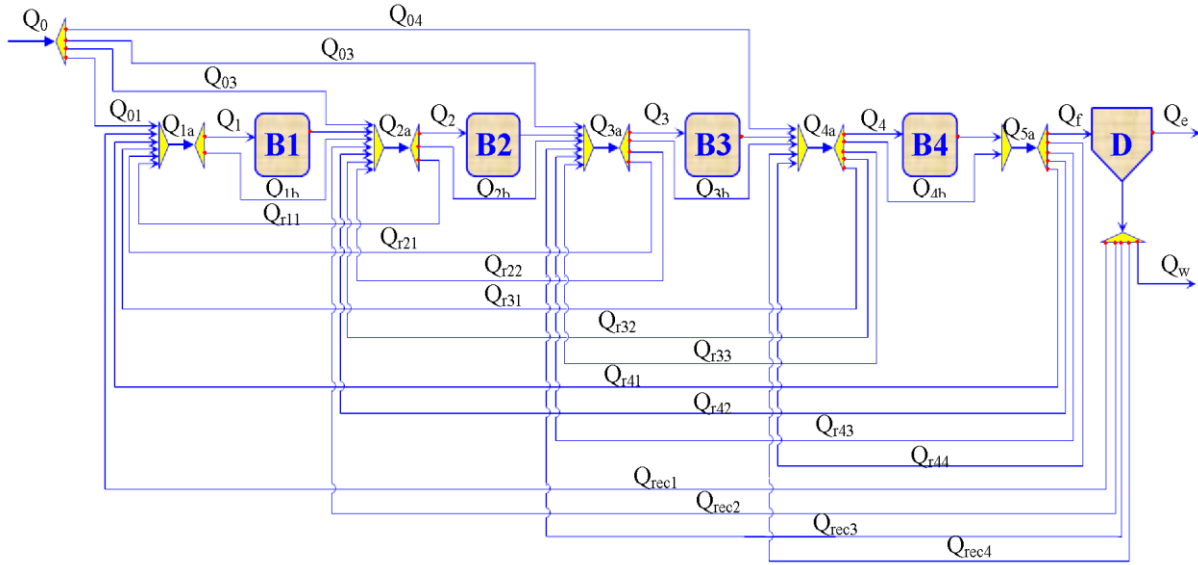


Figure 4.43. Superstructure initiale de la station (cas de 4 bassins)

Le problème d'optimisation est défini par :

$$\text{Min} \{CT = CI + CO\} \quad (4.40)$$

Les variables de décision sont: $k_{LA1}, k_{LA2}, k_{LA3}, k_{LA4}, Q_{01}, Q_{02}, Q_{03}, Q_{r11}, Q_{r21}, Q_{r22}, Q_{r31}, Q_{r32}, Q_{r33}, Q_{r41}, Q_{r42}, Q_{r43}, Q_{r44}, Q_{rec1}, Q_{rec2}, Q_{rec3}, Q_{rec4}, Q_w, V_1, V_2, V_3, V_4$.

Soumis à : Équations du modèle de la superstructure (Figure 4.43)

$$DCO_e \leq DCO_{\max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5\max}$$

$$MES_e \leq MES_{\max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{\max}$$

$$k_{LA1}, k_{LA2}, k_{LA3}, k_{LA4} \leq k_{LA\max}$$

$$Q_{1b} \leq Q_{1a} ; Q_{2b} \leq Q_{2a} ; Q_{3b} \leq Q_{3a} ; Q_{4b} \leq Q_{4a}$$

$$Q_w \leq Q_{w\max}$$

$$Q_{r11} + Q_{r21} + Q_{r22} + Q_{r31} + Q_{r32} + Q_{r33} + Q_{r41} + Q_{r42} + Q_{r43} + Q_{r44} \leq Q_{a\max}$$

$$Q_{rec1} + Q_{rec2} + Q_{rec3} + Q_{rec4} \leq Q_{r\max}$$

Nous avons optimisé plusieurs fois avec des valeurs initiales différentes et dans la plupart des cas la solution conduit à deux bassins et à $k_{LA2} = 0$. C'est-à-dire que le bassin anoxique est situé après le bassin aérobique.

Les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 4.28. Les valeurs égales à 0 (ou trop faibles) peuvent être omises pour simplifier la Figure 4.43 et conduire à la structure présentée sur la Figure 4.44.

Tableau 4.28. Résultats après optimisation (cas de 4 bassins)

Bassin 1	Bassin 2	Bassin 3	Bassin 4	Décanteur
$V_1 = 0$	$V_2 = 3920.9$	$V_3 = 0$	$V_4 = 712.6$	$Q_w = 3.8$
$k_L a_1 = 76.2$	$k_L a_2 = 124.5$	$k_L a_3 = 208.6$	$k_L a_4 = 0.01$	
$Q_{01} = 11653.3$	$Q_{02} = 73.3$	$Q_{03} = 1814.5$	$Q_{04} = 4904.9$	
$Q_{rec1} = 10871.3$	$Q_{rec2} = 161.6$	$Q_{rec3} = 0$	$Q_{rec4} = 0$	
$Q_{1b} = 6675.0$	$Q_{2b} = 0$	$Q_{3b} = 3018.4$	$Q_{4b} = 0$	
$Q_{r11} = 0$	$Q_{r21} = 0$ $Q_{r22} = 0$	$Q_{r31} = 0$ $Q_{r32} = 0$ $Q_{r33} = 0$	$Q_{r41} = 0$ $Q_{r42} = 0$ $Q_{r43} = 0$ $Q_{r44} = 0$	

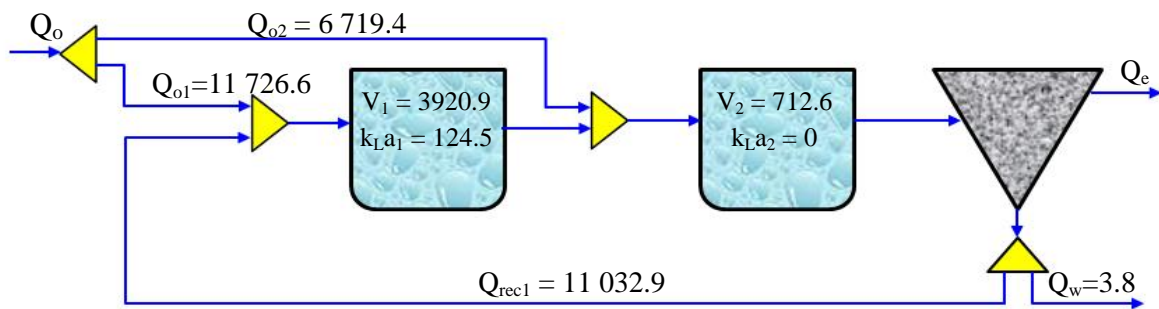


Figure 4.44. Superstructure optimale de la station (cas de 4 bassins)

La simulation de la station d'épuration avec les données sur la Figure 4.44, conduit aux valeurs des coûts présentés sur la Figure 4.45. Dans ce cas, le coût total de la station est de 3330179.0 (€/an).

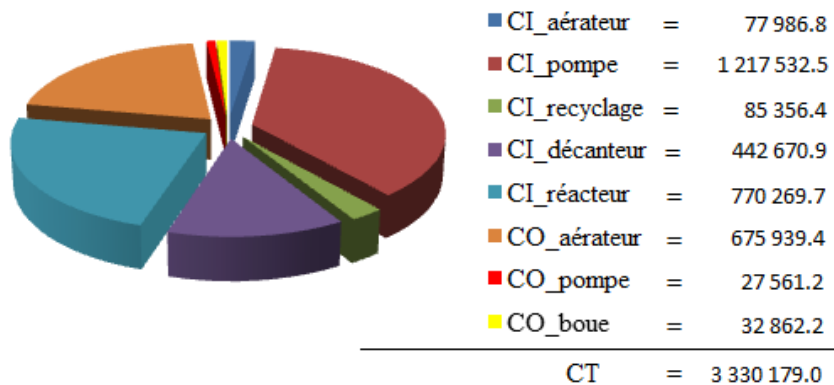


Figure 4.45. Répartition des coûts optimaux (cas de 4 bassins)

La simulation avec les données de la Figure 4.44 montre que la plupart des concentrations de l'effluent satisfont les contraintes réglementaires, sauf la *NGL* qui est active.

4.6.6.5. Cas de 5 bassins

La superstructure dans le cas de cinq bassins est présentée sur la Figure 4.46.

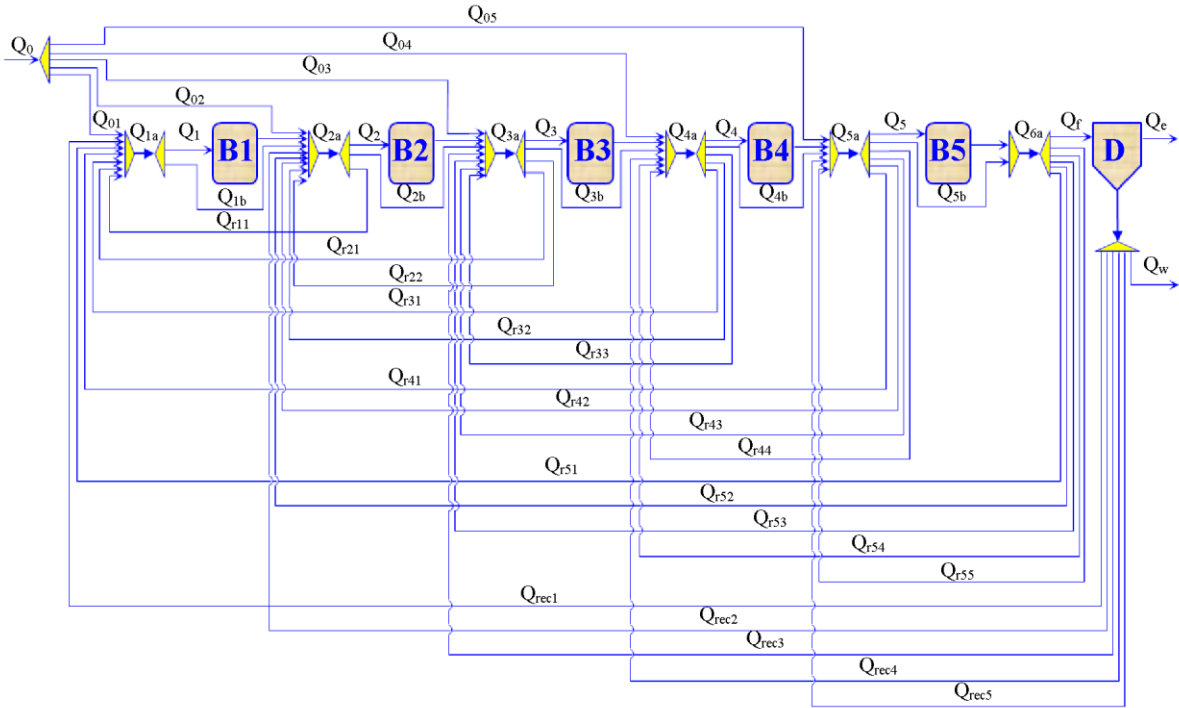


Figure 4.46. Superstructure initiale de la station (cas de 5 bassins)

Le problème d'optimisation est défini par :

$$\text{Min}\{CT = CI + CO\} \quad (4.41)$$

Les variables de décision sont : $k_{LA1}, k_{LA2}, k_{LA3}, k_{LA4}, k_{LA5}, Q_{01}, Q_{02}, Q_{03}, Q_{04}, Q_{r11}, Q_{r21}, Q_{r22}, Q_{r31}, Q_{r32}, Q_{r33}, Q_{r41}, Q_{r42}, Q_{r43}, Q_{r44}, Q_{r51}, Q_{r52}, Q_{r53}, Q_{r54}, Q_{r55}, Q_{rec1}, Q_{rec2}, Q_{rec3}, Q_{rec4}, Q_{rec5}, Q_w, V_1, V_2, V_3, V_4, V_5$.

Soumis à : Équations du modèle de la superstructure (Figure 4.46)

$$DCO_e \leq DCO_{\max}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5\max}$$

$$MES_e \leq MES_{\max}$$

$$NGL_e \leq NGL_{\max}$$

$$k_{LA1}, k_{LA2}, k_{LA3}, k_{LA4}, k_{LA5} \leq k_{LA\max}$$

$$Q_{1b} \leq Q_{1a} ; Q_{2b} \leq Q_{2a} ; Q_{3b} \leq Q_{3a} ; Q_{4b} \leq Q_{4a} ; Q_{5b} \leq Q_{5a}$$

$$Q_w \leq Q_{w\max}$$

$$Q_{r11} + Q_{r21} + Q_{r22} + Q_{r31} + Q_{r32} + Q_{r33} + Q_{r41} + Q_{r42} + Q_{r43} + Q_{r44} + Q_{r51} + Q_{r52} + Q_{r53} + Q_{r54} + Q_{r55} \leq Q_{a\max}$$

$$Q_{rec1} + Q_{rec2} + Q_{rec3} + Q_{rec4} + Q_{rec5} \leq Q_{r\max}$$

Les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 4.29. Les valeurs égales à 0 (ou trop faibles) peuvent être omises pour simplifier la Figure 4.46 et conduire à la structure optimale présentée sur la Figure 4.47.

Tableau 4.29. Résultats après optimisation (cas de 5 bassins)

Bassin 1	Bassin 2	Bassin 3	Bassin 4	Bassin 5
$V_1 = 0$	$V_2 = 0$	$V_3 = 1580.7$	$V_4 = 0$	$V_5 = 1239.6$
$k_L a_1 = 0$	$k_L a_2 = 0$	$k_L a_3 = 317.9$	$k_L a_4 = 109.3$	$k_L a_5 = 105$
$Q_{01} = 919.6$	$Q_{02} = 0.16$	$Q_{03} = 0.28$	$Q_{04} = 0$	$Q_{05} = 17526$
$Q_{rec1} = 36889.7$	$Q_{rec2} = 1.09$	$Q_{rec3} = 1.2$	$Q_{rec4} = 0$	$Q_{rec5} = 0$
$Q_{1b} = 0.06$	$Q_{2b} = 0.29$	$Q_{3b} = 0$	$Q_{4b} = 162.3$	$Q_{5b} = 0$
$Q_{r11} = 3.56$	$Q_{r21} = 3.56$ $Q_{r22} = 3.56$	$Q_{r31} = 5.97$ $Q_{r32} = 5.97$ $Q_{r33} = 5.97$	$Q_{r41} = 1.67$ $Q_{r42} = 1.67$ $Q_{r43} = 1.67$ $Q_{r44} = 1.67$	$Q_{r51} = 22.3$ $Q_{r52} = 22.4$ $Q_{r53} = 2.3$ $Q_{r54} = 0$ $Q_{r55} = 0$
$Q_w = 3.5 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1})$; $CT = 3\,326\,896.9 \text{ (€/an)}$				

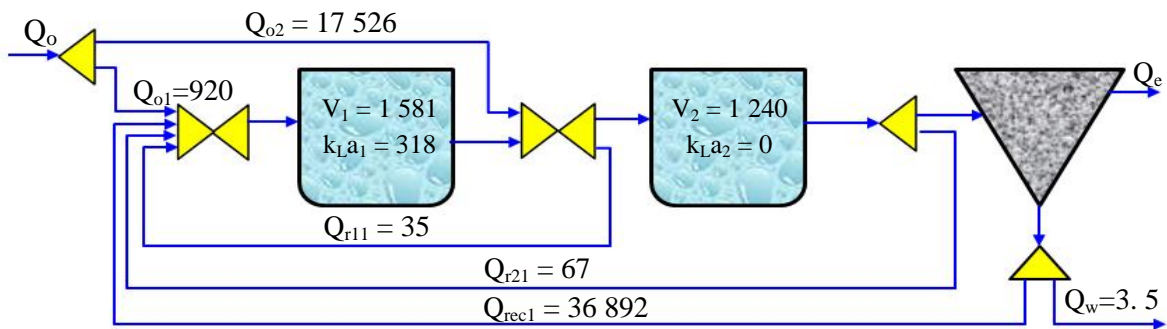


Figure 4.47. Superstructure optimale de la station (cas de 5 bassins)

Après plusieurs optimisations avec différentes estimations initiales des variables de décision, les résultats conduisent également à deux bassins et à $k_L a_2 = 0$. C'est-à-dire que le bassin anoxique est situé après le bassin aérobique.

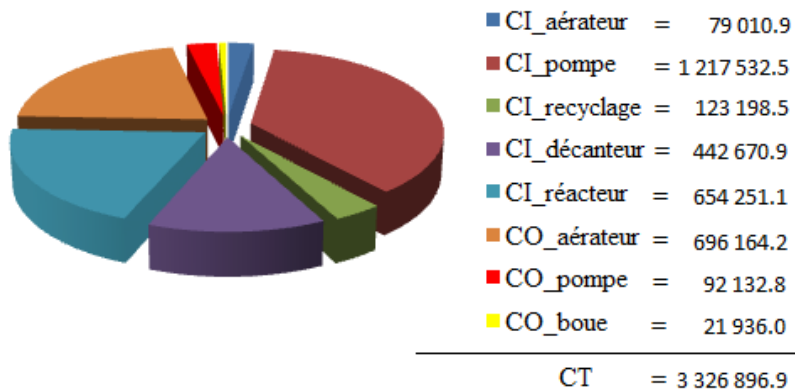


Figure 4.48. Répartition des coûts optimaux (cas de 5 bassins)

La simulation de la station avec les données sur la Figure 4.47, conduit aux valeurs des coûts présentés sur la Figure 4.48. Dans ce cas, le coût total optimal est de 3 326 896.9 (€/an).

La simulation avec les données de la Figure 4.47 montre que la plupart des concentrations de l'effluent satisfont les contraintes réglementaires, sauf la *NGL* qui est active.

4.6.7. Conclusions

Après optimisation des superstructures, l'effluent traité répond aux normes de rejet.

Dans tous les cas, le coût total de la station d'épuration est fortement réduit par rapport au cas réaliste du BSM1 (Tableau 4.30). Cela permet d'économiser de 48% à 53% sur le coût total de la station d'épuration.

Tableau 4.30. Comparaison des coûts avant et après optimisation

Cas de 1 bassin	Cas de 2 bassins	Cas de 3 bassins	Cas de 4 bassins	Cas de 5 bassins
<p>Avant optimisation : 6 906 691.2 (€/an) Après optimisation : 3 218 739.8 (€/an) $\eta = 53\%$</p>	<p>Avant optimisation : 6 906 691.2 (€/an) Après optimisation : 3 329 874.6 (€/an) $\eta = 52\%$</p>	<p>Avant optimisation : 6 906 691.2 (€/an) Après optimisation : 3 574 812.8 (€/an) $\eta = 48\%$</p>	<p>Avant optimisation : 6 906 691.2 (€/an) Après optimisation : 3 330 179.0 (€/an) $\eta = 52\%$</p>	<p>Avant optimisation : 6 906 691.2 (€/an) Après optimisation : 3 326 896.9 (€/an) $\eta = 52\%$</p>

où η est l'économie réalisée par rapport à la configuration de base de BSM1.

À partir des résultats obtenus avec les différentes superstructures de départ et les optimisations avec différentes estimations initiales des variables de décision, on peut conclure que :

- (i) La configuration optimale dépend des estimations initiales. Même en changeant plusieurs fois ces estimations initiales, nous n'avons aucune garantie de déterminer la solution optimale. Ceci s'explique par le fait que la méthode d'optimisation utilisée par gProms est fondée sur les conditions nécessaires d'optimalité. Une méthode d'optimisation globale résoudrait sûrement le problème, mais son développement et implémentation dépassent le cadre de ce travail.
- (ii) Dans la plupart des cas de superstructures étudiées, la solution optimale conduit à deux bassins. Dans peu de cas, on obtient trois bassins, mais avec des performances économiques moindres.
- (iii) Le débit d'extraction des boues est fortement réduit par rapport au cas réaliste du BSM1.
- (iv) Contrairement à la pratique industrielle, nos solutions optimales conduisent aux configurations dans lesquelles le bassin aérobique est situé en amont du bassin anoxique. Ces configurations permettent d'obtenir de biens meilleures

performances économiques. Le résultat peut probablement s'expliquer par la concentration élevée de *NGL*. La nitrification dans le bassin aérobique est suivie de la dénitrification dans le bassin anoxique avant l'évacuation dans le milieu naturel.

4.7. Conclusions

Dans ce chapitre, une grande station d'épuration à aération continue est considérée. La simulation de cette station montre que seule la concentration en *NGL* dépasse quelques fois la contrainte réglementaire. Son optimisation montre qu'elle peut fonctionner en aération continue avec plusieurs intervalles (un jour par intervalle) pour satisfaire les contraintes réglementaires et économiser environ 30% sur l'énergie consommée en aération.

Concernant le coût total de la station d'épuration, les résultats montrent que l'on peut économiser environ 30% sur le coût total si l'aération est approximée à l'aide de plusieurs intervalles .

L'approche d'optimisation multicritère a permis d'approximer l'ensemble des solutions optimales de Pareto à l'aide de l'optimisation monocritère dans laquelle les deux critères définis sont agrégés.

Par ailleurs, l'optimisation du dimensionnement des stations d'épuration a également permis d'obtenir la meilleure structure et les valeurs optimales des volumes des réacteurs qui permettent de minimiser le coût d'investissement tout en respectant les contraintes réglementaires sur les rejets.

Chapitre 5

IDENTIFICATION ET OPTIMISATION D'UNE STATION D'ÉPURATION INDUSTRIELLE

5.1. Introduction

Dans le cadre du programme Hubert Curien (PHC), un projet de collaboration entre le Laboratoire Réaction et Génie des Procédés (LRGP) et le département de Génie Chimique de l'université KwaZulu-Natal à Durban en Afrique du Sud a été mis en place dans le domaine de l'optimisation de la distribution et du traitement de l'eau. Ce projet d'une durée deux ans (2011 et 2012) a notamment permis de réaliser des mesures expérimentales sur la station d'épuration des eaux usées (domestiques et industrielles) de la ville de Verulam situé à 30 km au nord de Durban.

L'objectif de ce chapitre est d'utiliser les mesures expérimentales disponibles pour identifier des paramètres du modèle de la station afin d'améliorer ses prédictions. Le modèle ainsi identifié sera ensuite utilisé pour optimiser le fonctionnement énergétique de cette station.

5.2. Modélisation du procédé

5.2.1. Choix du modèle

Pour la modélisation du procédé de traitement des eaux usées, et en particulier celle du procédé de traitement par boues activées, la plupart des travaux réalisés au cours des trente dernières années ont porté sur l'élaboration de modèles déterministes complexes. Parmi eux, le modèle ASM1 a fait l'objet d'une attention toute particulière. Ce modèle est constitué de relations théoriques très détaillées (basées sur des cinétiques de Monod) pour décrire les différents processus de dégradation. Il a prouvé, à de nombreuses reprises, son aptitude à reproduire de façon pertinente le comportement dynamique du procédé par boues activées.

Dans ce travail, au premier abord, la modélisation était basée sur ASM2, l'objectif était la modélisation de l'élimination du phosphore dans la station par boues activées. Néanmoins, les enquêtes sur cette station d'épuration qui est gérée par la municipalité montrent l'importance de l'élimination de la *DCO* et de l'*azote*. Les mesures détaillées ne sont pas effectuées sur la fraction du phosphore, par conséquent l'utilisation du modèle ASM1 est choisie.

5.2.2. Modélisation du procédé

Les variables d'état et formules mathématiques du modèle ASM1 correspondant à ce cas sont présentés dans la partie [1.4] (page 30).

5.2.2.1. Modélisation du réacteur biologique

Le modèle mathématique du réacteur met en jeu 13 variables d'état (liées aux phénomènes biologiques), 8 processus et 19 différents paramètres cinétiques et stœchiométriques. Ils sont présentés dans la partie [1.4.3] (page 32).

5.2.2.2. Modélisation du décanteur

Pour le décanteur, le modèle met en jeu 6 paramètres pour le cas réaliste et 1 paramètre pour le cas simplifié. Ils sont présentés dans la partie [1.3.5] (page 23).

5.3. Station d'épuration considéré

5.3.1. Configuration de la station de traitement

La station étudiée est une filière de traitement comprenant un étage de pré-traitement (décanteur primaire) suivi d'un étage de traitement biologique (réacteur comportant cinq bassins et un décanteur secondaire). Une représentation schématique de cette station est fournie par la Figure 5.1.

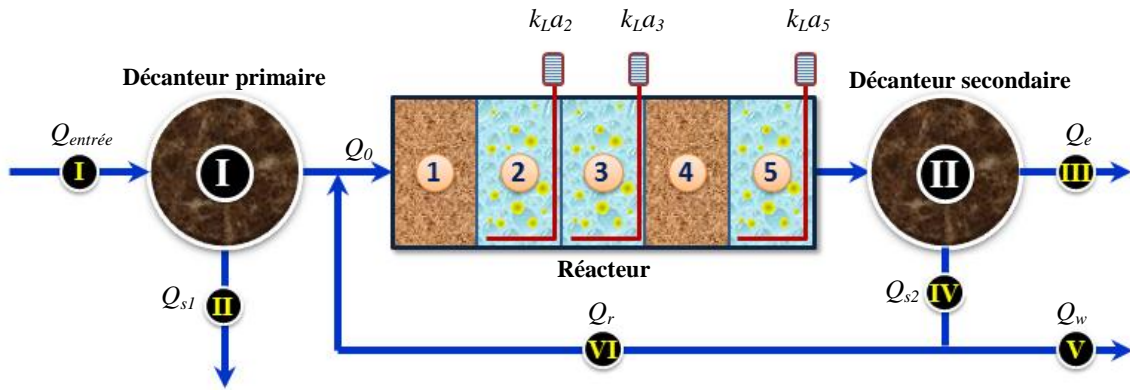


Figure 5.1. Schéma de la station d'épuration de Verulam

Le débit ($Q_{entrée}$) qui entre dans le décanteur primaire se sépare en deux flux : un qui continue vers le réacteur biologique et un autre (Q_{s1}) qui est extrait au fond du décanteur primaire. Le réacteur à boues activées comporte 5 bassins : les 1^{re} et 4^{ème} bassins sont anoxiques ; alors que les 2^{ème}, 3^{ème} et 5^{ème} bassins sont aérobiques. Le décanteur secondaire est situé en aval du réacteur et utilisé pour séparer le liquide épuré qui sort en haut (Q_e) et les boues qui sédimentent en bas (Q_{s2}). La majeure partie des boues épaissies (plusieurs micro-organismes ou boues activées) est recyclée dans le réacteur (Q_r) pour y être mélangée avec l'eau qui vient du décanteur primaire, et seule une partie est éliminée du système (Q_w). La différence de cette station avec la station BSM1 réside dans le recyclage des nitrates. Dans la station BSM1, les nitrates sont recyclés du 5^{ème} bassin d'aération vers le 1^{er} bassin anoxique ; alors que dans cette station, les nitrates du 3^{ème} bassin d'aération continuent vers le 4^{ème} bassin (anoxique) pour la dénitrification.

Les valeurs des dimensions moyennes de la station d'épuration sont présentées dans le Tableau 5.1. Le débit ($Q_{entrée}$) et les composés d'entrée sont mesurés chaque jour et présentés dans la section [5.3.2].

Tableau 5.1. Dimensions moyennes de la station

Signification	Dimensions	Valeur
Décanteur primaire	Diamètre 12 m	-
1 ^{re} bassin	14m×28m×4.5m	1 764 m ³
2 ^{ème} bassin	14m×28m×4.5m	1 764 m ³
3 ^{ème} bassin	14m×28m×4.5m	1 764 m ³
4 ^{ème} bassin	14m×28m×4.5m	1 764 m ³
5 ^{ème} bassin	14m×28m×4.5m	1 764 m ³
Décanteur secondaire	Hauteur 3 m	692.8 m ³

Pour le fonctionnement normal de cette station, la concentration en oxygène dissous est maintenue à 1 g.m⁻³ dans le 3^{ème} bassin et à 2 g.m⁻³ dans le 5^{ème} bassin. Pour ce faire, un régulateur PID est utilisé et agit sur la vitesse de rotation des aérateurs mécaniques comme variable d'action.

5.3.2. Données expérimentales

Le débit et les composées de l'influent et de l'effluent de la station d'épuration sont mesurés depuis 2008. Mais les données avant 2010 ne sont pas suffisantes, notamment puisque les données de l'effluent ne sont pas mesurées aux mêmes temps que les données de l'influent. Par conséquent, depuis 2010, une stratégie de mesures est effectuée pour déterminer le débit et les concentrations de l'influent et de l'effluent afin d'identifier cette station. Les données expérimentales sont saisies dans un fichier « Excel ».

5.3.3. Bilans global et partiel de matière

Il convient de souligner ici que nous supposons que le procédé est isotherme. Seuls les bilans de matière sont considérés.

5.3.3.1. Bilan de matière dans le décanteur primaire

Comme mentionné précédemment [1.1.1], plusieurs niveaux de traitement peuvent exister (primaire, secondaire et tertiaire). Le modèle ASM1 est utilisé pour décrire les processus de traitement secondaire, c'est-à-dire le traitement biologique consistant en un réacteur et un décanteur secondaire. Puisque, les données mesurées sont effectuées à l'entrée du décanteur primaire, un bilan de matière pour déterminer les données d'entrée dans le réacteur, est nécessaire (Figure 5.1). Dans un souci de facilité, nous utilisons le modèle simplifié du décanteur qui est présenté dans la section [1.3.5.2] par les équations dans le Tableau 1.5.

La Figure 5.2 présente les bilans de matière global et partiel sur le décanteur primaire.

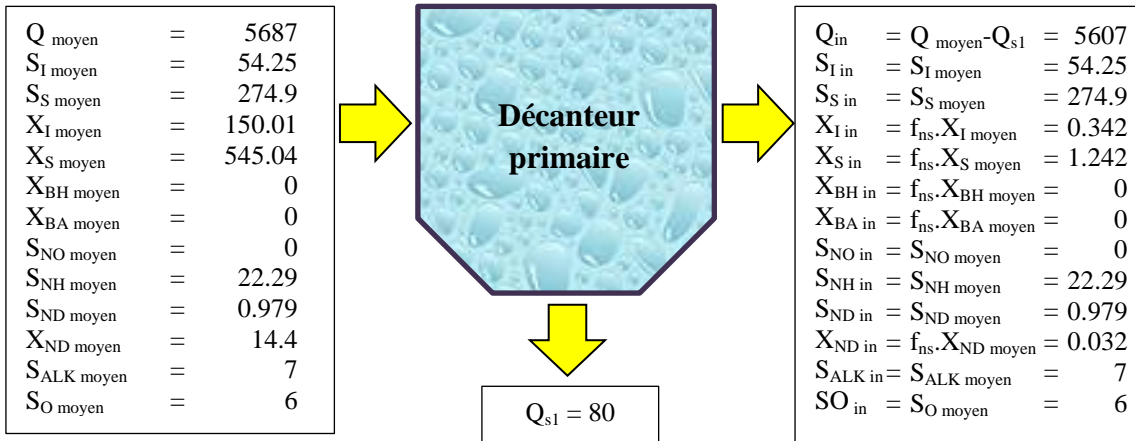


Figure 5.2. Bilan de matière dans le décanteur primaire

où l'indice "moyen" se réfère aux valeurs expérimentales moyennes. La valeur du paramètre f_{ns} est prise égale à 0.00228 (Alex et al., 2008). Cette valeur sera estimée dans l'étape d'identification à partir des mesures.

Par ailleurs, les débits des différents courants sont calculés et présentés sur la Figure 5.3.

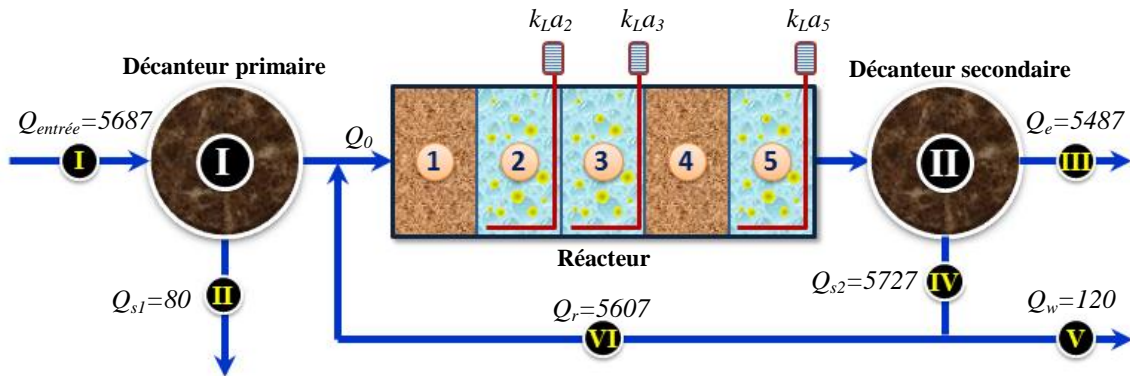


Figure 5.3. Bilan de matière global dans le système

avec : $Q_{\text{entrée}} =$ débit moyen d'entrée expérimentale = $5\,687 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$.

$$Q_0 = Q_{\text{entrée}} - Q_{s1} = 5\,607 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}.$$

$$Q_{s1} = \text{constant} = 80 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}.$$

$$Q_w = \text{constant} = 120 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}.$$

$$Q_r = Q_0 = 5\,607 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}.$$

$$Q_e = Q_0 - Q_w = 5\,487 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}.$$

$$Q_{s2} = Q_w + Q_r = 5\,727 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}.$$

5.3.4. État initial de la station d'épuration

5.3.4.1. Détermination des coefficients de transfert d'oxygène

Dans cette station d'épuration, deux régulateurs PID sont utilisés pour maintenir les concentrations en oxygène dans le 3^{ème} et 5^{ème} bassins à des valeurs respectivement de 1 et 2 g.m⁻³. La simulation statique de la station en utilisant les données de la Figure 5.2 a permis de déterminer les valeurs suivantes des coefficients de transfert d'oxygène dans ces deux bassins : $k_L a_3 = 19.8$ (j⁻¹) et $k_L a_5 = 26.8$ (j⁻¹).

5.3.4.2. Détermination des concentrations initiales

L'utilisation des données moyennes et des coefficients $k_L a_i$ ci-dessus permettent de déterminer les concentrations initiales dans les cinq bassins. Après simulation pendant une période de stabilisation de 1000 jours, les concentrations sont obtenues et présentées dans le Tableau 5.2. Ces concentrations sont utilisées comme les concentrations initiales pour l'identification dans l'étape suivante.

Tableau 5.2. Concentrations initiales dans les bassins

Concentrations	Bassin 1	Bassin 2	Bassin 3	Bassin 4	Bassin 5
S_I	54.74	54.74	54.74	54.74	54.74
S_S	128.5352	36.3119	8.6850	6.6942	5.5932
X_I	9.8521	9.8521	9.8521	9.8521	9.8521
X_S	76.2160	54.4172	42.8909	54.3321	40.9647
X_{BH}	205.2965	269.7835	277.5109	250.8785	242.8194
X_{BA}	32.5480	33.6742	33.6229	33.3790	33.4875
S_{NO}	0.0787	5.4926	5.2291	1.2197	2.3906
S_{NH}	11.2434	1.2663	0.1274	1.1108	0.2034
S_{ND}	0.8861	1.9772	2.1172	1.7022	2.0898
X_{ND}	4.7580	3.4055	2.6885	3.4083	2.5705
X_P	1097.6998	1103.1953	1108.8477	1113.9594	1118.9076
S_{ALK}	6.1974	5.0981	5.0355	5.3922	5.2437
S_O	0.0137	5.6668	1.00	0.0060	2.00

5.4. Identification paramétrique du modèle

Le modèle précédemment élaboré de la station d'épuration met jeu plusieurs paramètres dont les valeurs par défaut sont fournies dans (Alex et al., 2008). Ces valeurs ne sont pas nécessairement valables pour la station d'épuration considérée dans notre travail. Une identification de ces paramètres à partir de mesures expérimentales est par conséquent nécessaire pour mettre au point un modèle suffisamment prédictif afin de l'exploiter plus tard en optimisation.

Cela étant, la question fondamentale qui se pose à ce stade est de savoir si l'ensemble des paramètres mis en jeu dans le modèle peuvent être estimés à partir des mesures expérimentales disponibles. La réponse est en général négative, et dans ce cas, il faut déterminer quels sont les paramètres estimables à partir des mesures expérimentales disponibles et dans quel ordre.

Pour répondre à ces questions, nous avons mis en œuvre une méthode d'analyse d'estimabilité dont le principe est détaillé ci-dessous.

5.4.1. Analyse d'estimabilité

La difficulté majeure du problème de l'identification paramétrique du modèle des stations de traitement des eaux est le nombre élevé de paramètres mis en jeu. Afin d'éviter l'identification systématique de l'ensemble des paramètres au risque d'obtenir un ensemble non unique de paramètres ou des paramètres avec des valeurs dénuées de tout sens (comparée à celle de la littérature), on met en œuvre une approche qui permet de déterminer les paramètres potentiellement estimables à partir d'un ensemble de mesures données.

L'estimabilité des paramètres est conditionnée par la structure du modèle et la disponibilité des mesures. Par conséquent, l'insuffisance des mesures expérimentales peut causer l'impossibilité de l'estimation d'une partie des paramètres.

Les principales limitations à l'estimabilité des paramètres peuvent être de deux natures différentes :

- Le faible effet du paramètre sur les sorties mesurées.
- La corrélation entre les effets des différents paramètres.

La première limitation se manifeste par un manque de sensibilité d'un point de vue global des sorties mesurées vis-à-vis des changements des valeurs numériques d'un paramètre. L'estimation de la valeur exacte du paramètre est par conséquent impossible. Le deuxième cas se manifeste quand l'effet d'une variation d'un paramètre est masqué par la variation d'un autre compte tenu de leur corrélation ou dépendance linéaire. La distinction de l'effet individuel de chaque paramètre est dans ce cas impossible et les valeurs estimées des paramètres ne sont pas uniques.

Ainsi, l'identification des paramètres ayant de faibles effets et possédant des effets linéairement dépendants et se traduit par l'absence d'une solution unique, réduit considérablement les capacités de prédiction du modèle mathématique (Li, 2003). La solution est de déterminer un sous-ensemble de paramètres estimables à partir des mesures disponibles et de fixer le reste des paramètres (non estimables) à des valeurs raisonnables prises dans la littérature. Cependant, si ces valeurs n'existent pas dans la littérature ou s'il y a nécessité d'identifier un ensemble de paramètres en particulier, l'analyse de l'estimabilité permet alors de planifier une série d'expérience et de mesures (à des instants données) afin d'identifier spécifiquement ces paramètres.

Finalement, le développement d'une solution efficace au problème de l'estimabilité des paramètres nécessite l'élaboration d'une méthodologie basée sur un compromis entre l'effet

individuel des paramètres et la dépendance linéaire entre les effets des différents paramètres. Plusieurs auteurs (Weijers et Vanrolleghem, 1997) (Walter et Pronzato, 1990) ont utilisé des méthodes basées sur la matrice d'information de Fisher (Jacquez et Greif, 1985). La méthode consiste à utiliser l'analyse des composantes principales de cette matrice et de déterminer les valeurs propres les plus importantes afin d'identifier les paramètres les plus estimables.

Une autre variante de cette méthode est basée sur l'analyse des composantes principales de la matrice des sensibilités (Vajda et al., 1989) (Li, 2003) (Mhaskar et al., 2002). Du fait que ces méthodes reposent sur l'analyse des vecteurs et des valeurs propres des différentes matrices et qui impliquent un traitement assez lourd et coûteux en terme de temps dans le cas des systèmes complexes, elles ne sont pratiques que pour des systèmes possédant un nombre réduit de paramètres.

(Yao et al., 2003) ont proposé une méthode plus appropriée pour les systèmes qui impliquent un grand nombre de paramètres. Elle est basée sur le calcul de la matrice des sensibilités. Dans cette méthode des opérations d'orthogonalisation des colonnes de la matrice des sensibilités, inspirée de la méthode standard de régression multiple (Montgomery et al., 2001), sont effectuées permettant d'exclure les corrélations entre les différents paramètres. La méthode étant séquentielle est non itérative, elle conduit à un sous-ensemble unique de paramètres estimables même dans le cas où les paramètres sont fortement corrélés sauf le cas où une relation linéaire exacte entre les paramètres existe. On supposera alors que les dépendances linéaires entre les paramètres sont inexistantes.

Principe de la méthode :

Soit y la matrice des mesures ou observations dont les éléments sont exprimés comme suit :

$$y_{ij} = \hat{y}_i(x, p, t_{ij}) + \epsilon_{ij} \quad , \quad i = 1, 2, \dots, n_s \quad , \quad j = 1, 2, \dots, n_m \quad (5.1)$$

où : n_s : nombre de sorties mesurées.

n_m : nombre d'observations (mesures).

t_{ij} : temps correspondant à la $j^{\text{ème}}$ mesure de la $i^{\text{ème}}$ sortie.

y_{ij} : valeur mesurée de la $j^{\text{ème}}$ observation de la $i^{\text{ème}}$ sortie.

\hat{y}_i : valeur correspondant à y_{ij} estimée par le modèle et déterminée par un ensemble de paramètres p .

x : vecteur des variables d'état qui sont elles mêmes, fonction du temps, des conditions initiales, des entrées et des paramètres.

ϵ_{ij} : terme d'erreur de mesure aléatoire.

L'analyse des sensibilités permet de quantifier l'impact de la variation des paramètres sur les sorties mesurées du système. On peut alors distinguer ou identifier les paramètres à fort impact parmi l'ensemble des paramètres du modèle mathématique. La première étape de l'analyse de l'estimabilité consiste ainsi à calculer les coefficients de sensibilité.

$$s_{ij} = \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial p_j} \quad , \quad j = 1, 2, \dots, n_p \quad (5.2)$$

où : n_p : nombre de paramètres.

En prenant en considération les instants de mesures, les coefficients de sensibilité deviennent :

$$s_{ij}|_{t=t_k} = \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial p_j} \Big|_{t=t_k} \quad (5.3)$$

Les sorties mesurées du système étudié ont des valeurs numériques disproportionnées. C'est le cas par exemple de la *DCO* et des *MES*. Par conséquent, les coefficients des sensibilités des différentes sorties présentent des écarts importants qui peuvent masquer les effets des paramètres sur les sorties à faibles valeurs numériques. Cette propriété peut fausser l'analyse de l'estimabilité des paramètres et réduire par là même, la capacité de prédiction du modèle vis-à-vis des sorties à faibles valeurs numériques. Afin de pallier ce problème, les coefficients de sensibilité utilisés sont normés comme suit :

$$s_{ij}|_{t=t_k} = \frac{\bar{p}_j}{\hat{y}_i|_{t=t_k}} \frac{\partial \hat{y}_i}{\partial p_j} \Big|_{t=t_k} \quad (5.4)$$

où $\hat{y}_i|_{t=t_k}$ est valeur correspondant à y_{ij} estimée par le modèle et déterminée par un ensemble de paramètres \bar{p}_j en prenant en considération les instants de mesures ($t=t_k$).

De plus, la complexité du modèle mathématique du système rend la détermination analytique des équations de sensibilité une tâche ardue. Les coefficients de sensibilité sont alors déduits numériquement en introduisant une faible perturbation sur les valeurs des paramètres. Ce qui revient à écrire :

$$s_{ij}|_{t=t_k} \approx \frac{\bar{p}_j}{\hat{y}_i|_{t=t_k}} \frac{\Delta \hat{y}_i}{\Delta p_j} \Big|_{t=t_k} \quad (5.5)$$

La valeur de perturbation appliquée aux paramètres peut avoir un impact assez important sur la précision des coefficients de sensibilité. (Li, 2003) a étudié l'influence de la valeur de la perturbation en comparant la précision des résultats obtenus par approximation et ceux obtenus analytiquement et reporte que des valeurs inférieures ou égales à 1% donnent de bons résultats. Par ailleurs, les différences finies centrées sont utilisées pour calculer $\Delta \hat{y}_i / \Delta p_j$; puisque leur précision est meilleure.

Finalement, les coefficients de sensibilité obtenus nous permettent de construire la matrice des sensibilités Z (équation 5.6).

Dans cette matrice, chaque colonne correspond à l'effet d'un paramètre sur les sorties aux différents instants de mesure. Chaque ligne correspond à l'effet de l'ensemble des paramètres sur une sortie donnée à un instant de mesure donné.

$$Z = \begin{bmatrix} s_{11}|_{t=t_1} & \cdots & s_{1n_p}|_{t=t_1} \\ \vdots & & \vdots \\ s_{n_s1}|_{t=t_1} & \ddots & s_{n_s n_p}|_{t=t_1} \\ s_{11}|_{t=t_2} & & s_{1n_p}|_{t=t_2} \\ \vdots & & \vdots \\ s_{n_s1}|_{t=t_{nm}} & \cdots & s_{n_s n_p}|_{t=t_{nm}} \end{bmatrix} \quad (5.6)$$

Si les coefficients de sensibilité sont linéairement indépendants pour un ensemble donné de paramètres, alors il existe un ensemble unique de paramètres optimaux. Cependant, si les coefficients de sensibilité sont tous linéairement dépendants, alors les paramètres du modèle ne sont pas estimables et l'identification paramétrique n'est plus possible (Yao et al., 2003). Par exemple, si la somme des coefficients de sensibilité pour deux paramètres sur la même sortie est nulle pour tout instant de mesure, alors il existe une parfaite corrélation entre les deux paramètres.

La conséquence directe des limitations à l'estimabilité des paramètres est que seuls les paramètres possédant une forte influence sur les sorties et qui ne présentent aucune dépendance linéaire (non corrélés) sont estimables. La première condition peut être mise en évidence à travers l'analyse des normes des colonnes de la matrice de sensibilité Z . Par ailleurs, et d'un point de vue théorique le rang de la matrice Z (i.e. le nombre maximal de vecteurs colonnes linéairement indépendants) donne le nombre de paramètres non corrélés. Cependant, cette approche ne permet pas de dire quels sous-ensembles de paramètres peut-on identifier.

Tableau 5.3. Algorithme utilisé pour l'analyse de l'estimabilité

1.	Calculer la norme de chaque colonne de la matrice Z
2.	Sélectionner le paramètre dont la colonne en Z correspond à la norme la plus élevée comme le premier paramètre estimable
3.	Créer une matrice X_L (vecteur dans la première itération) contenant la colonne de Z du paramètre estimable
4.	Calculer \hat{Z}_L la prédiction de la matrice des coefficients de sensibilité Z en utilisant le sous-ensemble des colonnes X_L : $\hat{Z}_L = X_L (X_L^T X_L)^{-1} X_L^T Z$
5.	Calculer la matrice des résidus R_L : $R_L = Z - \hat{Z}_L$
6.	Calculer la norme de chaque colonne de la matrice R_L . la colonne avec la norme la plus important correspond au paramètre estimable suivant
7.	Augmenter la matrice X_L en ajoutant la colonne en Z du nouveau paramètre estimable
8.	Répéter les étapes 4 à 7 jusqu'à ce que la norme la plus élevée de la matrice des résidus R_L est petite qu'une valeur limite (seuil)

A l'instar de (Yao et al., 2003) nous avons mis en œuvre une approche basée sur l'algorithme présenté dans le Tableau 5.3. La méthode consiste tout d'abord à identifier le

paramètre dont l'influence sur les sorties est la plus importante. Les normes des colonnes de la matrice sont alors calculées et comparées afin de déduire la colonne possédant la plus grande norme correspondant au paramètre recherché. Cette approche n'est pas utilisée pour identifier les paramètres suivants puisque les colonnes de la matrice Z peuvent être fortement corrélées ce qui conduit à un mauvais choix des paramètres identifiables. Le classement de l'influence individuelle des paramètres sur les sorties nécessite alors une orthogonalisation des colonnes de la matrice Z . Cela signifie que lorsque le premier paramètre a été identifié, l'influence des paramètres qui restent est ajustée en fonction des corrélations existant entre les colonnes de la matrice Z correspondant à ces paramètres et celle du paramètre identifié précédemment (Benyahia, 2009). Le second paramètre ayant la plus grande influence est identifié de la même manière que le premier mais à partir de la matrice des résidus R_L . Une seconde opération d'orthogonalisation est effectuée afin de permettre d'identifier le paramètre suivant et l'opération est répétée jusqu'à ce qu'une valeur limite soit atteinte par la norme des colonnes de la matrice des résidus.

5.4.2. Procédure d'identification paramétrique

5.4.2.1. Jeu de paramètres par défaut

Le modèle ASM1 met en jeu 19 différents paramètres cinétiques et stœchiométriques pour le modèle du réacteur (Tableau 1.2 et Tableau 1.3). Quant au modèle du décanteur, 6 paramètres sont mis en jeu dans le modèle réaliste (Tableau 1.4) et un seul paramètre (f_{ns}) dans le modèle simplifié (Tableau 1.5). Dans le cas étudié, nous avons utilisé le modèle simplifié ; par conséquent, le nombre de paramètres mis en jeu est de 20. Ces paramètres ainsi que leurs limites (Alex et al., 2008) sont présentés dans le Tableau 5.4.

Tableau 5.4. Paramètres et leurs limites dans le modèle (ASM1)

N°	Paramètre	Limites	N°	Paramètre	Limites
1	Y_A	0.07 – 0.28	11	n_g	0.6 – 1.0
2	Y_H	0.38 – 0.75	12	n_h	-
3	f_P	-	13	k_h	-
4	i_{XB}	-	14	K_X	-
5	i_{XP}	-	15	μ_A	0.20 – 1.0
6	μ_H	0.60 – 13.2	16	K_{NH}	-
7	K_S	5 - 225	17	b_A	0.05 – 0.3
8	$K_{O,H}$	0.01 – 0.20	18	$K_{O,A}$	0.40 – 2.0
9	K_{NO}	0.10 – 0.50	19	k_a	-
10	b_H	0.05 – 1.6	20	f_{ns}	-

5.4.2.2. Calcul et analyse d'estimabilité

Le logiciel gProms est utilisé pour calculer les valeurs de la matrice Z (5.6) à l'aide des différences finies centrées. Les résultats sont saisis dans un fichier « Excel », puis utilisés

pour déterminer les sensibilités des paramètres sous Matlab. Le résultat de l'analyse d'estimabilité obtenu est présenté sur la Figure 5.4 et est exprimé clairement dans le Tableau 5.5, où les paramètres sont rangés dans l'ordre décroissant d'estimabilité.

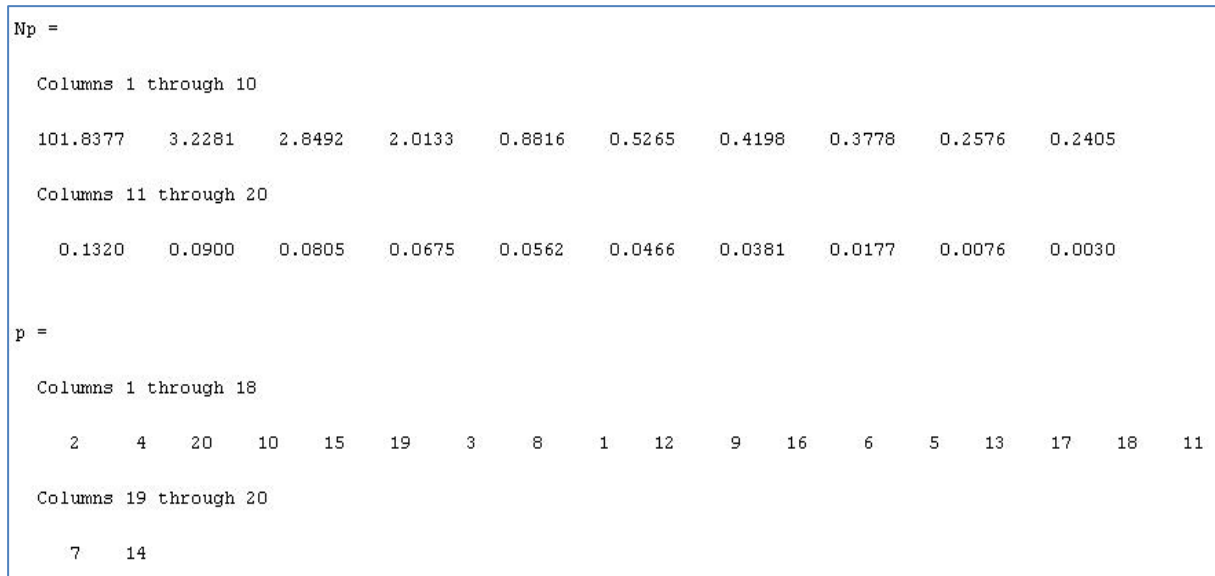


Figure 5.4. Résultats de l'analyse de sensibilité sous Matlab

Tableau 5.5. Rangement des paramètres dans l'ordre décroissant d'estimabilité

Y_H	i_{XB}	f_{ns}	b_H	μ_A	k_a	f_P	$K_{O,H}$	Y_A	n_h
101.8377	3.2281	2.8492	2.0133	0.8816	0.5265	0.4198	0.3778	0.2576	0.2405
K_{NO}	K_{NH}	μ_H	i_{XP}	k_h	b_A	$K_{O,A}$	n_g	K_S	K_X
0.1320	0.0900	0.0805	0.0675	0.0562	0.0466	0.0381	0.0177	0.0076	0.0030

Le Tableau 5.5 montre que la sensibilité du paramètre Y_H est la plus élevée et celle du paramètre K_X la plus faible.

Pour déterminer l'ensemble des paramètres estimables à partir des mesures expérimentales disponibles, nous devons fixer un seuil d'estimabilité en dessous duquel les paramètres ne sont plus estimables. La grande difficulté de cette approche est le choix approprié de ce seuil qui a une influence capitale sur le processus d'identification et de validation du modèle. Ce choix dépend largement de la maîtrise du fonctionnement du procédé d'une part, et de l'expérience de sa modélisation et simulation numérique d'autre part.

Dans cette étude, nous avons fixé ce seuil à partir des considérations suivantes. Si nous nous ramenons au cas simple où l'objectif est d'estimer un seul paramètre qui influence une seule grandeur de sortie, nous avons considéré que le paramètre est estimable lorsqu'une perturbation de 10% de ce paramètre provoque une variation d'au moins 10% de la grandeur de sortie. Cette règle purement empirique est issue de notre expérience sur le fonctionnement et la simulation du procédé. Nous avons utilisé la même valeur du seuil d'estimabilité dans le cas où plusieurs paramètres sont mis en jeu. Nous avons supposé qu'un paramètre additionnel non corrélé peut être estimé s'il provoque un effet similaire sur les prédictions du modèle, réparties sur les différentes grandeurs de sortie.

Avec la valeur 1 du seuil d'estimabilité, le nombre de paramètres estimables est 4 (Tableau 5.5). Les valeurs des 16 paramètres non estimables sont prises égales aux valeurs par défaut dans (Alex et al., 2008). Les quatre paramètres estimables sont identifiés ci-dessous.

5.4.3. Résultats de l'identification

Pour valider la démarche, nous avons d'abord utilisé les valeurs des grandeurs de l'effluent générées à l'aide du logiciel WEST à partir des mesures expérimentales des influents et des considérations géométriques de la station de traitement.

5.4.3.1. Identification avec les données simulées par WEST

Les données utilisées pour l'identification ont été générées à l'aide du logiciel West à l'université KawaZulu-Natal à Urban.

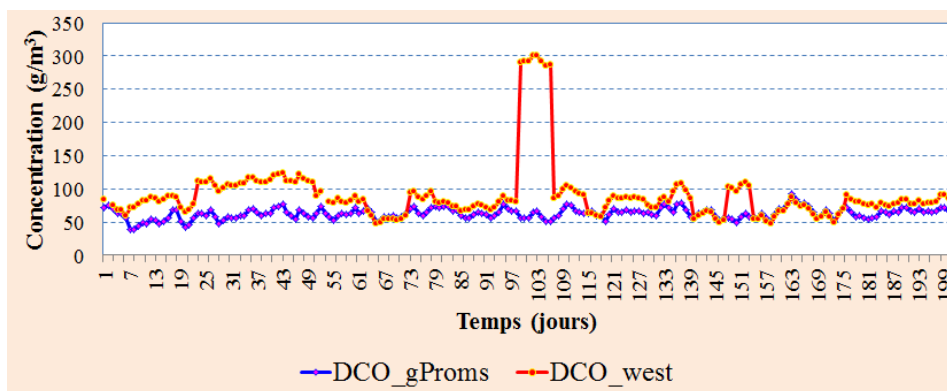
Les résultats des paramètres obtenus après l'identification sont présentés dans le Tableau 5.6.

Tableau 5.6. Résultats des paramètres identifiés

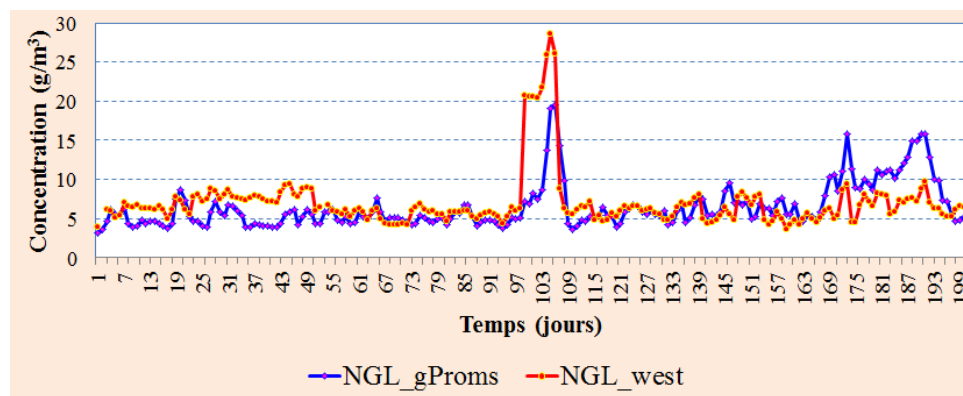
Y_H	0.75	b_H	1.2242
i_{XB}	0.1098	f_{ns}	0.00949

On peut remarquer que les valeurs des paramètres identifiés sont plus grandes que les valeurs par défaut, mais restent du même ordre de grandeur.

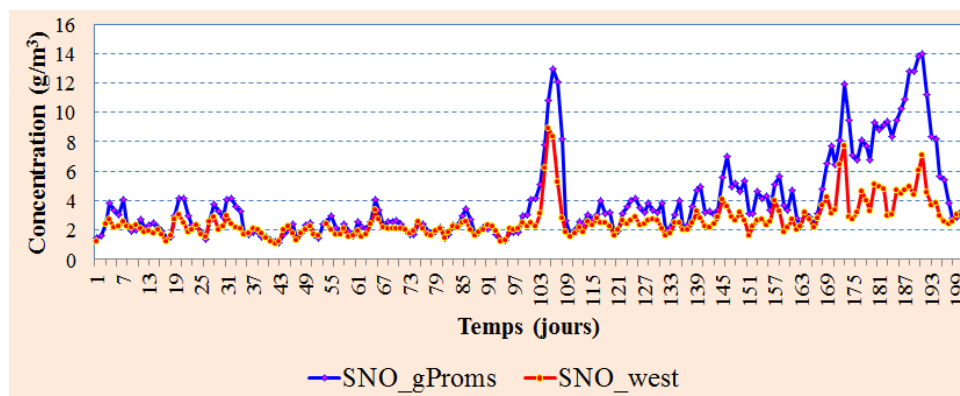
La Figure 5.5 montre que les prédictions du modèle identifié sont en bon accord avec les sorties générées à l'aide de WEST. On peut par conséquent considérer que la démarche est validée et peut maintenant être appliquée aux peu de mesures expérimentales disponibles.



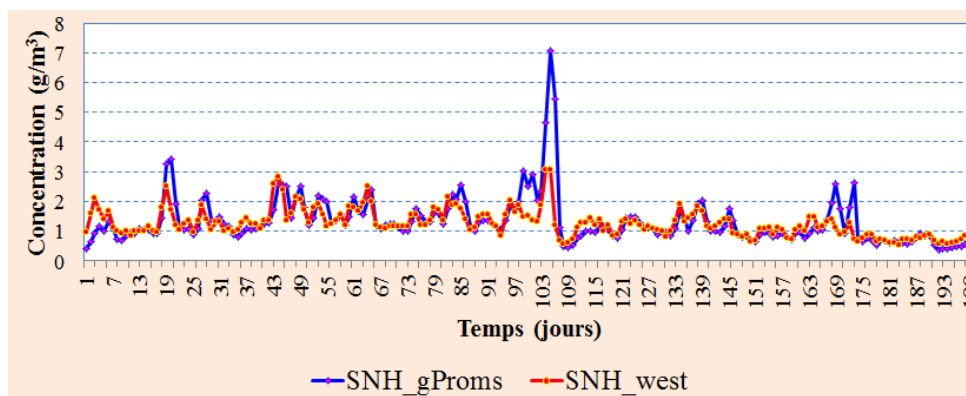
a/ Concentration en DCO



b/ Concentration en NGL



c/ Concentration en SNO



d/ Concentration en SNH

Figure 5.5. Résultats après l'identification

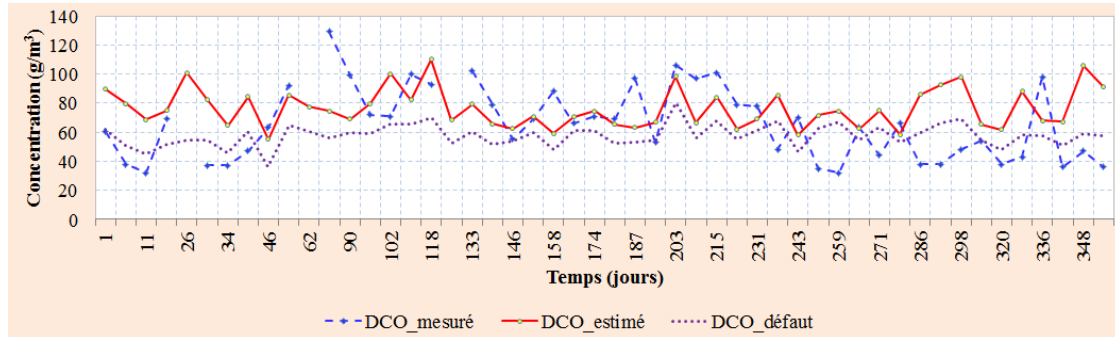
5.4.3.2. Identification avec les données mesurées

De même façon, quatre paramètres sont identifiés à partir des mesures disponibles sur la station de Verulam. Les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 5.7. La différence entre les valeurs par défaut et celles identifiées est significative. Cette différence s'explique probablement par la nature de l'influent de la station. En effet, en plus des eaux usées urbaines, cette station traite également des eaux industrielles principalement du textile.

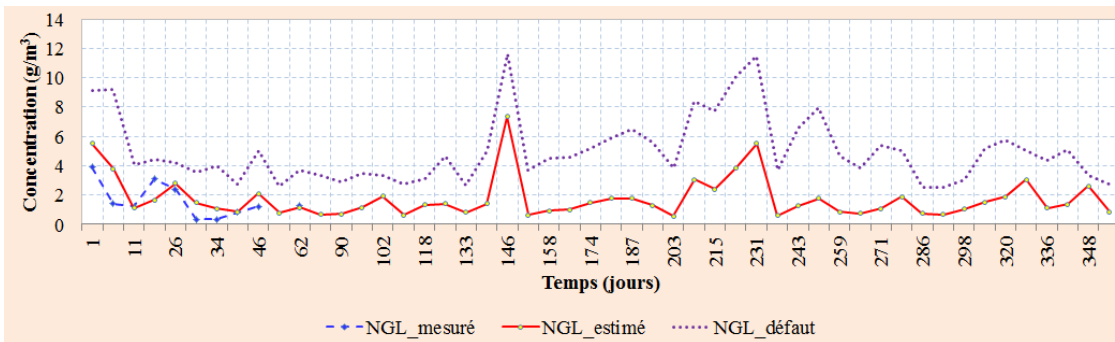
La comparaison entre les concentrations identifiées et celles mesurées est présentée sur la Figure 5.6. Elle montre que si l'accord est globalement satisfaisant, l'identification des paramètres avec davantage de mesures expérimentales conduirait sûrement à de bien meilleures prédictions du modèle.

Tableau 5.7. Résultats des paramètres identifiés

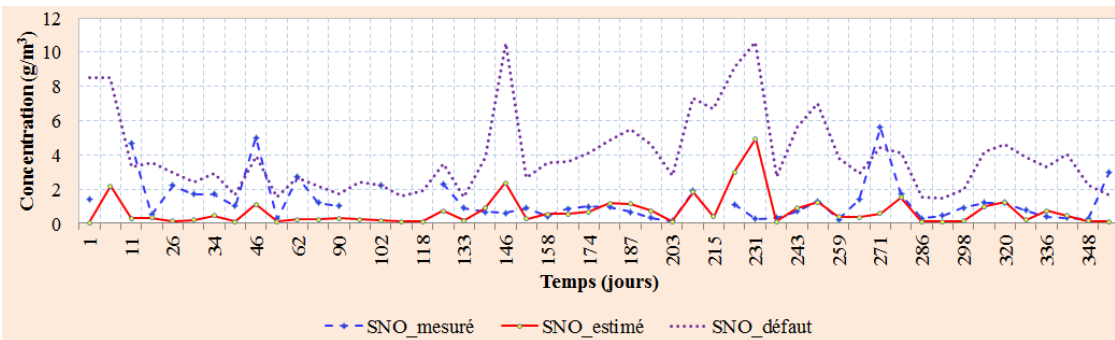
Y_H	0.38	b_H	1.6
i_{XB}	0.0025	f_{ns}	0.02047



a/ Concentration en DCO



b/ Concentration en NGL



c/ Concentration en SNO

Figure 5.6. Comparaison des mesures expérimentales et des prédictions du modèle obtenues à l'aide des valeurs par défaut et identifiées des paramètres

5.5. Simulation dynamique

Avec les paramètres identifiés, nous avons déterminé les profils uniformes d'aération qui permettent de maintenir les concentrations en oxygène dissout dans le 3^{ème} et 5^{ème} bassin respectivement égales à 1 et 2 g.m^{-3} . Le profil d'aération dans le 2^{ème} bassin est maintenu 200 j^{-1} .

La simulation statique utilisant les valeurs moyennes des variables de l'influent (Figure 5.2) a permis de déterminer les valeurs de k_{La3} et k_{La5} présentées sur la Figure 5.7 ($k_{La3} = 37.2 \text{ j}^{-1}$; $k_{La5} = 14.9 \text{ j}^{-1}$).

Avec ces valeurs de k_{La_i} , et après simulation statique pendant une période de stabilisation de 1000 jours, les concentrations sont obtenues et présentées dans le Tableau 5.8. Ces concentrations sont utilisées comme valeurs initiales pour la simulation et optimisation dynamiques dans les étapes suivantes.

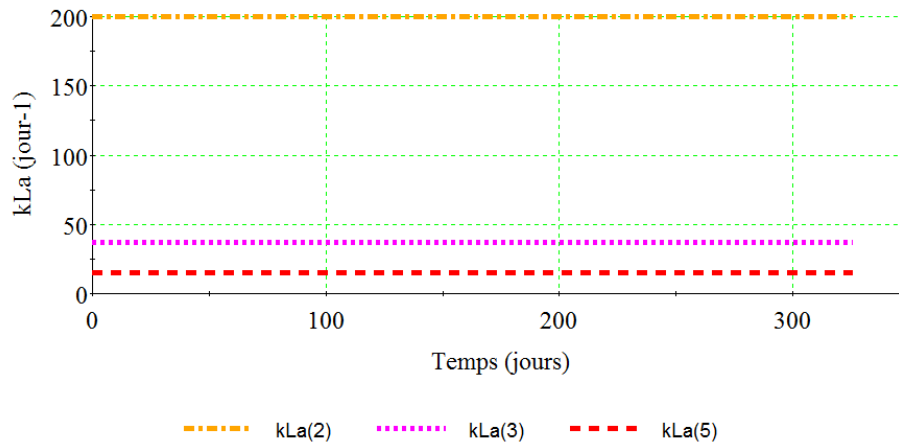


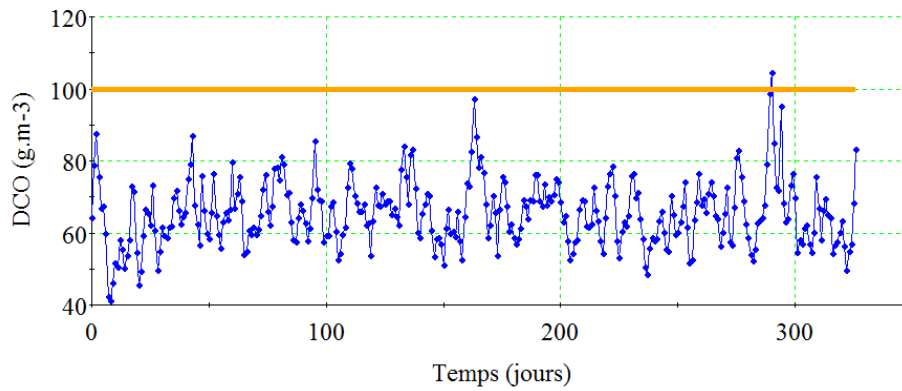
Figure 5.7. Profils d'aération de la station en fonctionnement statique

Tableau 5.8. Concentrations initiales dans les bassins

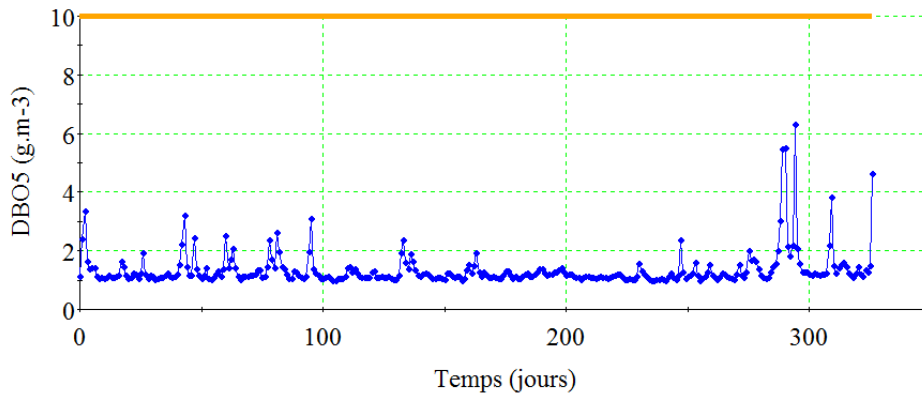
Concentrations	Bassin 1	Bassin 2	Bassin 3	Bassin 4	Bassin 5
S_I	54.25	54.25	54.25	54.25	54.25
S_S	129.5971	55.8841	12.0505	4.1110	2.4817
X_I	49.6645	49.6645	49.6645	49.6645	49.6645
X_S	24.1951	17.3370	13.2719	13.8363	10.4480
X_{BH}	49.9045	69.2117	75.1280	66.9875	59.2302
X_{BA}	37.3977	39.1433	39.3701	39.0735	38.8274
S_{NO}	0.0957	8.0268	8.4028	3.6723	3.6563
S_{NH}	11.0601	2.5380	0.3188	0.2854	0.0246
S_{ND}	0.3731	0.2572	0.1512	0.0817	0.0306
X_{ND}	0.0852	0.0188	0.0000	0.0000	0.0000
X_P	207.0775	208.5067	210.0562	211.4404	212.6669
S_{ALK}	6.1910	5.0158	4.8304	5.1659	5.1484
S_O	0.0137	4.8383	1.000	0.0060	2.000

La simulation dynamique de la station en utilisant les mesures des variations temporelles des variables de l'influent ainsi que les profils uniformes d'aération déterminés ci-dessus conduisent aux résultats de la DCO , DBO_5 , NGL et MES présentés sur la Figure 5.8. Cette figure montre que les contraintes réglementaires sont satisfaites, sauf la concentration en DCO qui dépasse une fois la limite supérieure autorisée. Une optimisation sous contraintes

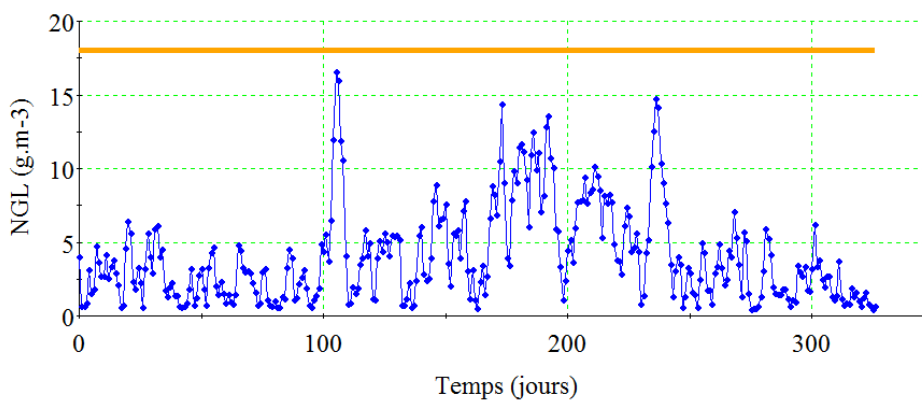
permettrait de respecter les contraintes réglementaires tout en minimisant, par exemple, l'énergie d'aération de la station identifiée. C'est l'objet de la section suivante.



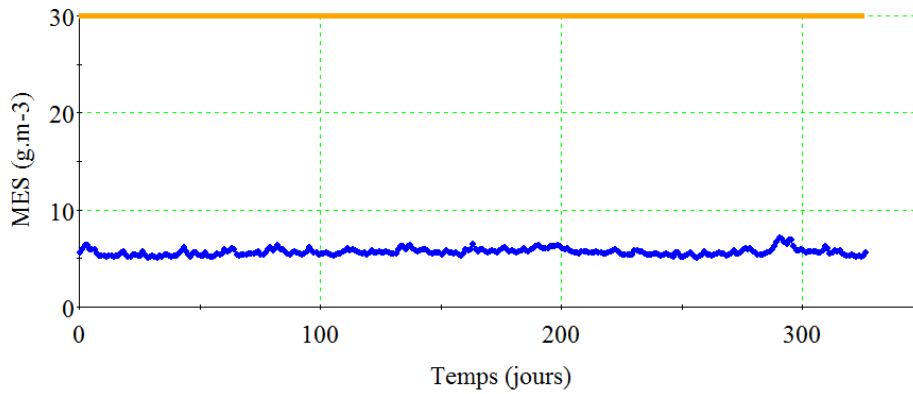
a/ Concentration en DCO



b/ Concentration en DBO₅



c/ Concentration en NGL



d/ Concentration en MES

Figure 5.8. Concentrations simulées de l'effluent en utilisant les valeurs identifiées des paramètres

5.6. Optimisation dynamique de l'énergie d'aération

5.6.1. Problème d'optimisation

L'objectif est de déterminer les profils d'aération des bassins aérobiques pour minimiser la consommation énergétique et satisfaire les contraintes réglementaires.

L'expression de la consommation énergétique du réacteur d'aération est fournie par (Alex et al., 2008). Le problème d'optimisation est défini par:

$$\text{Min}_{k_L a_i(t)} \left\{ \frac{S_O^{\text{sat}}}{T \cdot 1.8 \cdot 1000} \int_{t_1}^{t_2} \sum_i V_i \cdot k_L a_i(t) dt \right\}, \quad i = 2, 3, 5 \quad (5.7)$$

Soumis à : Équations du modèle [(1.62) – (1.78)]

$$MES_e \leq MES_{\text{max}}$$

$$NGL_e \leq NGL_{\text{max}}$$

$$DBO_{5e} \leq DBO_{5\text{max}}$$

$$DCO_e \leq DCO_{\text{max}}$$

$$k_L a_i \leq k_L a_{\text{max}}$$

Les valeurs des limites des contraintes sont fournies par (Alex et al., 2001) (Alex et al., 2008) (équations 1.97 et 3.6).

5.6.2. Résultats de l'optimisation

Deux cas sont étudié ici : le cas d'un seul intervalle et le cas de sept intervalles du temps.

5.6.2.1. Cas d'un intervalle

Dans le cas d'un seul intervalle (profils uniformes d'aération), nous maintenons l'ordre des bassins (anoxiques et aérobiques) et les profils uniformes d'aération par un intervalle comme le fonctionnement actuel de cette station. Les profils optimaux d'aération des bassins aérobiques sont présentés sur la Figure 5.9 ($k_{La2} = 113 \text{ j}^{-1}$; $k_{La3} = 42 \text{ j}^{-1}$; $k_{La5} = 31 \text{ j}^{-1}$). Comparés aux profils actuels d'aération, la valeur de k_{La2} du 2^{ème} bassin a pratiquement diminué de moitié, réduisant ainsi l'énergie consommée dans l'aération.

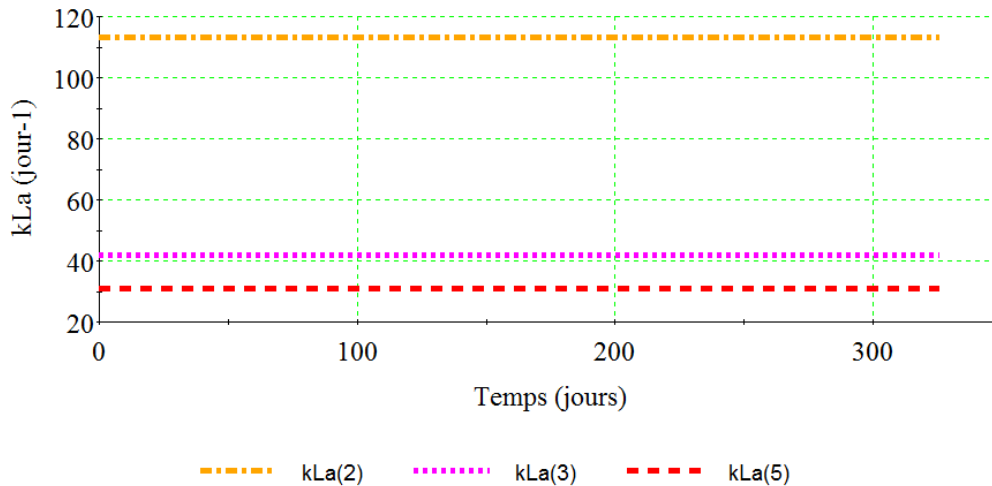


Figure 5.9. Profils optimaux d'aération

La Figure 5.10 montre que la nouvelle politique d'aération uniforme permet d'économiser plus de 26% d'énergie par rapport au fonctionnement actuel.

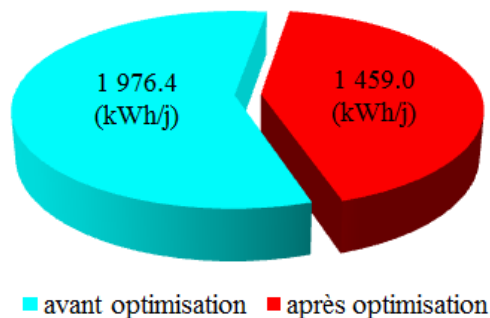


Figure 5.10. Énergie consommée dans l'aération de la station d'épuration dans le cas d'un seul intervalle

La Figure 5.11 montre que les concentrations de l'effluent satisfont les contraintes réglementaires. Par contre, seule la concentration en *DCO* touche la limite supérieure et non celle de *NGL* comme c'est souvent le cas. Par conséquent, dans cette station d'épuration, la concentration en *DCO* est la source probable de pollution.

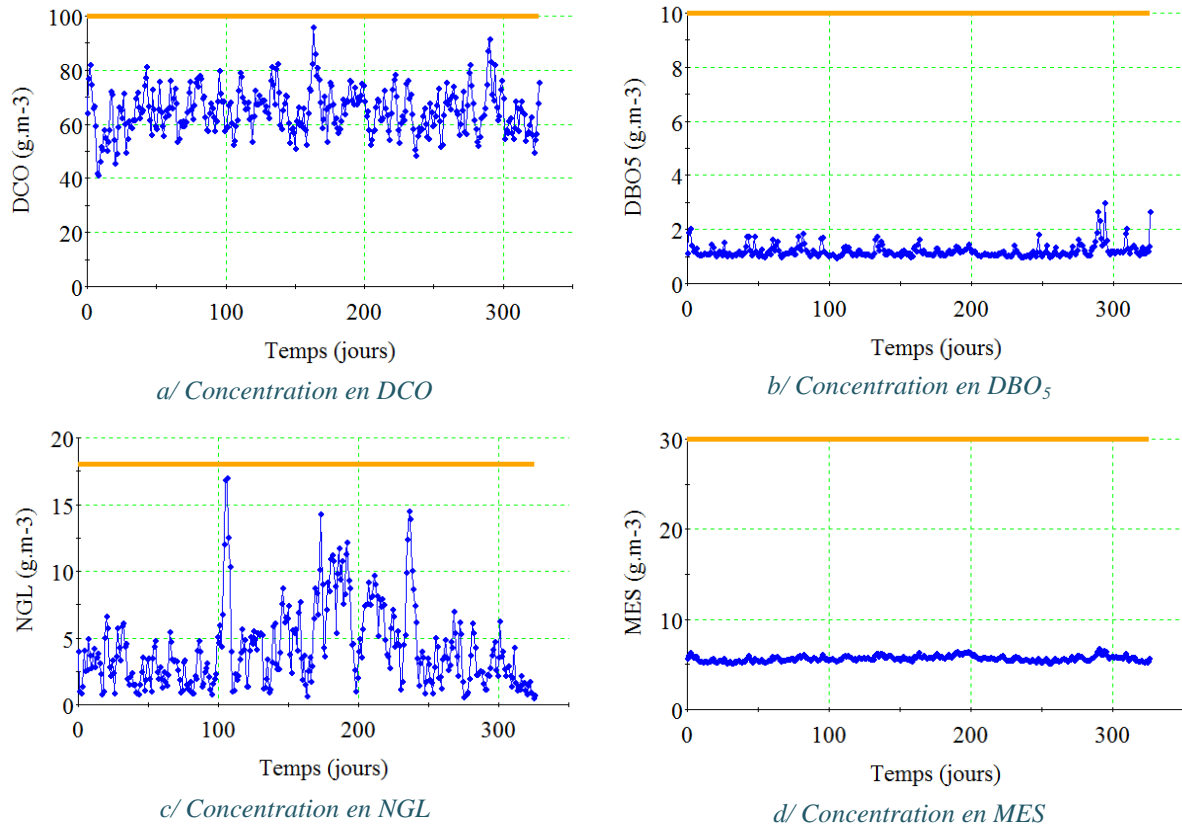


Figure 5.11. Concentrations de l'effluent après optimisation dans le cas d'un seul intervalle

5.6.2.2. Cas de 7 intervalles

Pour modifier la politique uniforme d'aération chaque jour sur la durée d'une semaine, nous avons utilisé 7 jours de données d'entrée pour la simulation avec 7 intervalles du temps. Les profils optimaux d'aération des bassins aérobiques sont présentés sur la Figure 5.12.

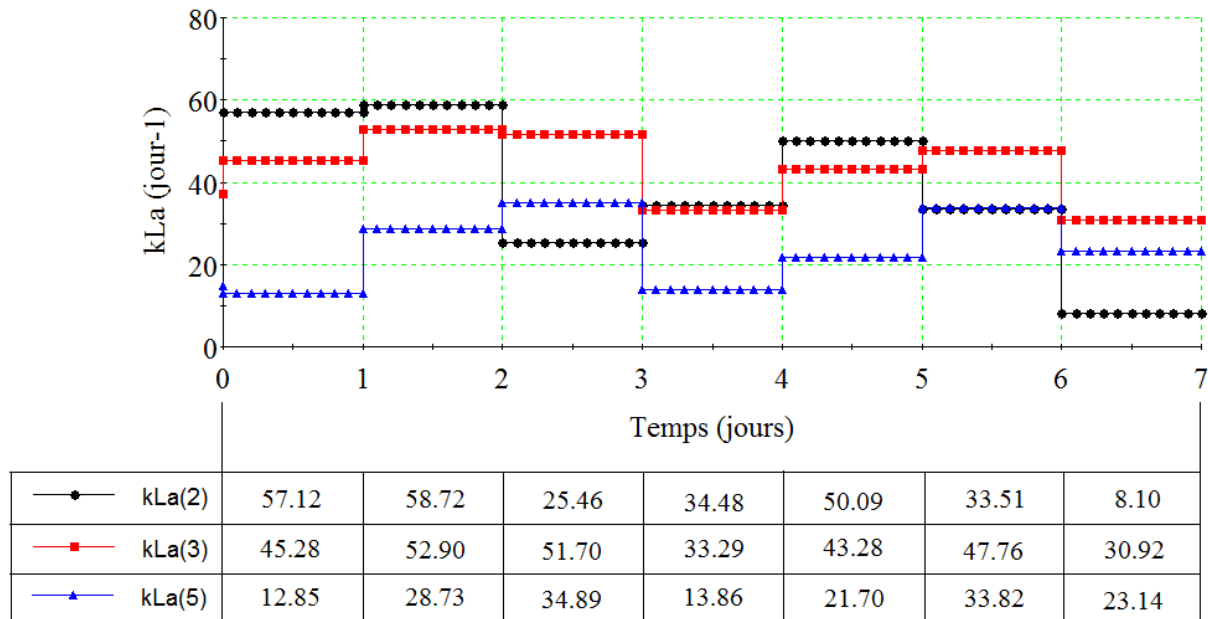


Figure 5.12. Profils optimaux d'aération (cas de 7 intervalles)

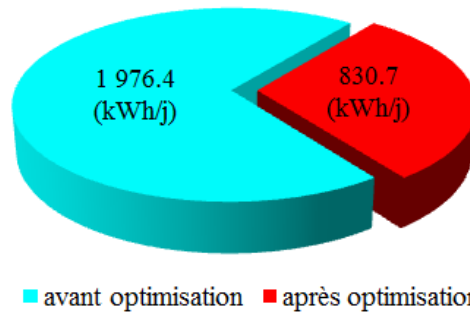


Figure 5.13. Énergie consommée dans la station d'épuration (cas de 7 intervalles)

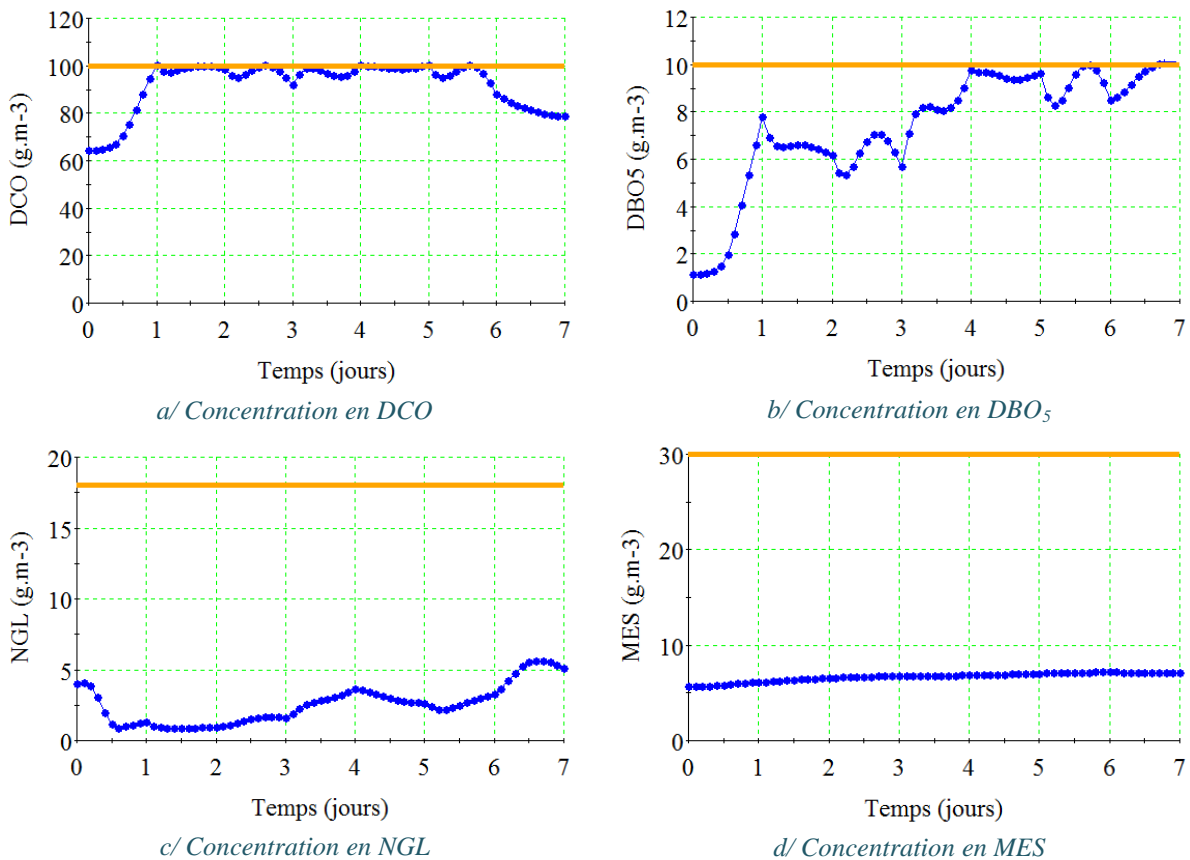


Figure 5.14. Concentrations de l'effluent après optimisation (cas de 7 intervalles)

Les résultats sur la Figure 5.14 montrent que, dans cette station les concentrations en *DCO* et en *DBO₅* touchent valeurs limites supérieures, alors que la contrainte sur l'azote globale n'est jamais active.

5.7. Comparaison des configurations des stations BSM1 et Verulam

Les configurations des stations d'épuration BSM1 (chapitre 4 - Figure 4.1) et Verulam (ce chapitre - Figure 5.1) ont le même nombre de bassins mais l'ordre des bassins aérobiques

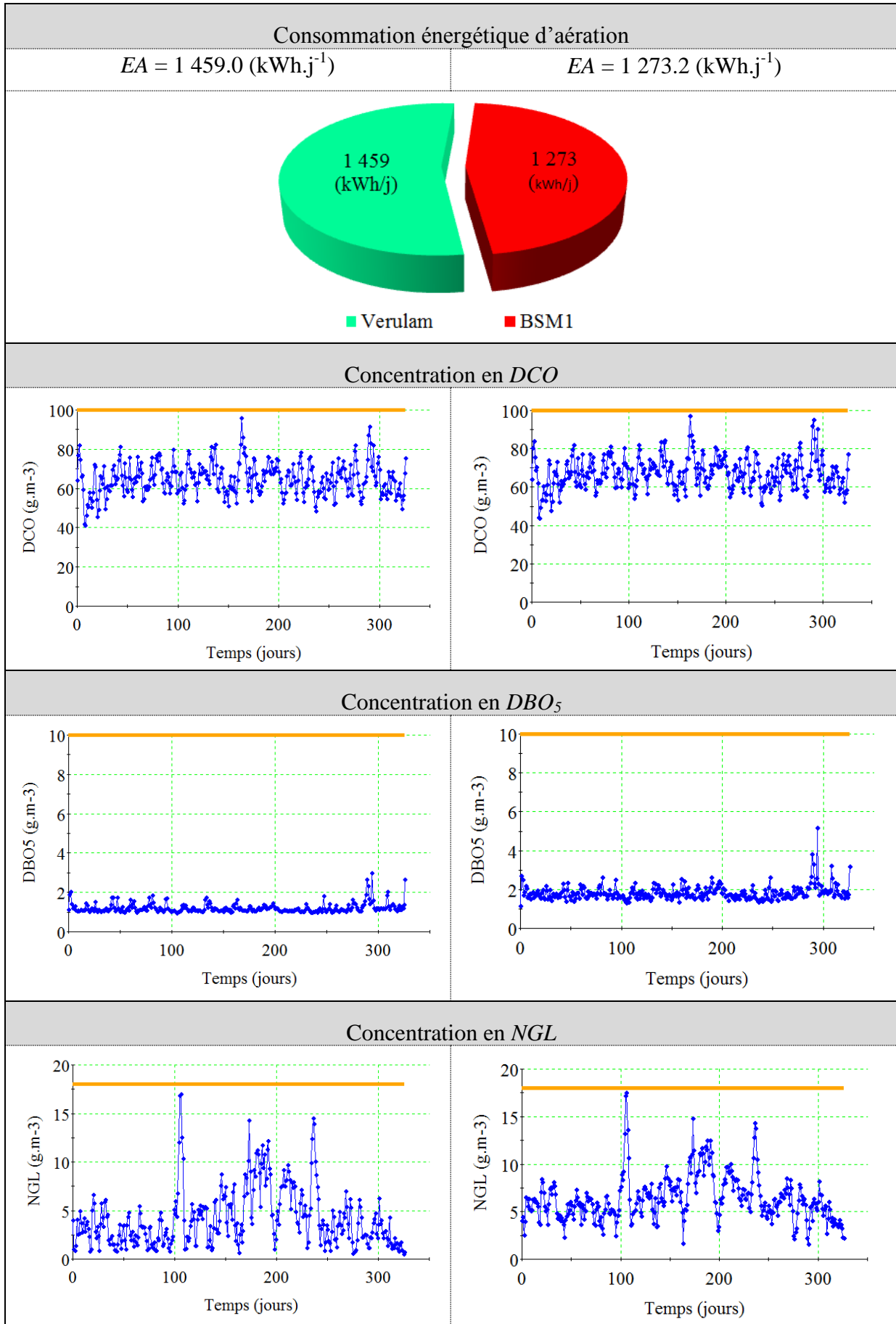
et anoxiques est différent. L'objectif ici est de déterminer les profils optimaux de chacune des configurations pour comparer leurs performances. Dans les deux cas, pour la réduction de l'azote :

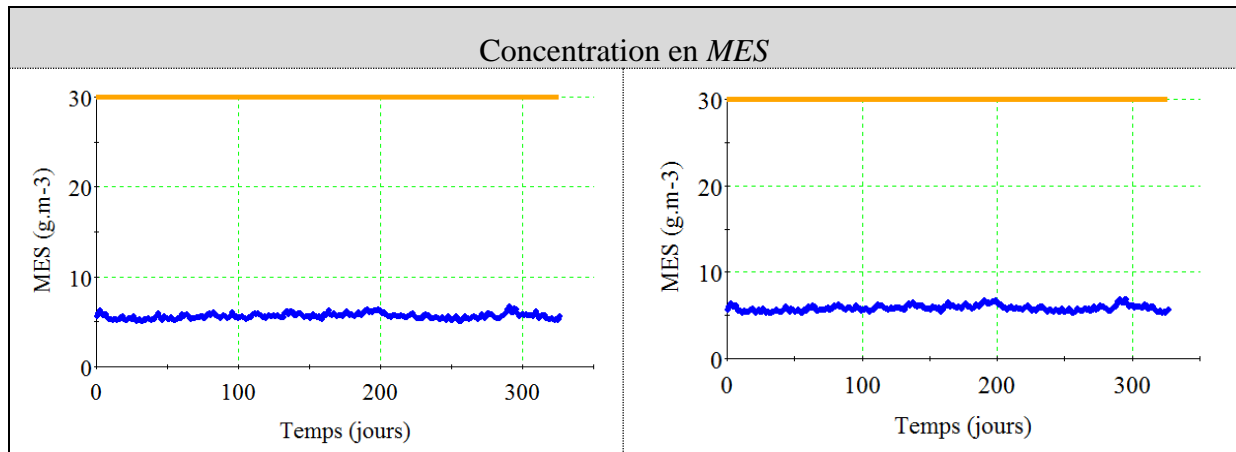
- La station BSM1 effectue la nitrification dans les bassins aérobiques puis pompe les nitrates de ces bassins vers le bassin anoxique pour la dénitrification.
- La station de Verulam effectue la nitrification dans un bassin aérobique puis envoie les nitrates de ce bassin vers le bassin anoxique (sans recyclage interne) pour la dénitrification.

Le but ici est de comparer l'influence de la méthode de traitement des eaux sur la performance optimale dans les deux cas mentionné ci-dessus. Tableau 5.9 résume les problèmes d'optimisation et les résultats obtenus dans les deux cas.

Tableau 5.9. Comparaison des performances des stations de BSM1 et Verulam

Verulam	BSM1
Station d'épuration	
Objectif d'optimisation	
$\min_{k_L a_i} \left\{ \frac{S_O^{sat}}{T \cdot 1.8 \cdot 1000} \int_{t_1}^{t_2} \sum_i V_i \cdot k_L a_i(t) dt \right\}$ <p>où : $i = 2, 3, 5$</p>	$\min_{k_L a_i, Q_a} \left\{ \frac{S_O^{sat}}{T \cdot 1.8 \cdot 1000} \int_{t_1}^{t_2} \sum_i V_i \cdot k_L a_i(t) dt \right\}$ <p>où : $i = 3, 4, 5$</p>
Profils optimaux	
<p>$(k_L a_2=113 \text{ j}^{-1}; k_L a_3=42 \text{ j}^{-1}; k_L a_5=31 \text{ j}^{-1})$</p>	<p>$(k_L a_3=63.2 \text{ j}^{-1}; k_L a_4=62.6 \text{ j}^{-1}; k_L a_5=36.4 \text{ j}^{-1})$</p>
Recyclage interne	
$Q_a = 0 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$	$Q_a = 988.7 \text{ (m}^3 \cdot \text{j}^{-1}\text{)}$





Les résultats obtenus montrent que la station de BSM1 fonctionne mieux que celle de Verulam du point de vue énergie d'aération. La station de BSM1 qui utilise une pompe pour recycler le liquide vers le premier bassin prolonge le temps de séjour dans les bassins pour le traitement des matières polluantes. Cela réduit les concentrations, et par conséquent l'énergie d'aération. Une comparaison pertinente doit cependant prendre en compte l'ensemble des coûts énergétiques mis en jeu dans les deux stations.

5.8. Conclusions

Ce chapitre traite de la modélisation, identification et optimisation d'une station de traitement de grande taille. Dans ce cas, nous présentons les processus de décantation de façon simplifiée en considérant des bilans de matières globaux sur le décanteur [1.3.5].

Ce modèle fait l'objet d'une procédure d'identification paramétrique, basée sur les données relatives à une station de traitement existante. Une des originalités de la procédure considérée est d'effectuer la sélection préalable des paramètres du modèle les plus influents au moyen d'une analyse d'estimabilité fondée sur la matrice des sensibilités.

Les valeurs des paramètres identifiés sont cohérentes avec celles reportées dans la littérature. La plupart des paramètres dans les deux cas (identification et littérature) ont des valeurs du même ordre de grandeur.

Même si les résultats identifiés ne sont pas exactement ceux mesurés, les valeurs moyennes sont approximativement les mêmes. Les quelques différences entre les deux valeurs peuvent être dues à l'imprécision de la mesure des données, ou bien aux limites du modèle utilisé pour décrire le fonctionnement de la station d'épuration.

La simulation de la station identifiée a montré que les concentrations obtenues de l'effluent satisfaisaient presque les contraintes réglementaires et que la *DCO* était la source de pollution et non pas le *NGL* comme c'est souvent le cas. En outre, la simulation a montré qu'une optimisation énergétique était possible.

Quant à l'optimisation, elle a permis de montrer l'influence du nombre d'intervalles de temps sur les performances énergétiques de la station d'épuration. Ainsi, pour un seul

intervalle, c'est-à-dire pour une politique d'aération uniforme, l'économie d'énergie réalisée est de l'ordre de 26% par rapport au fonctionnement actuel. Lorsque les profils d'aération s'adaptent à la variabilité du débit et des compositions de l'influent, l'optimisation avec 7 intervalles (c'est-à-dire 7 jours de données expérimentales) montre que l'économie réalisée est encore plus avantageuse et s'élève à environ 58%.

Conclusions générales et perspectives

Dans les travaux de cette thèse, nous avons effectué les études liées à trois stations typiques de traitement des eaux usées avec trois méthodes différentes de réduction d'azote total dans l'eau:

- La station d'épuration de petite taille : réduction d'azote total par l'alternance des phases d'aération et de non-aération afin de favoriser les deux processus biologiques (nitrification et dénitrification).

- La station de grande taille de BSM1, dans laquelle deux bassins anoxiques sont situés avant trois bassins aérobiques. La nitrification est effectuée dans les bassins aérobiques. La liqueur mixte du 5^{ème} bassin d'aération est recyclée vers le 1^{er} bassin anoxique pour la dénitrification.

- La station de grande taille de Verulam, dans laquelle les bassins anoxiques alternent avec les bassins aérobiques (les 1^{re} et 4^{ème} bassins sont anoxique ; les 2^{ème}, 3^{ème} et 5^{ème} bassins sont aérobiques). Les nitrates du 3^{ème} bassin d'aération continuent vers le 4^{ème} bassin anoxique pour la dénitrification.

1/ Station d'épuration de petite taille

Dans ce travail qui constitue le prolongement direct des travaux de thèse de Chachuat (2001a), nous avons utilisé les mêmes données expérimentales, mais la méthode d'optimisation est différente. Il s'agit de la méthode des sensibilités implémentée au sein du logiciel gProms.

Une comparaison entre la précision et la performance du décanteur simplifié et du décanteur réaliste est effectuée pour décider au choix du bon modèle pour les études suivantes. Les résultats obtenus entre les deux modèles sont presque pareils, donc l'utilisation du modèle simplifié est plus facile pour l'étape de simulation et d'optimisation de la station d'épuration.

Quant à la politique de fonctionnement, elle est différente de celle étudiée dans Chachuat (2001a). L'aération n'est plus alternée, mais continue avec plusieurs intervalles de temps pour s'adapter aux variabilités du débit et des compositions de l'influent. Après optimisation, une comparaison entre ces deux méthodes (alternées et continues) est effectuée ; les performances économiques sont presque les mêmes et très élevées (plus de 70%). Elles montrent que cette station fonctionne avec un grand gaspillage de l'énergie d'aération. Le changement de la politique d'aération de cette station pour une économie énergétique efficace est nécessaire.

Par ailleurs, une amélioration de la station est effectuée dans cette étude en divisant le réacteur en deux compartiments (un bassin anoxique pour la dénitrification et un autre aérobique pour la nitrification). Le bassin aérobique est aéré d'une manière continue avec plusieurs intervalles de temps (chaque une heure). Cette nouvelle structure permet d'économiser encore davantage d'énergie d'aération (environ 71%).

2/ Station d'épuration de grande taille de BSM1

L'utilisation de gProms pour la simulation de cette station est nécessaire afin de comparer avec les résultats avec ceux obtenus à l'aide d'autres logiciels. Peu de différences existent entre les résultats dans le cas de données dynamiques.

La station de BSM1 fonctionne à l'aide d'une politique traditionnelle, c'est-à-dire l'aération continue avec une valeur uniforme fixée (un seul intervalle de temps). Cela n'est pas rationnel puisque les données d'entrée varient souvent. Par conséquent, quelques concentrations de l'effluent dépassent les contraintes réglementaires ou bien sont toutes inférieures aux contraintes, cela conduit un gaspillage d'énergie. Les résultats simulés montrent que seule la concentration en *NGL* dépasse quelques fois la contrainte. Nous avons optimisé pour déterminer les profils d'aération (plusieurs intervalles de temps) et la valeur du recyclage de nitrate qui minimisent l'énergie d'aération et satisfont les contraintes réglementaires. Le résultat obtenu montre que l'on peut d'économiser jusqu'à environ 30% d'énergie d'aération par rapport au fonctionnement actuel.

Par ailleurs, le coût total d'une station d'épuration qui est composé des coûts d'investissement et de fonctionnement est optimisé. Plusieurs cas d'optimisation sous les contraintes réglementaires sur l'effluent sont effectués en agissant sur l'aération et les recyclages. Les résultats montrent que le coût total peut être réduit d'environ 45% avec toutefois âge moyen des boues élevé. Lorsque ce dernier est contraint à des valeurs raisonnables, la réduction n'est plus que de 30%, mais reste cependant très appréciable.

Une optimisation multicritère a également été ensuite considérée. L'objectif était d'optimiser simultanément la qualité de l'effluent et le coût opératoire tout en respectant les contraintes sur l'effluent. L'ensemble des solutions optimales de Pareto a été approximé à l'aide de l'optimisation monocritère dans laquelle les deux critères sont agrégés.

Enfin, l'optimisation du dimensionnement des stations de traitement de grande taille a été étudiée. Une superstructure a ainsi été définie avec plusieurs (cinq) réacteurs et un décanteur secondaire. Toutes les possibilités de recyclage et de court-circuit entre les réacteurs d'une part et entre les réacteurs et le décanteur d'autre part sont prises en compte. L'objectif était de déterminer la meilleure structure et les valeurs optimales des volumes des réacteurs qui permettent de minimiser le coût d'investissement tout en respectant les contraintes réglementaires sur les rejets.

3/ Station d'épuration de grande taille de Verulam

L'objectif de cette partie est de modéliser une station d'épuration industrielle de grande taille située à Verulam en Afrique du Sud. Le modèle ASM1 a été utilisé pour décrire son fonctionnement et avec le peu de mesures expérimentales disponibles, nous avons identifié les paramètres estimables. Les valeurs des paramètres non estimables sont prises de la littérature. Le modèle ainsi identifié a été ensuite utilisé pour optimiser le fonctionnement énergétique de la station d'épuration. Nous avons notamment montré que l'on pouvait économiser jusqu'à 58% d'énergie d'aération par rapport au fonctionnement actuel.

Finalement, à l'issue de l'ensemble des études réalisées dans ce travail, voici quelques recommandations pour l'optimisation dynamique des stations de traitement des eaux usées :

1. L'utilisation de plusieurs intervalles de temps pour approximer les variables de décision conduit à de meilleures économies d'énergie d'aération et s'adapte mieux à la variabilité des données de l'effluent.

2. Dans le cas où seule la contrainte sur l'azote global est active, il est préférable d'utiliser un réacteur avec deux bassins aérobique et anoxique. Le bassin anoxique en tête permet de mieux réduire la concentration en *NGL*.

3. Dans le cas où plusieurs bassins sont mis en œuvre, si le bassin anoxique est situé avant le bassin aérobique, les variables de décision qui permettent une grande économie d'énergie sont les profils d'aération et le recyclage interne.

4. Dans le cas où plus de variables de décision ($k_L a_i$, Q_a , Q_w , Q_r) sont utilisées, la contrainte sur l'âge moyen des boues doit être prise en compte.

• Perspectives

L'ensemble des études réalisées dans le cadre de ce travail de thèse ouvre des perspectives intéressantes pour la suite. Parmi ces perspectives, on peut citer :

- (i) En aération alternée des petites stations d'épuration, il serait intéressant d'inclure le nombre de cycles comme variable de décision au sein d'un problème d'optimisation mixte, au lieu de le déterminer d'une manière fastidieuse et coûteuse en temps de calcul.
- (ii) De la même manière, en optimisation du dimensionnement, il serait conceptuellement plus judicieux de formuler et résoudre le problème d'optimisation comme un problème d'optimisation mixte. Les résultats seront sûrement encore plus précis que ceux obtenus ici en se basant sur des valeurs limites inférieures de débits et volumes.
- (iii) Plus globalement, une des perspectives intéressante consiste à mettre en œuvre, en boucle fermée, la politique optimale d'aération déterminée aussi bien pour les petites que pour les grandes stations d'épuration. Une telle mise en œuvre permettrait de tenir compte des imprécisions du modèle liées à l'incertitude sur les paramètres du modèle et des dynamiques négligées. Une des méthodes performantes qui permettrait d'y parvenir est celle fondée sur l'optimisation en temps réel dont l'objectif est d'appliquer les conditions d'optimalité, non plus au modèle du procédé comme c'est souvent le cas, mais directement au procédé.
- (iv) Enfin, une dernière perspective consiste à déterminer les politiques optimales d'aération fondées sur les conditions nécessaires et suffisantes d'optimalité. Autrement dit, il s'agit de développer des algorithmes d'optimisation globale pour notamment voir dans quelle mesure les performances des stations d'épuration peuvent encore être améliorées. Quelques méthodes intéressantes

commencent à émerger dans la littérature, notamment celles récemment développées par (Sahlodin & Chachuat, 2010).

Bibliographie

- Alasino, N., Mussati, M. & Scenne, N., 2006a. Synthesis of Activated Sludge Wastewater Treatment Plant for Nitrogen Remove. *Presentes at XXII Interamerican Chemical Engineering Congress (V CAIQ), Buenos Aires, Argentina. Paper 06C(505).*
- Alasino, N., Mussati, M.C. & Scenna, N., 2007. Wastewater treatment plant synthesis and design. *Ind. Eng. Chem. Res.*, 46, 23, 7497.
- Alasino, N., Mussat, M. & Scenna, N., 2006b. Optimization of the Operation Conditions for Denitrifying Wastewater Treatment Plants. *Presentes at XXII International Mediterranean Modeling Multiconference (EMSS06), Barcelona, Spain.*
- Alex, J. et al., 2008. Benchmark Simulation Model no. 1 (BSM1). *IWA Taskgroup on Benchmarking of Control Strategies for WWTPs.*
- Alex, J. et al., 2001. The COST Simulation Benchmark: Description and Simulator Manual. *COST Action 624 and COST Action 682.*
- Allgor, R.J. & Barton, P.I., 1999b. Screening models for batch process development - Part I. design targets for reaction / distillation networks. *Chem. Eng. Sci.*, 54 :4145-4164.
- Barton, P.I., Galán, S. & Banga, J.R., 2000. Optimization of Hybrid Discrete / Continuous Dynamic Systems. *Comp. & Chem. Engng.* 24(4) :851-864.
- Benyahia, B., 2009. Modélisation, expérimentation et optimisation multicritère d'un procédé de copolymérisation en émulsion en présence d'un agent de transfert de chaîne. *Institut National Polytechnique de Lorraine.*
- Biegler, L.T., 1984. Solution of dynamic optimization problems by successive quadratic programming and orthogonal collocation. *Comp. & Chem. Engng.*, 8(3/4) :243-248.
- Boutin C., Duchène P. & Linéard, A., 1998. Filières d'épuration adaptées aux petites collectivités. *Cemagref Édition, Antony, Coll. Documentation technique FNDAE, No. 22.*
- Bryson, A.E. & Ho, Y.-C., 1975. Applied Optimal Control. Optimization, estimation and control. *Hemisphere Publishing Corporation.*
- Chachuat, B., 2001a. Méthodologie d'optimisation dynamique et de commande optimale des petites stations d'épuration à boues activées. *PhD thesis, Institut National Polytechnique de Lorraine, France.*
- Chachuat, B., Roche, N. & Latifi, M.A., 2001b. Nouvelle approche pour la gestion optimale de l'aération des petites stations d'épuration par boues activées. *Eau, Industrie, Nuisance*, 240,24-30.
- Chachuat, B., Roche, N. & Latifi, M.A., 2001c. Identification et Optimisation Dynamique d'une Station d'Épuration de petite Taille. *Laboratoire de sciences du Génie chimique, ENSIC, Nancy, France.*

- Chachuat, B., Roche, N. & Latifi, M.A., 2003. ASM1 model reduction for optimal control of small-size activated sludge. *Journal of Water Science*, 16, 837-858.
- Chachuat, B., Roche, N. & Latifi, M.A., 2005a. Long-term optimal aeration strategies for small-size alternating activated sludge treatment plants. *Chem. Engng Proc.*, 44, 593-606.
- Chachuat, B., Roche, N. & Latifi, M.A., 2005b. Optimal Operation of Alternating Activated Sludge Process. *Cont. Engng. Prac.*, 13, 875-861.
- Culioli, J.C., 1994. Introduction à l'optimisation. *Ellipses. Paris*.
- Cuthrell, J.E. & Biegler, L.T., 1987. On the optimization of differential-algebraic process systems. *AIChE J.*, 33(8) :1257-1270.
- Dahl, G., Jornsten, K. & Lokketangen, A., 1995. A tabu search approach to the channel minimization problem. In Liu, G., Phua, K.-H., Ma, J., Xu, J., Gu, F., and He, C., editors, *Optimization- Techniques and Applications, ICOTA'95, volume 1, pages 369-377, Chengdu, China. World Scientific*.
- Drolka, M., Plazl, I. & Koloini, T., 2001. The results of mathematical model and pilot plant research of wastewater treatment. *Chem. Biochem. Eng. Q. vol. 15, n°2*.
- Eckenfelder, W.W., 1991. Gestion des eaux usées urbaines et Industrielles - Caractérisation, Technique d'épuration, aspects économiques. *Tech & Doc, Lavoisier*.
- Esposito, W.R. & Floudas, C.A., 2000a. Deterministic global optimization in nonlinear optimal control problems. *J. Global Opt.*, 17 :96-126.
- Feehery, W.F., 1998. Dynamic optimization with path constraints. *PhD thesis. MIT, Cambridge (MA), USA*.
- Friesz, T. et al., 1993. The multi-objective equilibrium network design problem revisited : A simulated annealing approach. *European Journal of Operational Research*, 65 :44-57.
- Gillot, S. et al., 1999. Optimization wastewater treatment plant design and operation using simulation and cost analysis. *72nd annual conference WEFTEC 1999. 9-13 October, New Orleans, USA*.
- Goh, C.J. & Teo, K.L., 1988. Control parametrization: a unified approach to optimal control problems with general constraints. *Automatica*, 24(1) :3-18.
- Goldberg, D. & Richardson, J., 1987. Genetic algorithms with sharing for multimodal function optimization. In *Second Int. Conf. on Genetic Algorithms ICGA'2, pages 41-49, NJ. Lawrence Erlbaum*.
- Guisasola, A. et al., 2005. Limitations of ASM1 and ASM3: a comparison based on batch oxygen uptake rate profiles from different full-scale wastewater treatment plants. *Water Science & Technology Vol 52 No 10-11*.
- Gujer, W. et al., 1995. The Activated Sludge Model No. 2. Biological Phosphorus Removal. *Wat. Sci. Technol.*, 31(2) :1-11.
- Gujer, W., Henze, M., Mino, T. & van Loosdrecht, M.C.M., 1999. Activated Sludge Model No. 3. *Water Sci. Technol.*, 39(1), 183-193.

- Hajela, P. & Lin, C., 1992. Genetic search strategies in multicriterion optimal design. *Structural Optimization*, 4 :99–107.
- Henze, M. et al., 1987. Activated Sludge Model No. 1. *Technical Report 1, IAWQ, London*.
- Henze, M. et al., 1995. Activated Sludge Model No.2. *IAWQ Scientific and Technical Report No. 3, London, UK.*
- Henze, M. et al., 1999. Activated Sludge Model No. 2D, ASM2D. *Water Sci. Technol.*, 39(1), 165-182..
- Hervé, M., 2002. Algorithmes évolutionnaires parallèles pour l'optimisation multi-objectif de réseaux de télécommunications mobiles. *PhD thesis - Université des Sciences et Technologies de Lille*.
- Hwang, C. & Masud, A.S.M., 1979. Multiple Objective Decision Making –Methods and Applications: A State-of-the-Art Survey. *Springer-Verlag, Berlin*.
- Iacopozzi, I., Innocenti, V., Marsili-Libelli, S. & Giusti, E., 2007. A modified Activated Sludge Model No. 3 (ASM3) with two-step nitrification–denitrification. *Environmental Modelling & Software*.
- Ishibuchi, H. & Murata, T., 1998. A multi-objective genetic local search algorithm and its application to flowshop scheduling. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics -Part C : Applications and Reviews*, 28(3) :392–403.
- Jakob, W., Gorges-Schleuter, M. & Blume, C., 1992. Application of genetic algorithms to task planning and learning. In *Manner, R. and Manderick, B., editors, Parallel Problem Solving from Nature PPSN'2, LNCS, pages 291–300, Amsterdam. North-Holland*.
- Jeppsson, U., 1996. Modelling aspects of wastewater treatment processes. *PhD thesis, Lund Institute of Technology*.
- Jones, G. et al., 1993. Searching databases of two-dimensional and three-dimensional chemical structures using genetic algorithms. In *Forrest, S., editor, Fifth Int. Conf. on Genetic Algorithms, pages 597–602, San Mateo, California. Morgan Kaufmann Pub*.
- Julien, S., 1997. Modélisation et estimation pour contrôle d'un procédé boues activées éliminant l'azote des eaux résiduaires urbaines. *PhD thesis, Institut National Polytechnique de Toulouse, France*.
- Li, R., 2003. Dynamic modeling and parameter estimation for ethylene-propylene-diene polymerization process. *PhD thesis, Louisiana State University and Agricultural and Mechanical College, USA*.
- Lindberg, C.-F., 1998. Multivariable modeling and control of an activated sludge process. *Wat. Sci. Technol.*, 37(12):149-156.
- Liu, X., Begg, D. & Fishwick, R., 1998. Genetic approach to optimal topology/controller design of adaptive structures. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 41 :815–830.

- Mhaskar, P., Hjortso, M.A. & Henson, M.A., 2002. Cell population modeling and parameter estimation of continuous cultures of *saccharomyces cerevisiae*. *Biotechnology Progress*, 18 :1010-1026.
- Montgomery, D.C., Peck, E.A. & Vining, G.G., 2001. Introduction to linear regression analysis. 3rd ed., New York, USA.
- Mussati, M.C. et al., 2005. Optimal synthesis of activated sludge wastewater treatment plants for nitrogen remove. *2nd Mercosur Congress on Chemical Engineering. 4th Mercosur Congress on Process Systems Engineering - ENPROMER 2005, Rio de Janeiro, Brazil.*
- Nguyen, D.H. et al., 2013b. Optimal aeration - time programming in a wastewater treatment plant. *Récents Progrès en Génie des Procédés, N°104, ISBN: 978-2-910239-78-7, Ed. SFGP, Paris, France.*
- Nguyen, D.H., Latifi, M.A., Lesage, F. & Mulholland, M., 2013a. Dynamic simulation and optimization of wastewater treatment plants. *IEEE Conference Publications, pp. 407-414. DOI: 10.1109/CP.2013.6581445, ISBN:978-1-4799-0926-1.*
- Nguyen, D.H Latifi, M.A., 2013c. Influence du modèle du décanteur sur les performances optimales d'une station de traitement de petite taille. *Actes du Séminaire 2013 de l'Ecole Doctorale RP2E, ISBN 2-9518564-0-7, Université de Lorraine.*
- Papamichail, I. & Adjiman, C.S., 2002. A rigorous global optimization algorithm for problems with ordinary differential equations. *Journal of Global Optimization* 24: 1-33.
- Petersen, B., Gernaey, K., Henze, M. & Vanrolleghem, P.A., 2002. Calibration of activated sludge models: a critical review of experimental designs. *Biotechnology for the Environment: Wastewater Treatment and Modeling, Waste Gas Handling. Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, The Netherlands.*
- Porras, P., 2003. Protocoles de fractionnement de la DCO des eaux résiduaires urbaines et impact sur les résultats de simulation d'une station à boues activées par le modèle ASM1. *Université Louis Pasteur Strasbourg I.*
- Recardo, F.F.P. & José, M.P., 2009. Optimal synthesis of anaerobic digester networks. *Chemical Engineering Journal* 149 389–405 Contents.
- Rouleau, S., 1997. Impacts des rejets de temps de pluie sur une station d'épuration par boues activées: détermination, simulation et contrôle. *PhD thesis, Université Louis Pasteur, Strasbourg, France.*
- Sahlodin, A.M. & Chachuat, B., 2010. Discretize-Then-Relax Approach For State Relaxations In Global Dynamic Optimization. *Computer Aided Chemical Engineering*, 28, 427-432.
- Schittkowski, K., 1985. NLPQL: a fortran subroutine solving constrained nonlinear programming problems. *Annals of Operations Research*, 5(6) :485-500.
- Serafini, P., 1992. Simulated annealing for multiple objective optimization problems. *In Tenth Int. Conf. on Multiple Criteria Decision Making, 87–96, Taipei.*

- Sperandio, M., 1998. Développement d'une procédure de compartimentation d'une eau résiduaire urbaine et application à la modélisation dynamique de procédés à boues activées. *Thesis, discipline: Génie de procédés, Institut National des sciences appliquées de Toulouse.*
- Srinivasan, B., Bonvin, D., Visser, E. & Palanki, S., 2002. Dynamic optimization of batch processes ii. role of measurements in handling uncertainty. *Computers and Chemical Engineering* 27, 27-44.
- Stricker, A.E., 2000. Application de la modélisation à l'étude du traitement de l'azote par boues activées en aération prolongée: comparaison des performances en temps sec et en temps pluie. *Thesis. Ecole doctorale: Sciences pour l'ingénieur, discipline: Génie de procédés, Université de Strasbourg I.*
- Syswerda, G. & Palmucci, J., 1991. The application of genetic algorithms to resource scheduling. In *Belew, R. and Booker, L., editors, Fourth Int. Conf. on Genetic Algorithms ICGA'4, pages 502-508, San Mateo, California. Morgan Kaufmann Pub.*
- Takács, Patry, G.G. & Nolasco, D., 1991. A dynamical model of the clarification-thickening process. *Wat. Res., 25 :1263-1271.*
- Tchobanoglous, G. & Schroeder, E.D., 1985. Water Quality. *Addison-Wesley Publishing Company.*
- Teo, K.L., Goh, C.J. & Wong, K.H., 1991. A Unified Computational Approach to Optimal Control Problems. *John Wiley and Sons, Inc. New York.*
- Tuytens, D., 1998. An improved MOSA method for solving multi-objective combinatorial optimization problems.
- Ulungu, E., Teghem, J., Fortemps, P. & Tuytens, D., 1998. MOSA method : A tool for solving multi-objective combinatorial optimization problems. *Technical report, Laboratory of Mathematic and Operational Research, Faculté Polytechnique de Mons.*
- Vajda, S., Rabitz, H., Walter, E. & Lecourtier, Y., 1989. Qualitative and quantitative identifiability analysis of non-linear chemical kinetic models. *Chemical Engineering Communications, 83(2) :191-219.*
- Vanhooren, H. & Nguyen, K., 1996. Development of a simulation protocol for evaluation of respirometry-based control strategies. *BIOMATH Université de Gand.*
- Vanrolleghem, P.A. et al., 1996. Integration of wastewater treatment plant design and operation - a systematic approach using cost functions. *Wat. Sci. Tech., 34(3-4), 159-171.*
- 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. Etude et Modélisation de l'Aération des Stations d'épuration des Eaux Usées Urbaines par Agitation Mécanique de Surface. *PhD thesis, Institut National Polytechnique de Lorraine, France.*

- Wilson, P. & Macleod, M., 1993. Low implementation cost iir digital filter design using genetic algorithms. *In IEE/IEEE Workshop on Natural Algorithms in Signal Processing, pages 4/1–4/8, Chelmsford, UK.*
- Yang, X. & Gen, M., 1994. Evolution program for bicriteria transportation problem. *In Gen, M. and Kobayashi, T., editors, 16th Int. Conf. on Computers and Industrial Engineering, pages 451–454, Ashikaga, Japan.*
- Yao, K.Z. et al., 2003. Modeling ethylene/butene copolymerization with multisite catalysts: Parameter estimability and experimental design. *Polymer Reaction Engineering, 11 : 563-588.*

Annexe A Données de petite station d'épuration

Tableau A.1. Débit et charge incidents moyens sur 24 heures (4/09 - 10/09/1996)

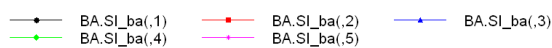
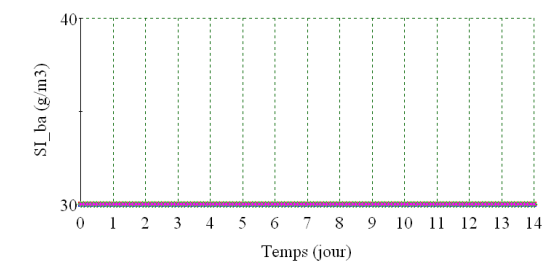
Journée	4/09	5/09	6/09	7/09	8/09	9/09	10/09
Débit moyen (m ³ /j)	2925	3563	3560	2150	2237	3498	3811
DCO moyenne (mg/l)	304	350	330	305	290	320	343
MES moyenne (mg/l)	150	130	24	60	118	296	160
NTK moyenne (mg/l)	37	32	45	48	64	38	33

Tableau A.2. Débit et charge incidents moyens sur 2 heures (journée du 10/09/1996)

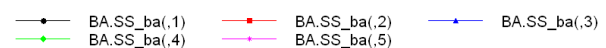
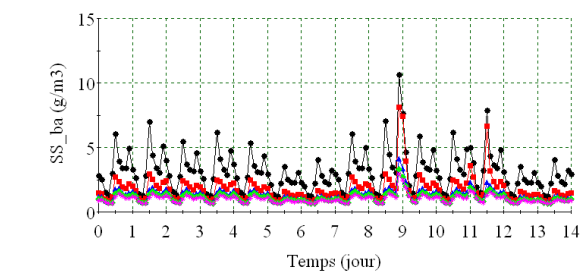
Période	9-11h	11-13h	13-15h	15-17h	17-19h	19-21h
Débit moyen (m ³ /2h)	370	574	397	408	289	296
DCO moyenne (mg/l)	192	221	299	423	426	427
MES moyenne (mg/l)	92	252	116	376	106	128
MVS moyenne (mg/l)	48	104	68	184	80	66
NTK moyenne (mg/l)	33	30	30	35	34	33
	21-23h	23-1h	1-3h	3-5h	5-7h	7-9h
	307	267	226	199	194	284
	434	398	386	348	308	249
	246	94	90	106	234	83
	126	-	30	-	106	-
	35	37	32	36	33	28

Annexe B Données et résultats de la station du Benchmark (BSM1)

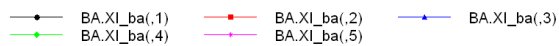
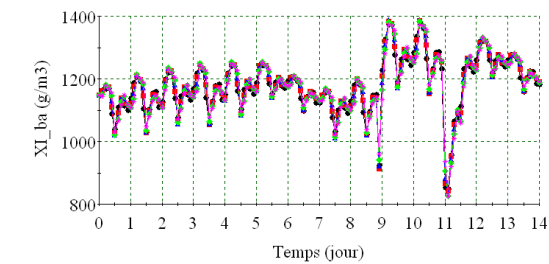
B1. Simulation des concentrations (temps sec)



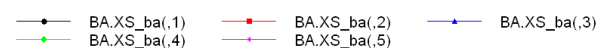
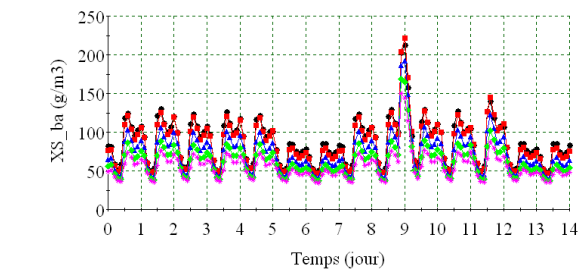
a/ Concentration S_1 dans le bassin



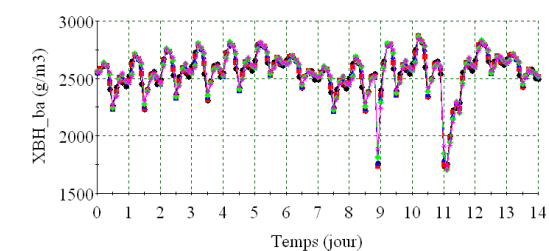
b/ Concentration S_5 dans le bassin



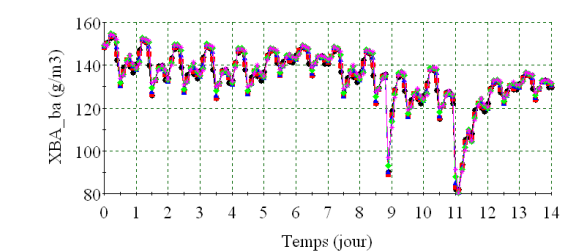
c/ Concentration X_1 dans le bassin



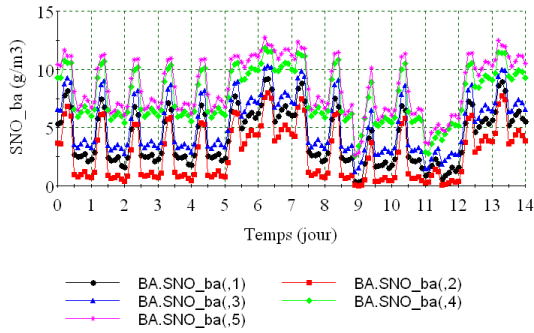
d/ Concentration X_5 dans le bassin



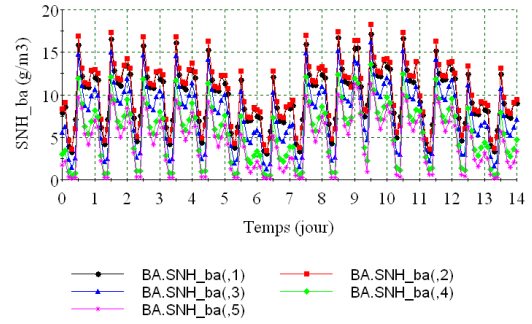
e/ Concentration X_{BH} dans le bassin



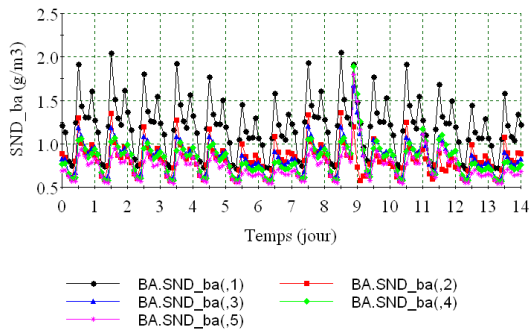
f/ Concentration X_{BA} dans le bassin



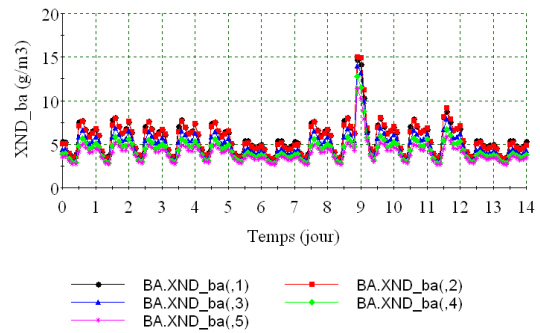
g/ Concentration S_{NO} dans le bassin



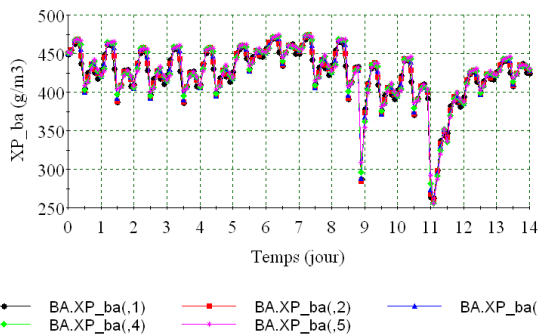
h/ Concentration S_{NH} dans le bassin



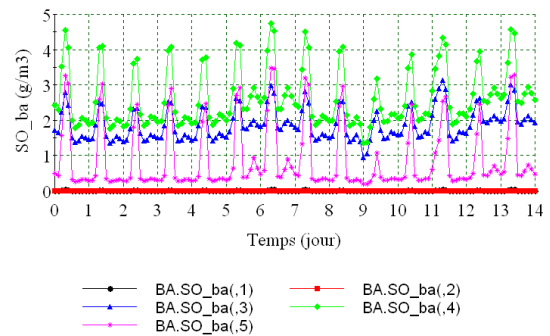
i/ Concentration S_{ND} dans le bassin



j/ Concentration X_{ND} dans le bassin

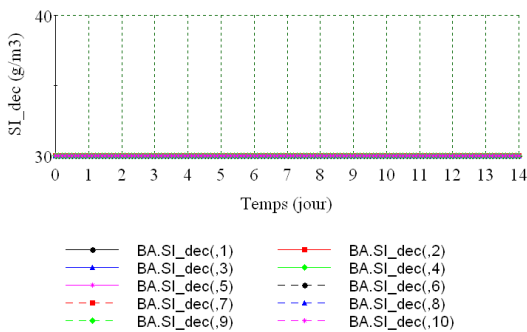


k/ Concentration X_P dans le bassin

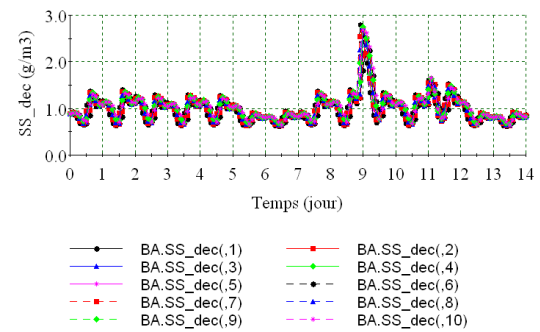


l/ Concentration S_O dans le bassin

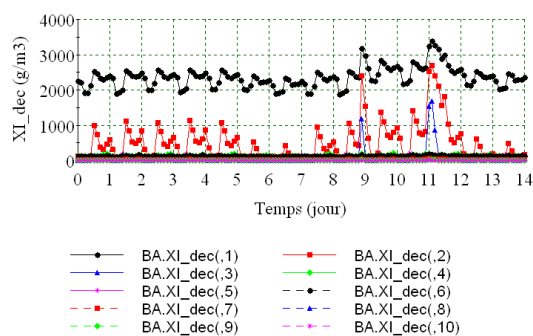
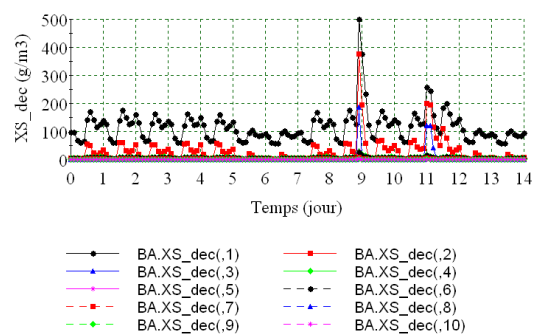
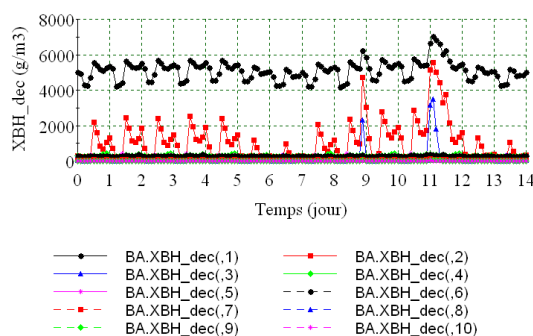
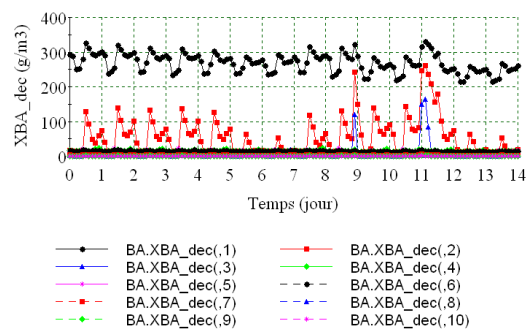
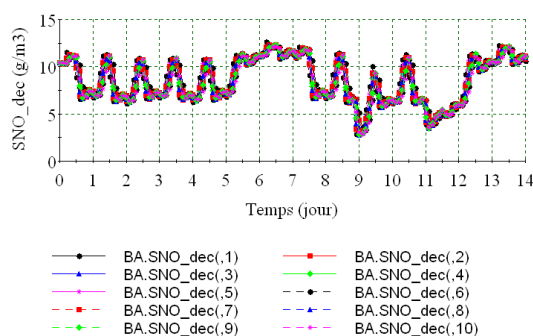
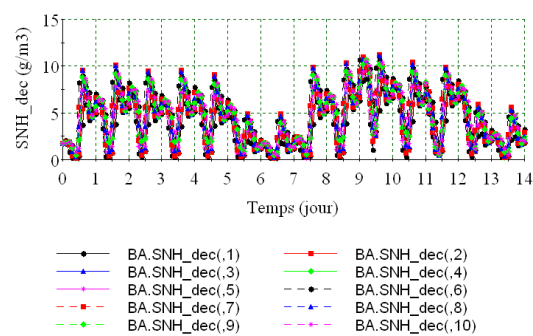
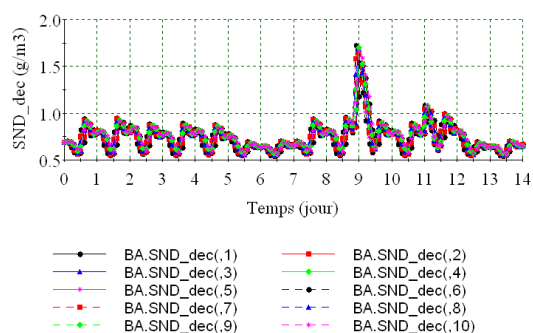
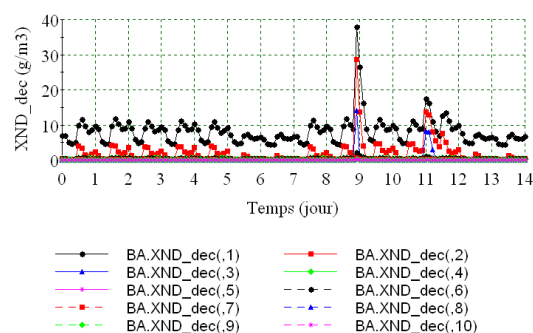
Figure B.1. Concentrations dans le bassin (temps sec)

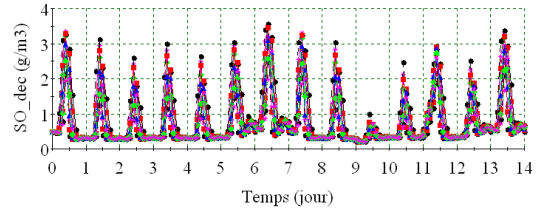
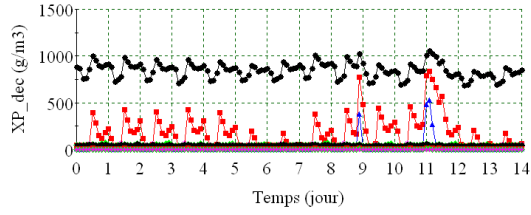


a/ Concentration S_I dans le décanteur



b/ Concentration S_S dans le décanteur

c/ Concentration X_I dans le décanteurd/ Concentration X_S dans le décanteure/ Concentration X_{BH} dans le décanteurf/ Concentration X_{BA} dans le décanteurg/ Concentration S_{NO} dans le décanteurh/ Concentration S_{NH} dans le décanteuri/ Concentration S_{ND} dans le décanteurj/ Concentration X_{ND} dans le décanteur



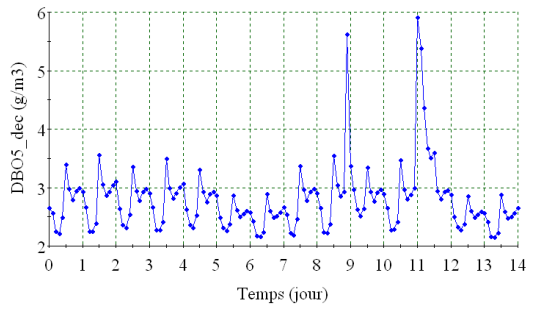
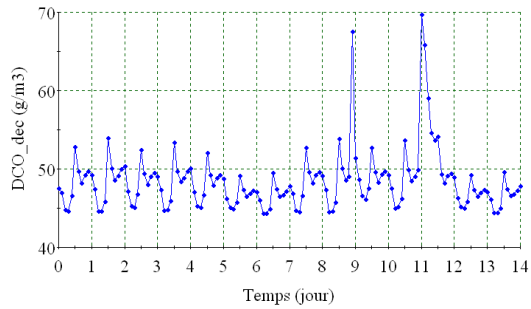
- BA.XP_dec(1)
- BA.XP_dec(2)
- BA.XP_dec(3)
- BA.XP_dec(4)
- BA.XP_dec(5)
- BA.XP_dec(6)
- BA.XP_dec(7)
- BA.XP_dec(8)
- BA.XP_dec(9)
- BA.XP_dec(10)

- BA.SO_dec(1)
- BA.SO_dec(2)
- BA.SO_dec(3)
- BA.SO_dec(4)
- BA.SO_dec(5)
- BA.SO_dec(6)
- BA.SO_dec(7)
- BA.SO_dec(8)
- BA.SO_dec(9)
- BA.SO_dec(10)

k/ Concentration X_P dans le décanteur

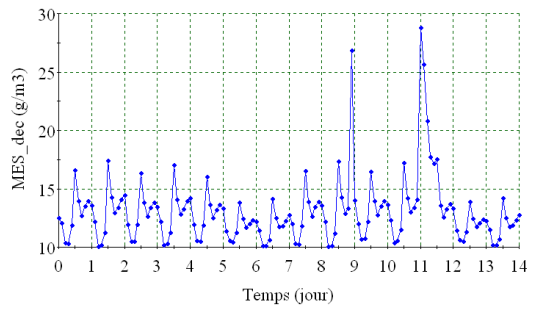
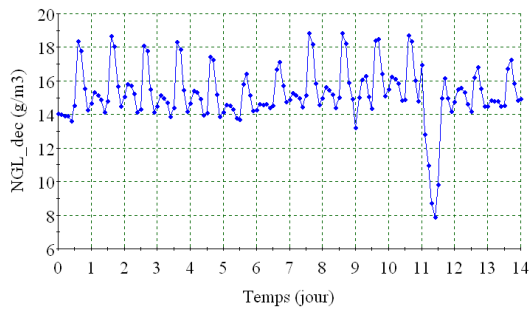
l/ Concentration S_O dans le décanteur

Figure B.2. Concentrations dans le décanteur (temps sec)



a/ Concentration DCO sur l'effluent

b/ Concentration DBO₅ sur l'effluent

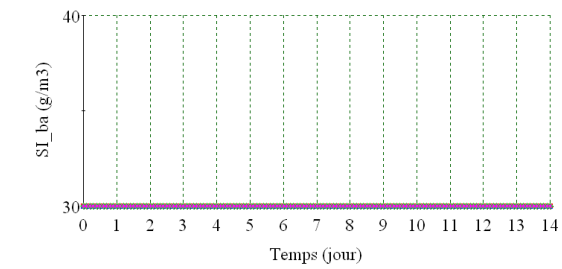


c/ Concentration NGL sur l'effluent

d/ Concentration MES sur l'effluent

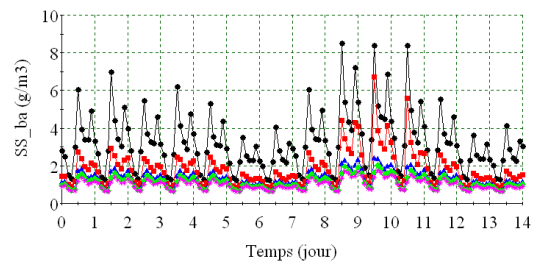
Figure B.3. Concentrations de l'effluent (temps sec)

B2. Simulation des concentrations (temps pluvieux)



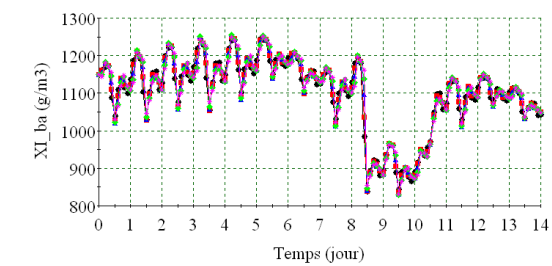
● BA.SI_ba(1) ● BA.SI_ba(2) ● BA.SI_ba(3)
 ● BA.SI_ba(4) ● BA.SI_ba(5)

a/ Concentration S_1 dans le bassin



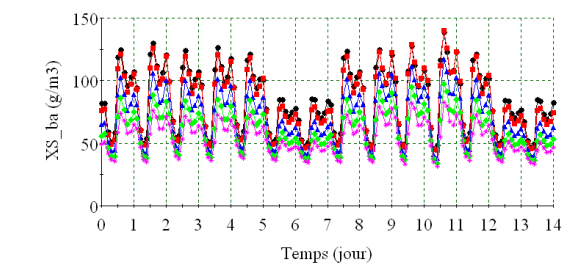
● BA.SS_ba(1) ● BA.SS_ba(2) ● BA.SS_ba(3)
 ● BA.SS_ba(4) ● BA.SS_ba(5)

b/ Concentration S_5 dans le bassin



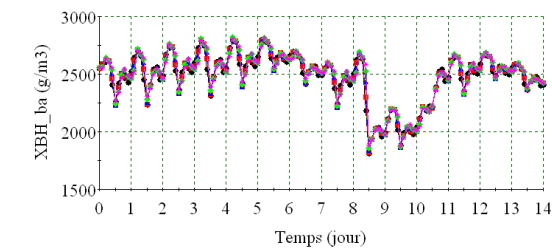
● BA.XI_ba(1) ● BA.XI_ba(2) ● BA.XI_ba(3)
 ● BA.XI_ba(4) ● BA.XI_ba(5)

c/ Concentration X_1 dans le bassin



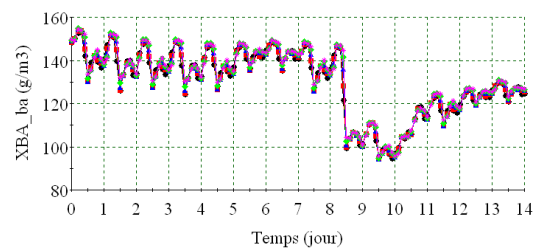
● BA.XS_ba(1) ● BA.XS_ba(2) ● BA.XS_ba(3)
 ● BA.XS_ba(4) ● BA.XS_ba(5)

d/ Concentration X_5 dans le bassin



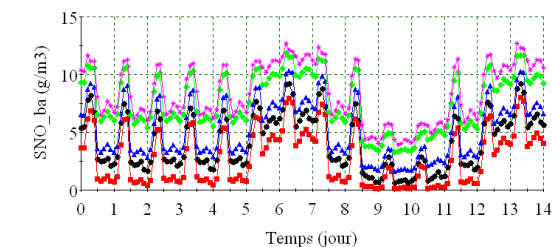
● BA.XBH_ba(1) ● BA.XBH_ba(2)
 ● BA.XBH_ba(3) ● BA.XBH_ba(4)
 ● BA.XBH_ba(5)

e/ Concentration X_{BH} dans le bassin



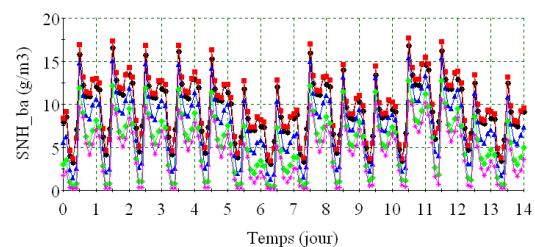
● BA.XBA_ba(1) ● BA.XBA_ba(2)
 ● BA.XBA_ba(3) ● BA.XBA_ba(4)
 ● BA.XBA_ba(5)

f/ Concentration X_{BA} dans le bassin



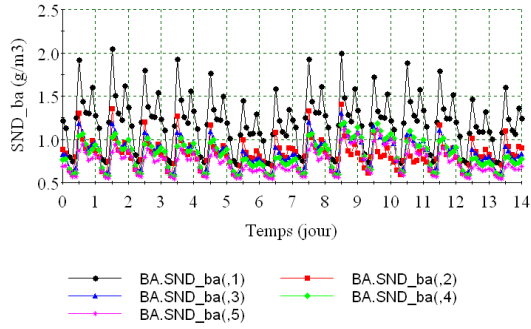
● BA.SNO_ba(1) ● BA.SNO_ba(2)
 ● BA.SNO_ba(3) ● BA.SNO_ba(4)
 ● BA.SNO_ba(5)

g/ Concentration S_{NO} dans le bassin

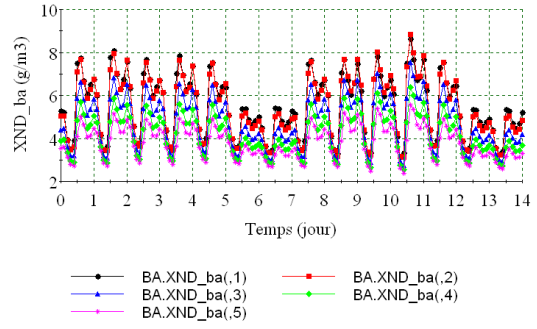


● BA.SNH_ba(1) ● BA.SNH_ba(2)
 ● BA.SNH_ba(3) ● BA.SNH_ba(4)
 ● BA.SNH_ba(5)

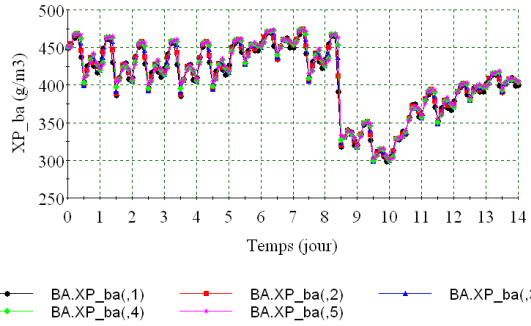
h/ Concentration S_{NH} dans le bassin



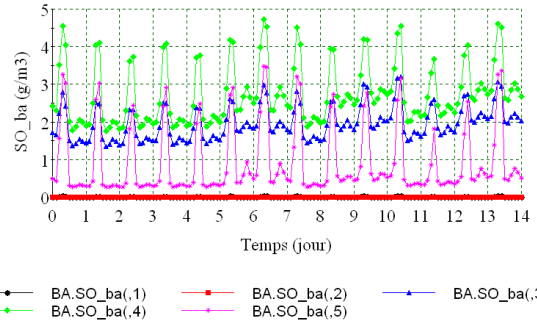
i/ Concentration S_{ND} dans le bassin



j/ Concentration X_{ND} dans le bassin

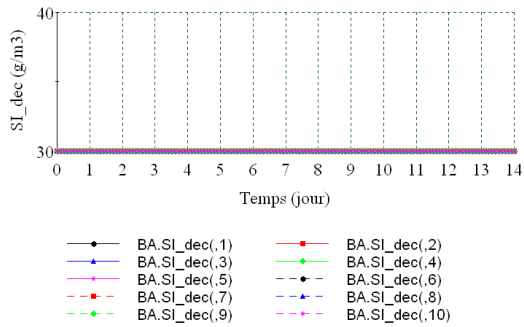


k/ Concentration X_p dans le bassin

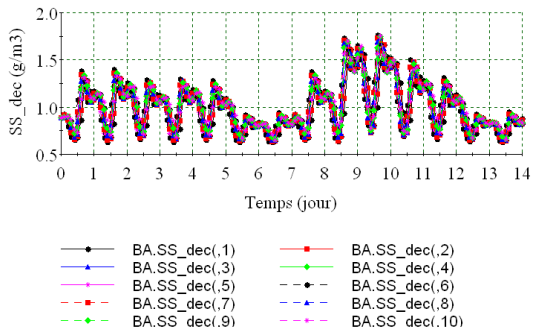


l/ Concentration S_O dans le bassin

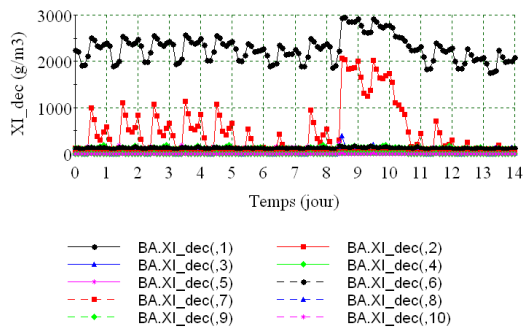
Figure B.4. Concentrations dans le bassin (temps pluvieux)



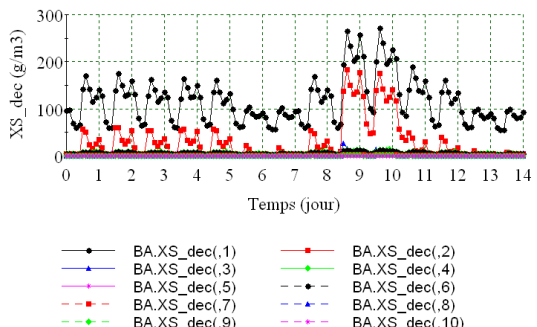
a/ Concentration S_I dans le décanteur



b/ Concentration S_S dans le décanteur



c/ Concentration X_I dans le décanteur



d/ Concentration X_S dans le décanteur

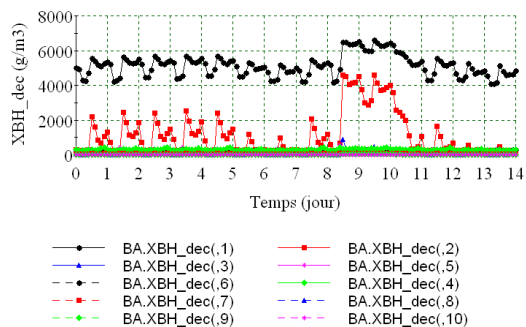
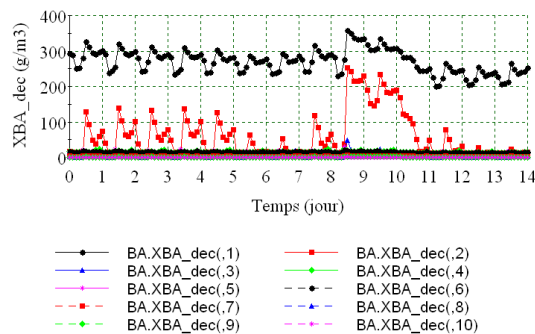
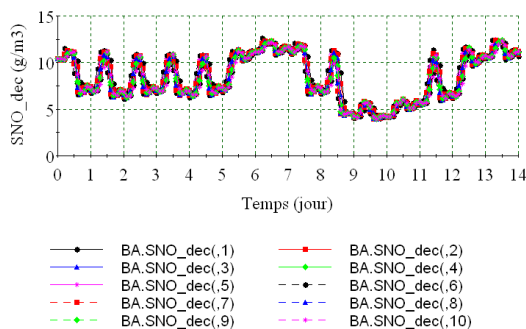
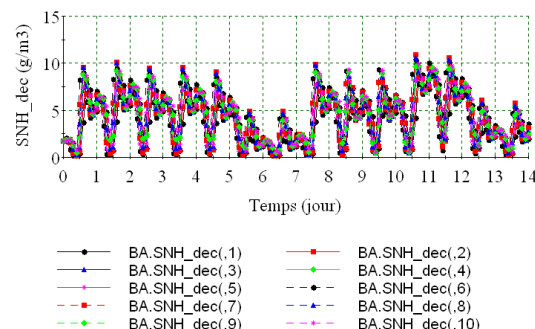
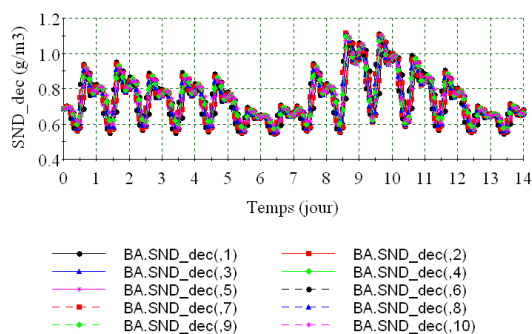
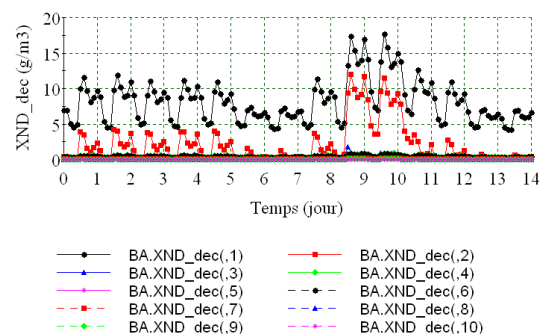
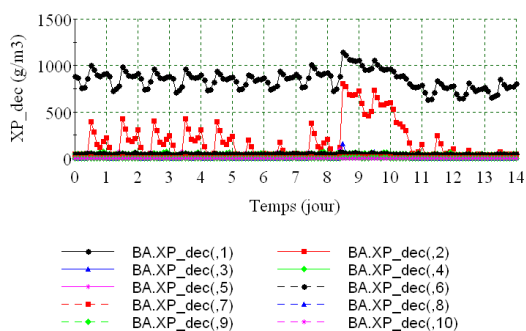
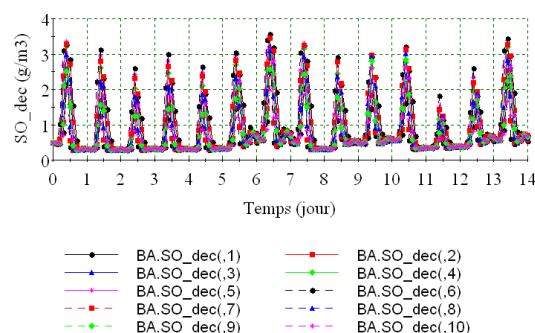
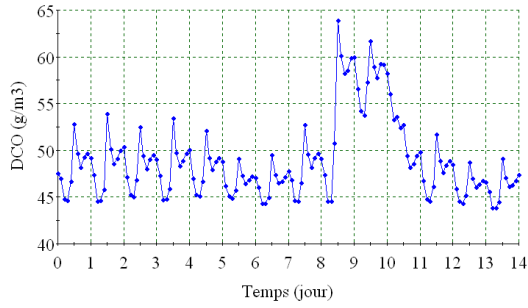
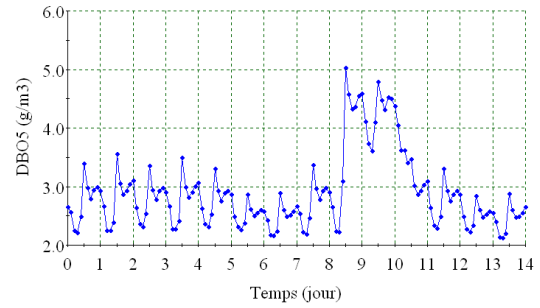
e/ Concentration X_{BH} dans le décanteurf/ Concentration X_{BA} dans le décanteurg/ Concentration S_{NO} dans le décanteurh/ Concentration S_{NH} dans le décanteuri/ Concentration S_{ND} dans le décanteurj/ Concentration X_{ND} dans le décanteurk/ Concentration X_P dans le décanteurl/ Concentration S_O dans le décanteur

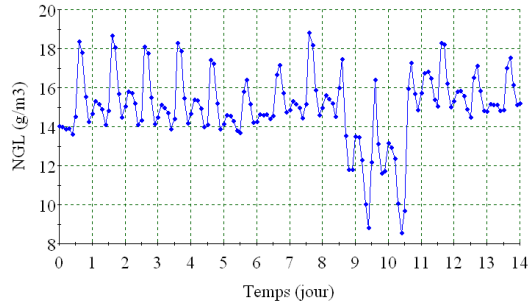
Figure B.5. Concentrations dans le décanteur (temps pluvieux)



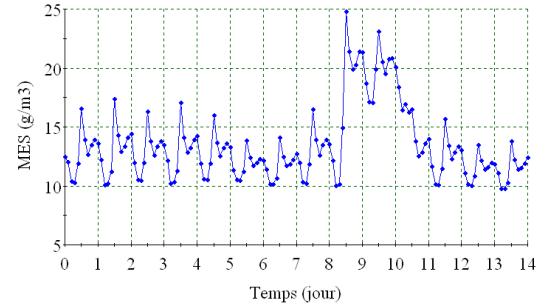
a/ Concentration DCO sur l'effluent



b/ Concentration DBO₅ sur l'effluent



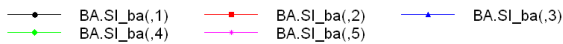
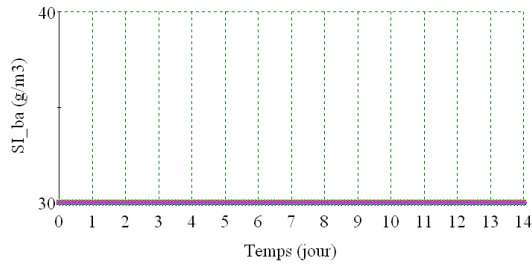
c/ Concentration NGL sur l'effluent



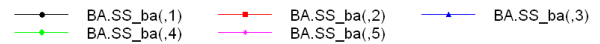
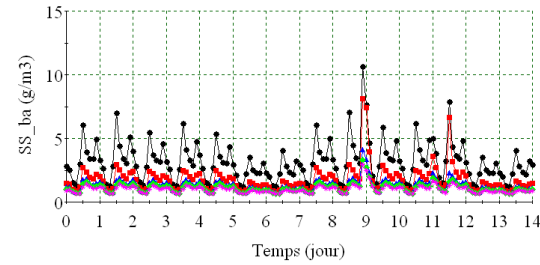
d/ Concentration MES sur l'effluent

Figure B.6. Concentrations de l'effluent (temps pluvieux)

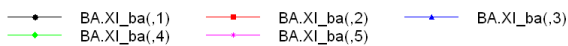
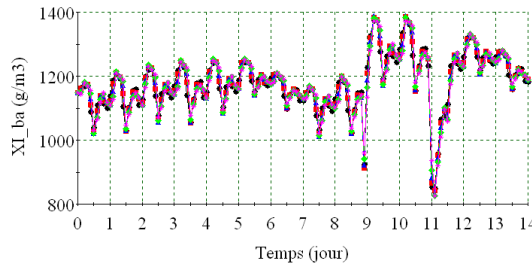
B3. Simulation des concentrations (temps orageux)



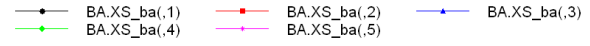
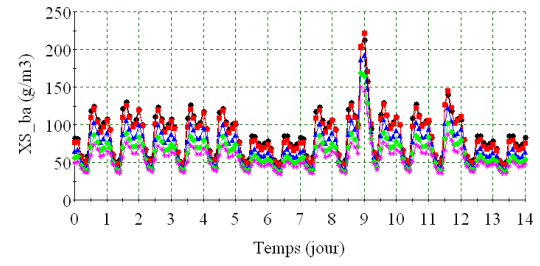
a/ Concentration S_1 dans le bassin



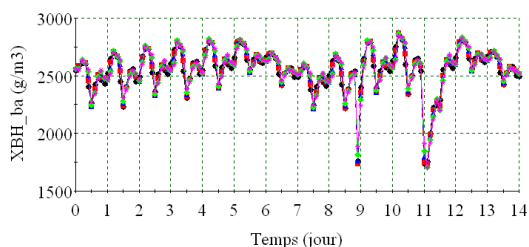
b/ Concentration S_5 dans le bassin



c/ Concentration X_1 dans le bassin

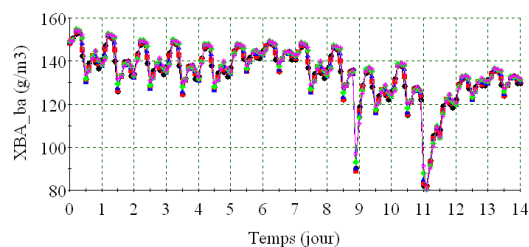


d/ Concentration X_5 dans le bassin



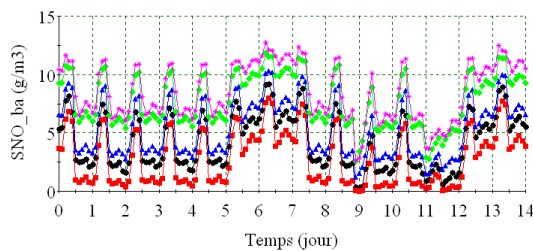
BA.XBH_ba(1) BA.XBH_ba(2)
 BA.XBH_ba(3) BA.XBH_ba(4)
 BA.XBH_ba(5)

e/ Concentration X_{BH} dans le bassin



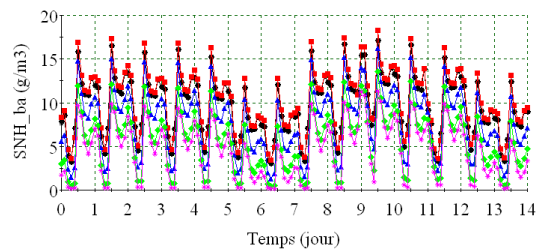
BA.XBA_ba(1) BA.XBA_ba(2)
 BA.XBA_ba(3) BA.XBA_ba(4)
 BA.XBA_ba(5)

f/ Concentration X_{BA} dans le bassin



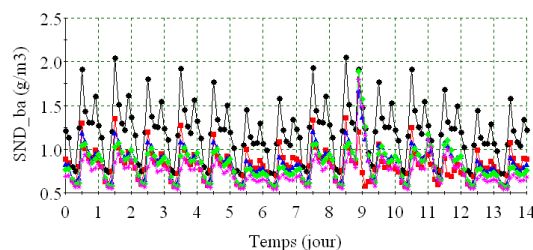
BA.SNO_ba(1) BA.SNO_ba(2)
 BA.SNO_ba(3) BA.SNO_ba(4)
 BA.SNO_ba(5)

g/ Concentration S_{NO} dans le bassin



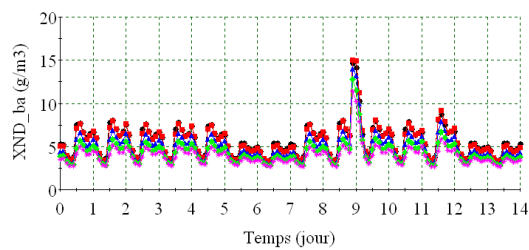
BA.SNH_ba(1) BA.SNH_ba(2)
 BA.SNH_ba(3) BA.SNH_ba(4)
 BA.SNH_ba(5)

h/ Concentration S_{NH} dans le bassin



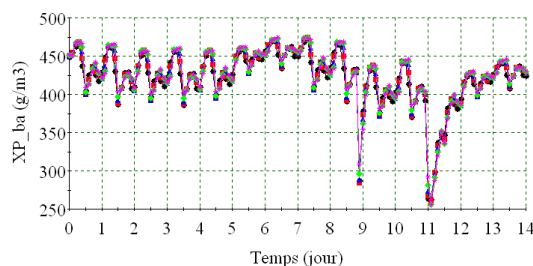
BA.SND_ba(1) BA.SND_ba(2)
 BA.SND_ba(3) BA.SND_ba(4)
 BA.SND_ba(5)

i/ Concentration S_{ND} dans le bassin



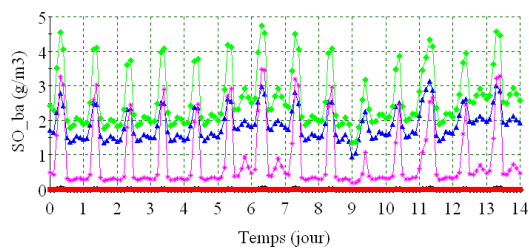
BA.XND_ba(1) BA.XND_ba(2)
 BA.XND_ba(3) BA.XND_ba(4)
 BA.XND_ba(5)

j/ Concentration X_{ND} dans le bassin



BA.XP_ba(1) BA.XP_ba(2) BA.XP_ba(3)
 BA.XP_ba(4) BA.XP_ba(5)

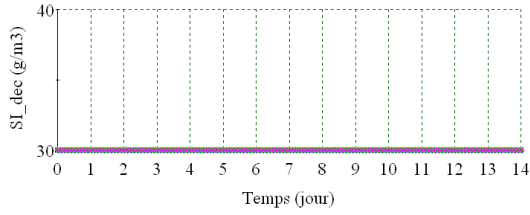
k/ Concentration X_p dans le bassin



BA.SO_ba(1) BA.SO_ba(2)
 BA.SO_ba(3) BA.SO_ba(4)
 BA.SO_ba(5)

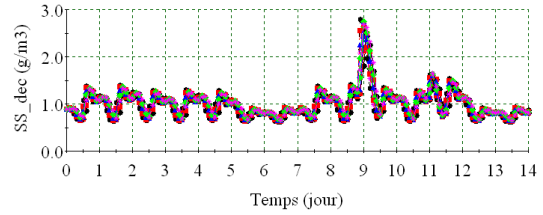
l/ Concentration S_O dans le bassin

Figure B.7. Concentrations dans le bassin (temps orageux)



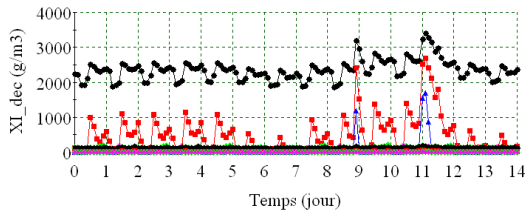
- BA.SI_dec(,1)
- BA.SI_dec(,3)
- BA.SI_dec(,5)
- BA.SI_dec(,7)
- BA.SI_dec(,9)
- BA.SI_dec(,2)
- BA.SI_dec(,4)
- BA.SI_dec(,6)
- BA.SI_dec(,8)
- BA.SI_dec(,10)

a/ Concentration S_1 dans le décanteur



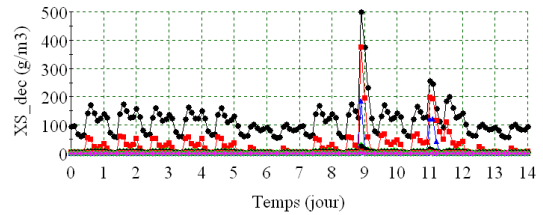
- BA.SS_dec(,1)
- BA.SS_dec(,3)
- BA.SS_dec(,5)
- BA.SS_dec(,7)
- BA.SS_dec(,9)
- BA.SS_dec(,2)
- BA.SS_dec(,4)
- BA.SS_dec(,6)
- BA.SS_dec(,8)
- BA.SS_dec(,10)

b/ Concentration S_5 dans le décanteur



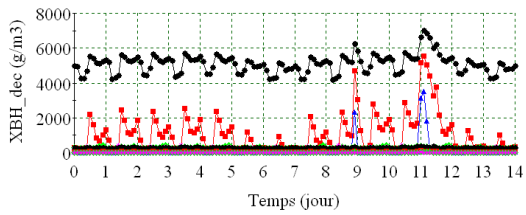
- BA.XI_dec(,1)
- BA.XI_dec(,3)
- BA.XI_dec(,5)
- BA.XI_dec(,7)
- BA.XI_dec(,9)
- BA.XI_dec(,2)
- BA.XI_dec(,4)
- BA.XI_dec(,6)
- BA.XI_dec(,8)
- BA.XI_dec(,10)

c/ Concentration X_1 dans le décanteur



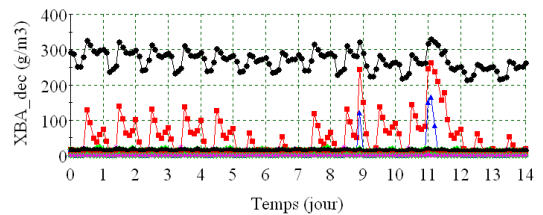
- BA.XS_dec(,1)
- BA.XS_dec(,3)
- BA.XS_dec(,5)
- BA.XS_dec(,7)
- BA.XS_dec(,9)
- BA.XS_dec(,2)
- BA.XS_dec(,4)
- BA.XS_dec(,6)
- BA.XS_dec(,8)
- BA.XS_dec(,10)

d/ Concentration X_S dans le décanteur



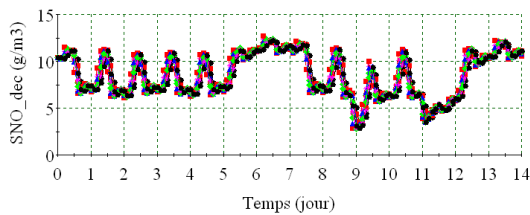
- BA.XBH_dec(,1)
- BA.XBH_dec(,3)
- BA.XBH_dec(,5)
- BA.XBH_dec(,7)
- BA.XBH_dec(,9)
- BA.XBH_dec(,2)
- BA.XBH_dec(,4)
- BA.XBH_dec(,6)
- BA.XBH_dec(,8)
- BA.XBH_dec(,10)

e/ Concentration X_{BH} dans le décanteur



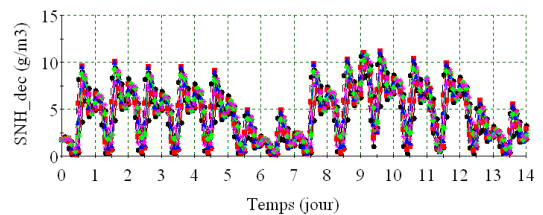
- BA.XBA_dec(,1)
- BA.XBA_dec(,3)
- BA.XBA_dec(,5)
- BA.XBA_dec(,7)
- BA.XBA_dec(,9)
- BA.XBA_dec(,2)
- BA.XBA_dec(,4)
- BA.XBA_dec(,6)
- BA.XBA_dec(,8)
- BA.XBA_dec(,10)

f/ Concentration X_{BA} dans le décanteur



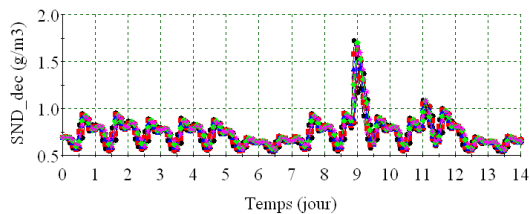
- BA.SNO_dec(,1)
- BA.SNO_dec(,3)
- BA.SNO_dec(,5)
- BA.SNO_dec(,7)
- BA.SNO_dec(,9)
- BA.SNO_dec(,2)
- BA.SNO_dec(,4)
- BA.SNO_dec(,6)
- BA.SNO_dec(,8)
- BA.SNO_dec(,10)

g/ Concentration S_{NO} dans le décanteur



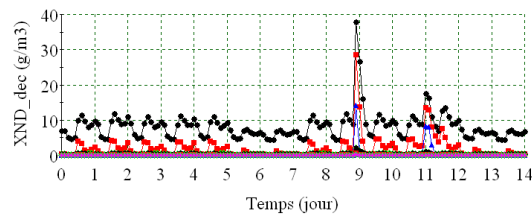
- BA.SNH_dec(,1)
- BA.SNH_dec(,3)
- BA.SNH_dec(,5)
- BA.SNH_dec(,7)
- BA.SNH_dec(,9)
- BA.SNH_dec(,2)
- BA.SNH_dec(,4)
- BA.SNH_dec(,6)
- BA.SNH_dec(,8)
- BA.SNH_dec(,10)

h/ Concentration S_{NH} dans le décanteur



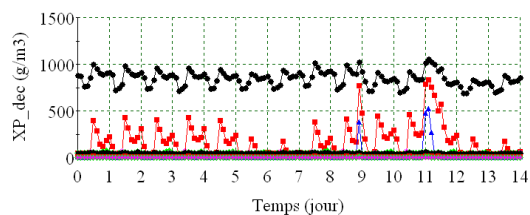
—●— BA.SND_dec(,1) —■— BA.SND_dec(,2)
 —▲— BA.SND_dec(,3) —◆— BA.SND_dec(,4)
 —▼— BA.SND_dec(,5) —◐— BA.SND_dec(,6)
 —◆— BA.SND_dec(,7) —◑— BA.SND_dec(,8)
 —◇— BA.SND_dec(,9) —◒— BA.SND_dec(,10)

i/ Concentration S_{ND} dans le décanteur



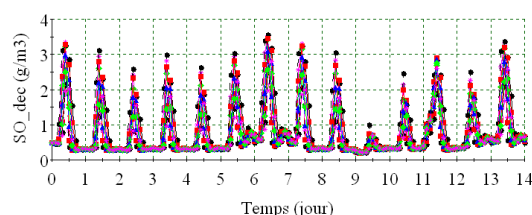
—●— BA.XND_dec(,1) —■— BA.XND_dec(,2)
 —▲— BA.XND_dec(,3) —◆— BA.XND_dec(,4)
 —▼— BA.XND_dec(,5) —◐— BA.XND_dec(,6)
 —◆— BA.XND_dec(,7) —◑— BA.XND_dec(,8)
 —◇— BA.XND_dec(,9) —◒— BA.XND_dec(,10)

j/ Concentration X_{ND} dans le décanteur



—●— BA.XP_dec(,1) —■— BA.XP_dec(,2)
 —▲— BA.XP_dec(,3) —◆— BA.XP_dec(,4)
 —▼— BA.XP_dec(,5) —◐— BA.XP_dec(,6)
 —◆— BA.XP_dec(,7) —◑— BA.XP_dec(,8)
 —◇— BA.XP_dec(,9) —◒— BA.XP_dec(,10)

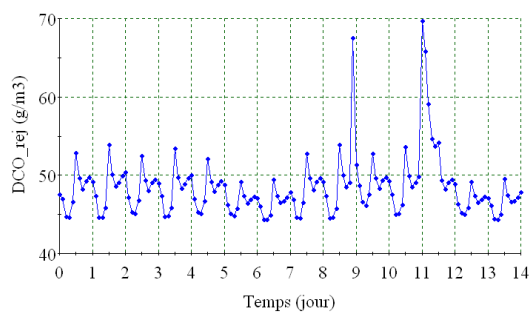
k/ Concentration X_p dans le décanteur



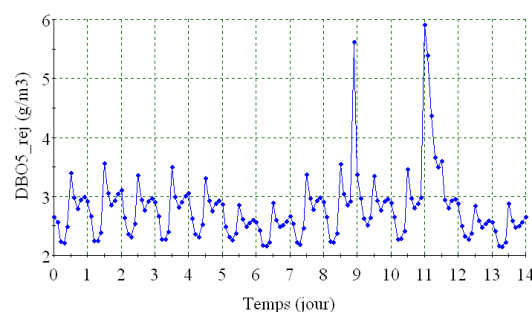
—●— BA.SO_dec(,1) —■— BA.SO_dec(,2)
 —▲— BA.SO_dec(,3) —◆— BA.SO_dec(,4)
 —▼— BA.SO_dec(,5) —◐— BA.SO_dec(,6)
 —◆— BA.SO_dec(,7) —◑— BA.SO_dec(,8)
 —◇— BA.SO_dec(,9) —◒— BA.SO_dec(,10)

l/ Concentration S_o dans le décanteur

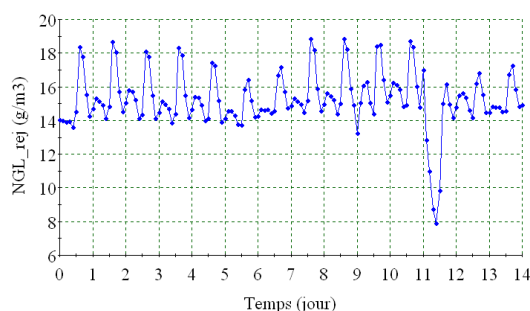
Figure B.8. Concentrations dans le décanteur (temps orageux)



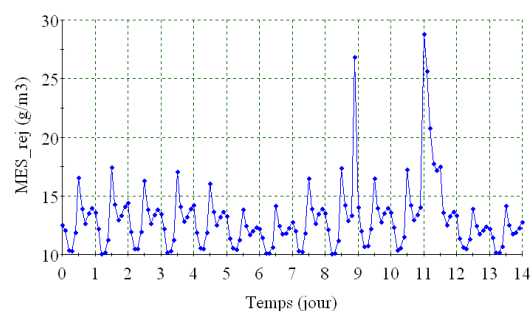
a/ Concentration DCO sur l'effluent



b/ Concentration DBO₅ sur l'effluent



c/ Concentration NGL sur l'effluent



d/ Concentration MES sur l'effluent

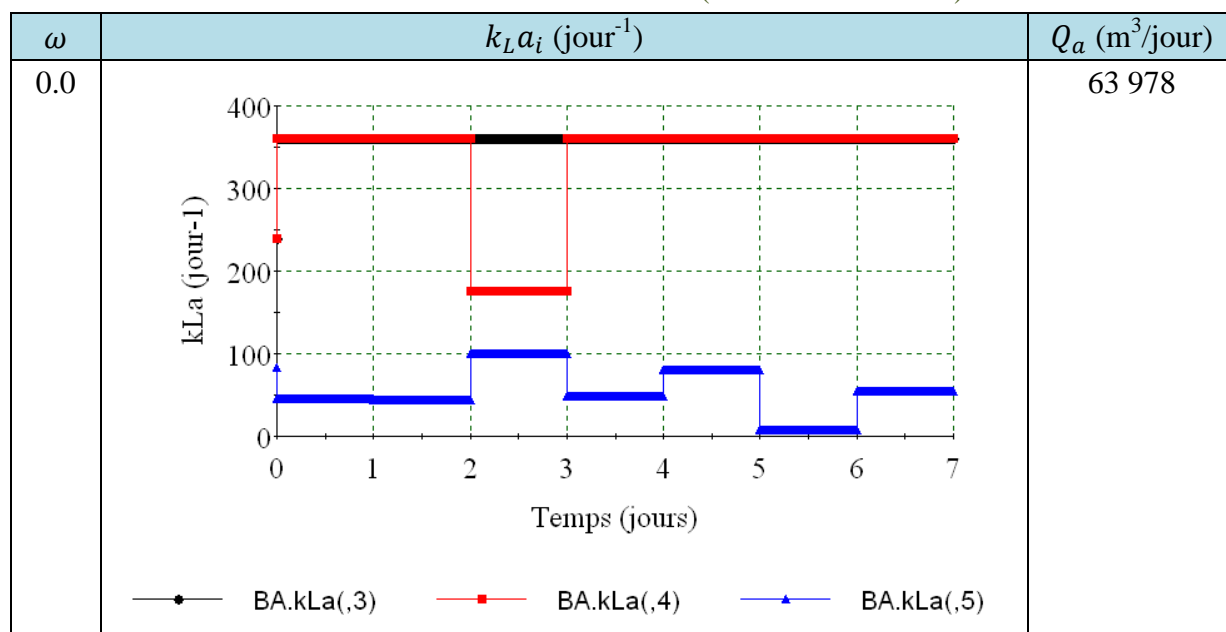
Figure B.9. Concentrations de l'effluent (temps orageux)

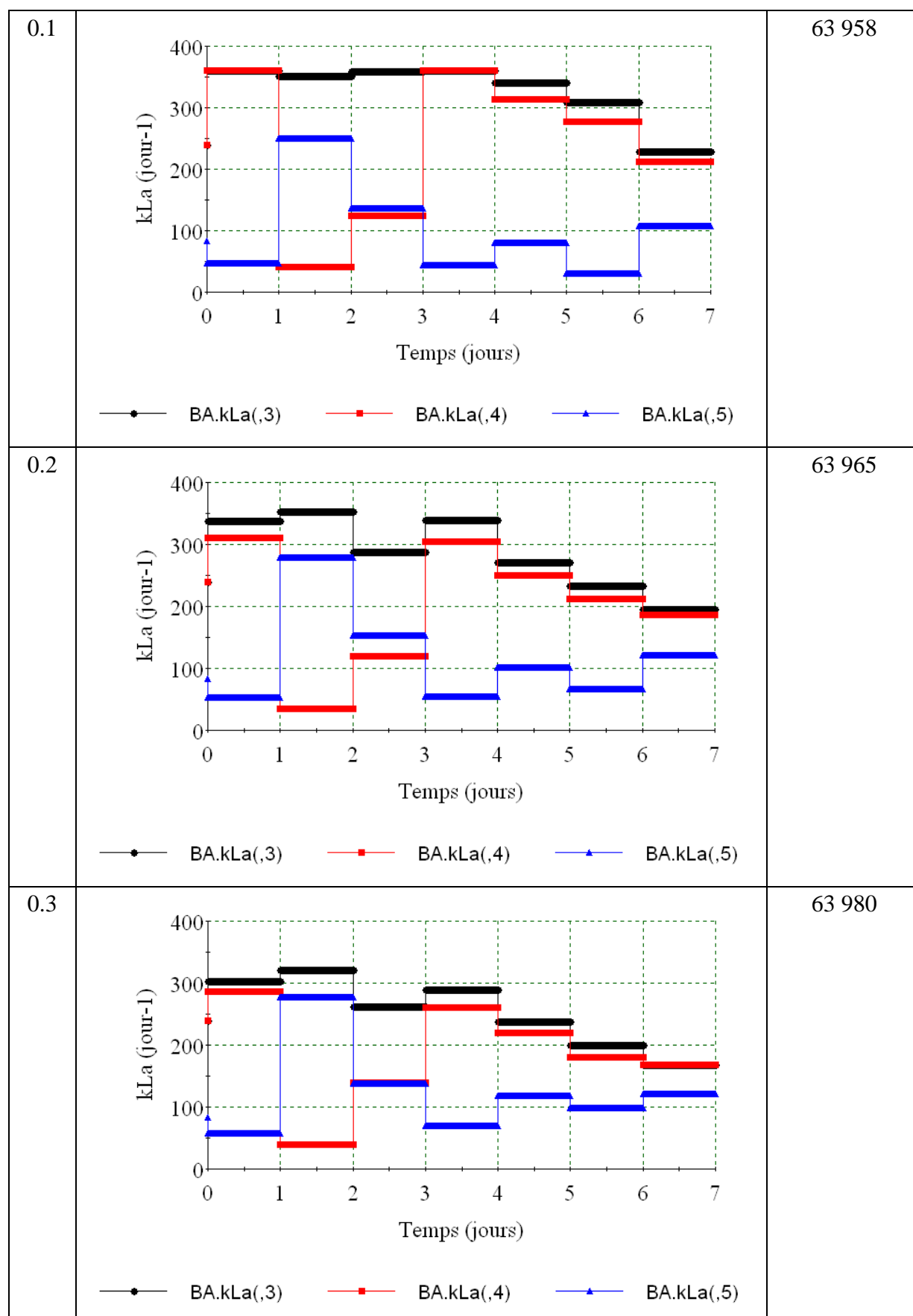
B4. Résultats de méthode multicritère

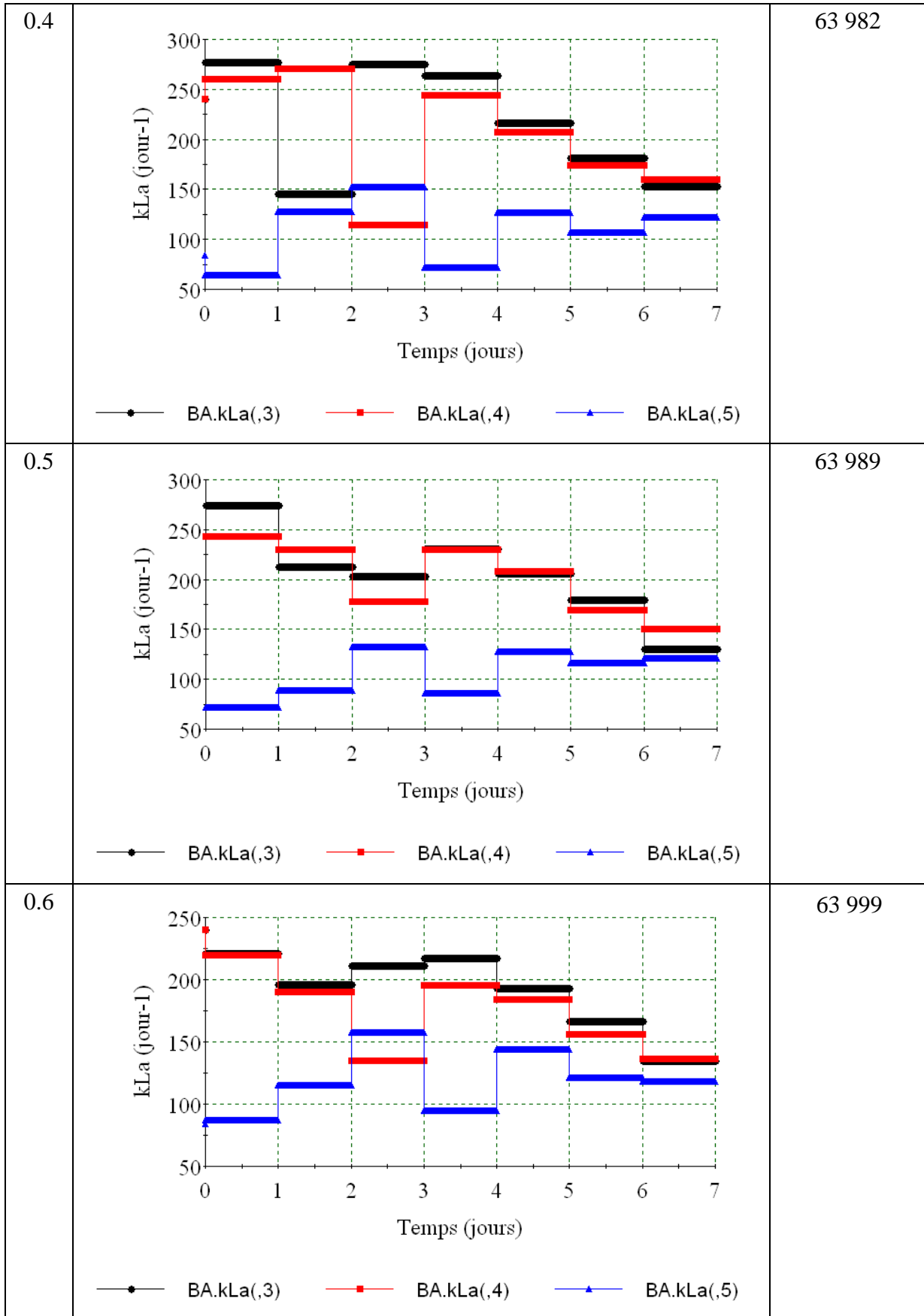
Tableau B.1. Variables de fonctionnement (cas d'un intervalle)

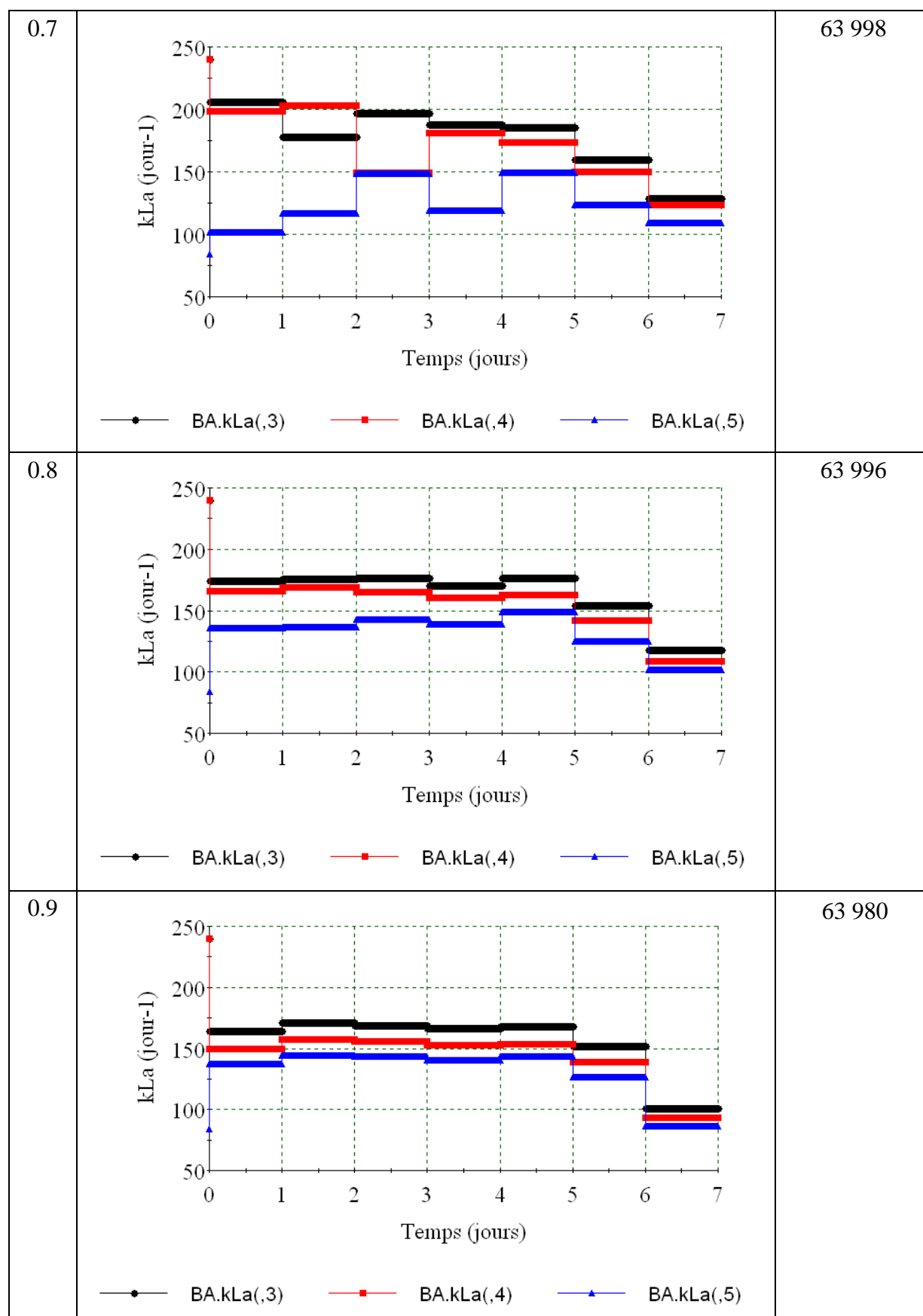
ω	$k_L a_3$ (jour ⁻¹)	$k_L a_4$ (jour ⁻¹)	$k_L a_5$ (jour ⁻¹)	Q_a (m ³ /jour)
0.0	360.0	360.0	19.3	64 295.2
0.1	360.0	360.0	19.3	64 346.0
0.2	358.5	339.4	20.9	64 146.7
0.3	327.9	323.1	23.3	64 097.1
0.4	299.8	299.3	25.9	64 100.9
0.5	292.5	268.0	28.8	64 241.8
0.6	275.8	261.7	27.8	64 196.1
0.7	47.4	360.0	180.4	90 319.4
0.8	282.6	249.2	25.1	64 194.0
0.9	283.1	248.5	21.9	64 153.3
1.0	277.6	259.6	17.1	64 610.2

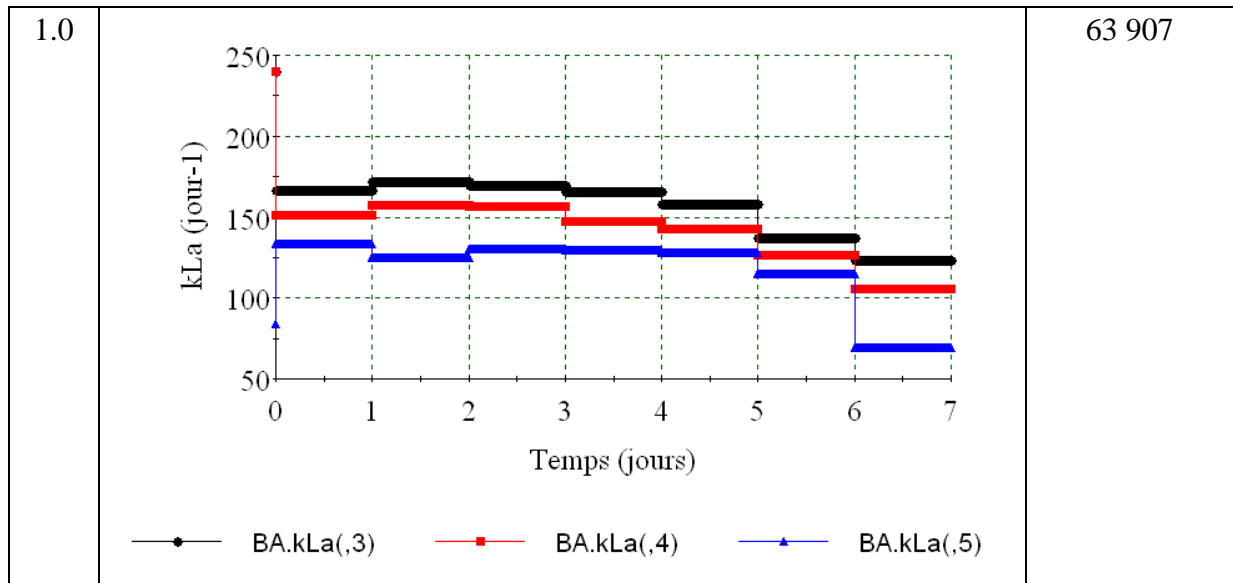
Tableau B.2. Profils d'aération (cas de 7 intervalles)







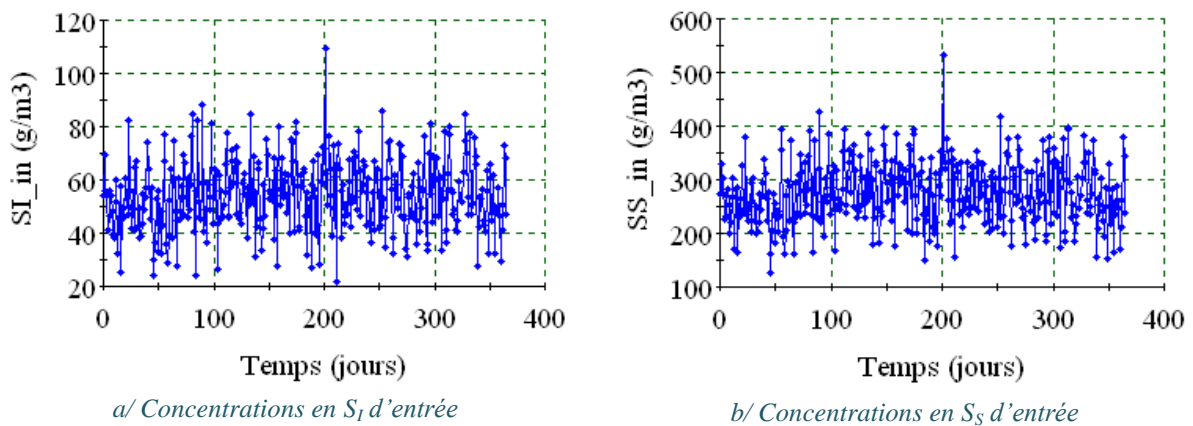
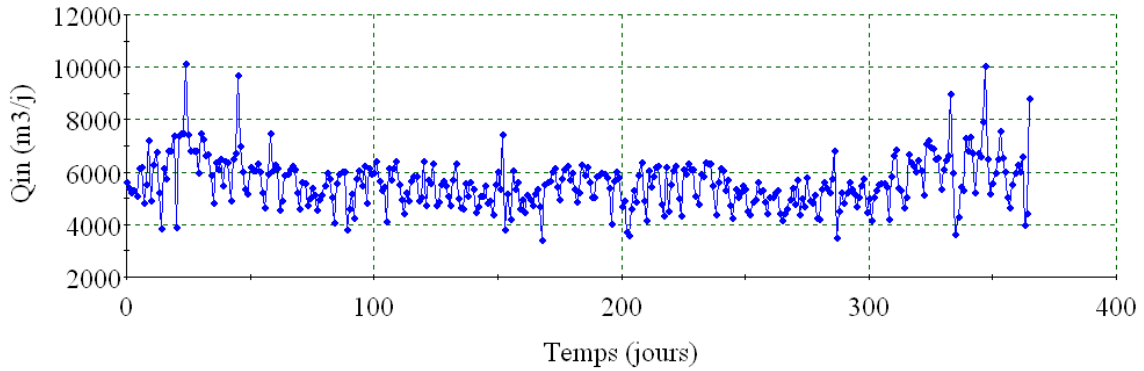
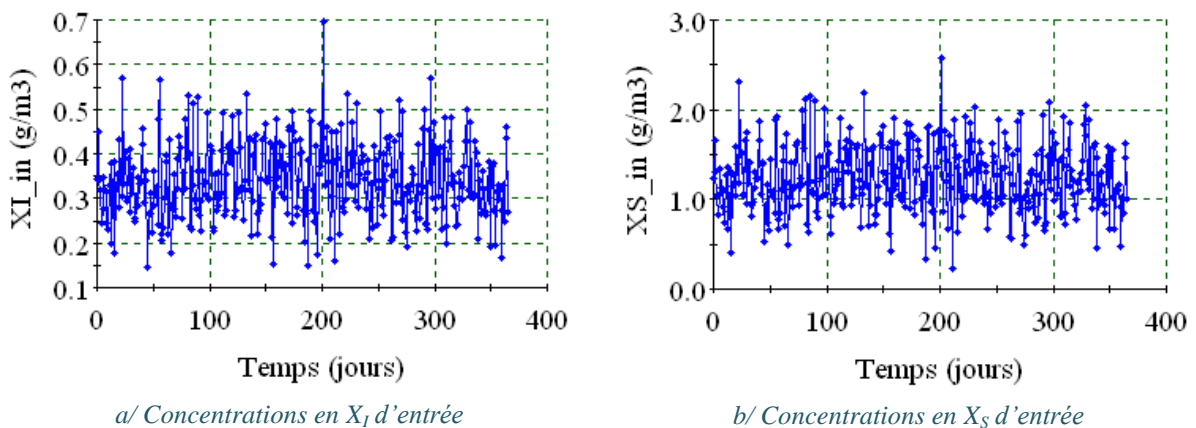


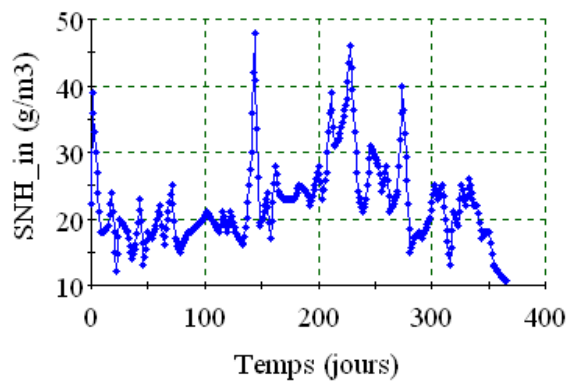
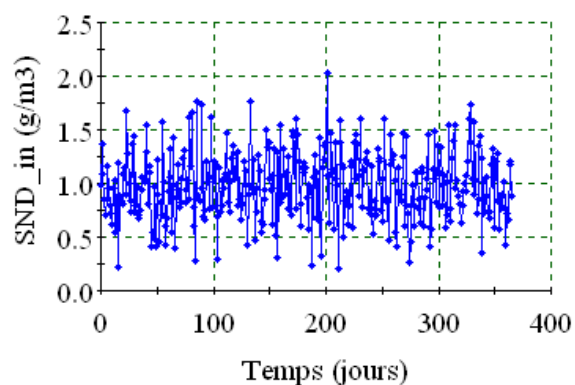
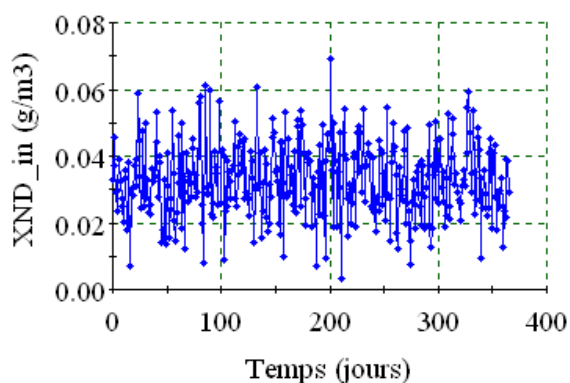
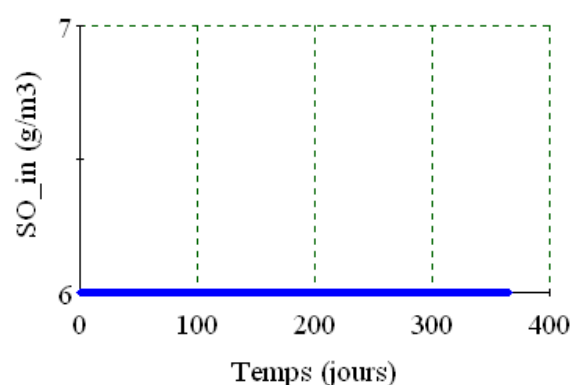
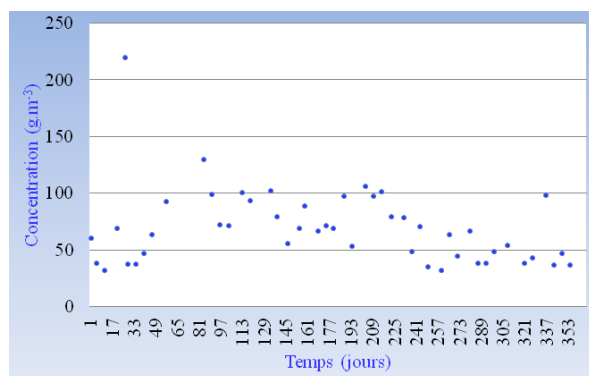
Tableau B.3. Coefficients k_{La_i} dans les bassins (cas de 7 intervalles)

Temps (jour)	1	2	3	4	5	6	7
$\omega = 0$							
k_{La_3}	360	360	360	360	360	360	360
k_{La_4}	360	360	175.6	360	360	360	360
k_{La_5}	45.6	44.2	100	48.7	80.6	7.1	55.1
$\omega = 0.1$							
k_{La_3}	360	351.9	359.2	360	340.3	308.6	228.3
k_{La_4}	360	41.2	123.6	360	313.9	227.7	211.9
k_{La_5}	46.8	249.9	135.6	43.8	80.2	29.6	107.5
$\omega = 0.2$							
k_{La_3}	338.4	353.4	288.0	339.0	271.1	233.1	195.4
k_{La_4}	310.1	34.3	119.1	305.0	249.6	211.4	186.8
k_{La_5}	53.7	278.2	152.4	54.6	101.9	66.8	120.7
$\omega = 0.3$							
k_{La_3}	302.9	320.9	262.7	288.6	237.2	199.6	168.8
k_{La_4}	286.1	39.9	139.2	259.9	219.8	180.5	167.5
k_{La_5}	58.3	277.4	137.4	69.0	118.5	98.9	120.8
$\omega = 0.4$							
k_{La_3}	277.3	145.8	275.6	263.9	216.6	181.5	153.1
k_{La_4}	259.8	270.9	114.7	243.7	206.9	174.1	159.6
k_{La_5}	64.3	127.3	152.2	71.4	126.7	107.0	122.0
$\omega = 0.5$							
k_{La_3}	274.4	212.4	203.3	231.2	206.4	179.7	130.5
k_{La_4}	243.3	230.2	177.7	230.3	207.9	168.9	50.6
k_{La_5}	71.4	89.1	131.9	85.5	127.6	115.9	121.1

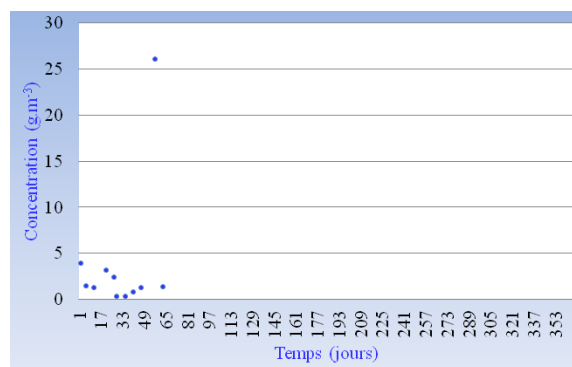
$\omega = 0.6$							
k_{La3}	221.3	195.9	211.1	217.7	192.8	166.9	134.5
k_{La4}	220.0	189.9	134.5	195.3	184.3	156.3	136.5
k_{La5}	87.3	115.2	157.5	94.9	143.9	121.2	118.2
$\omega = 0.7$							
k_{La3}	206.4	177.7	196.7	188.1	185.3	159.8	129.1
k_{La4}	198.3	202.8	149.1	181.2	173.8	149.6	123.3
k_{La5}	101.5	116.5	148.2	118.6	149.0	123.6	109.2
$\omega = 0.82$							
k_{La3}	174.1	176.1	176.6	170.6	176.8	154.0	118.1
k_{La4}	166.1	169.1	164.8	160.2	162.8	141.7	108.7
k_{La5}	135.7	136.1	142.9	138.7	148.9	124.5	102.0
$\omega = 0.9$							
k_{La3}	163.3	169.2	167.8	163.8	165.3	149.5	103.0
k_{La4}	147.3	154.7	154.1	149.0	151.4	137.0	93.0
k_{La5}	135.6	139.4	140.8	136.2	141.2	125.4	82.5
$\omega = 0.96$							
k_{La3}	166.5	172.0	169.8	165.4	157.9	137.3	123.7
k_{La4}	151.0	157.2	156.4	147.5	142.5	126.1	105.8
k_{La5}	133.0	124.5	130.1	129.2	127.7	115.1	68.9

Annexe C Données expérimentales et résultats de la station Verulam

Figure C.2. Concentrations en S_1 et S_5 d'entréeFigure C.3. Concentrations en X_1 et X_5 d'entrée

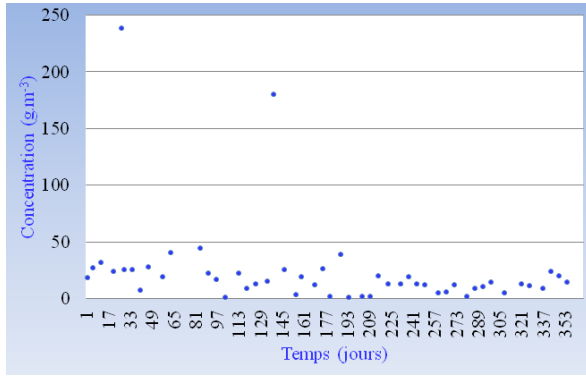
a/ Concentrations en S_{NH} d'entréeb/ Concentrations en S_{ND} d'entréeFigure C.4. Concentrations en S_{NH} et S_{ND} d'entréea/ Concentrations en X_{ND} d'entréeb/ Concentrations en S_O d'entréeFigure C.5. Concentrations en X_{ND} et S_O d'entrée¹

a/ Concentration en DCO

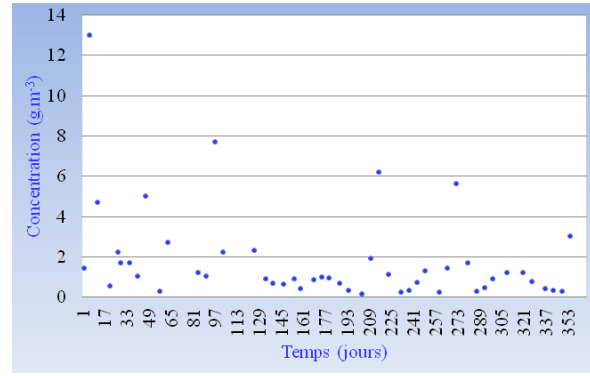


b/ Concentration en NGL

¹ Les données restantes sont égales 0 ; $S_{ALK_in} = 7$.

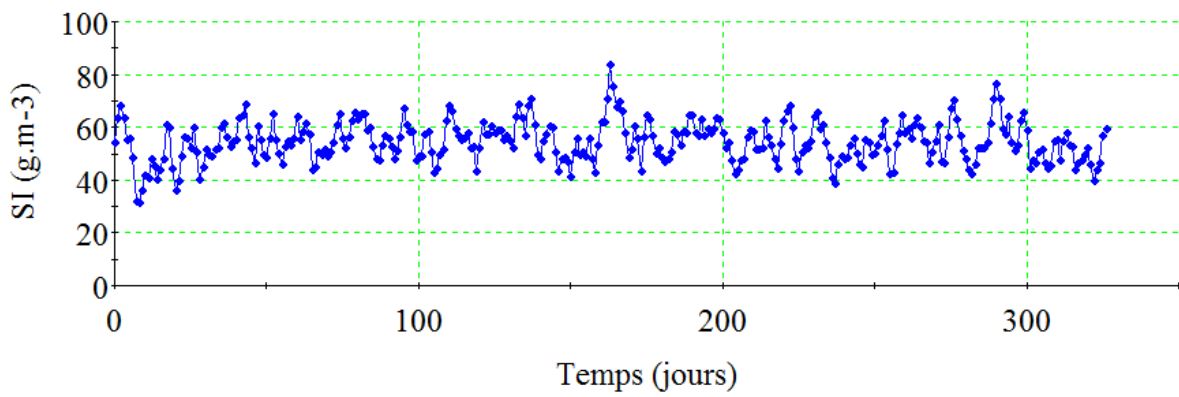


c/ Concentration en MES

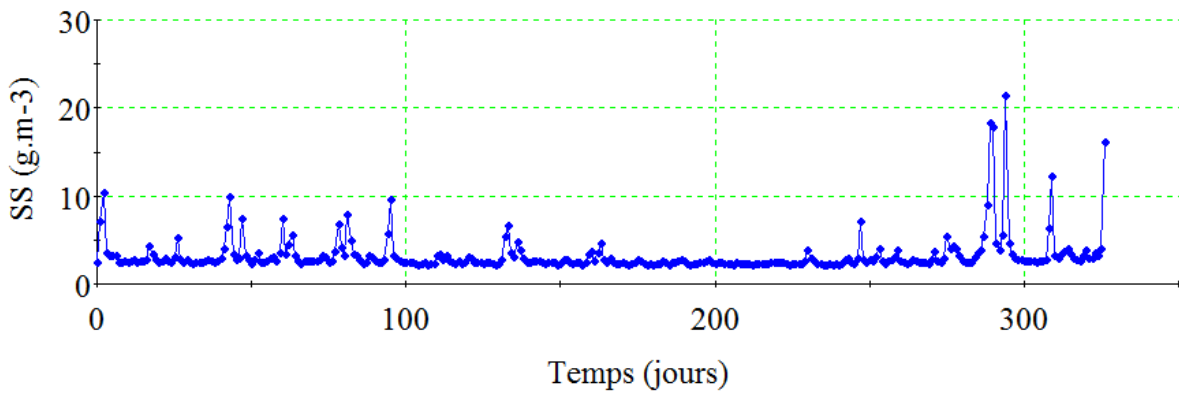


d/ Concentration en S_{NO}

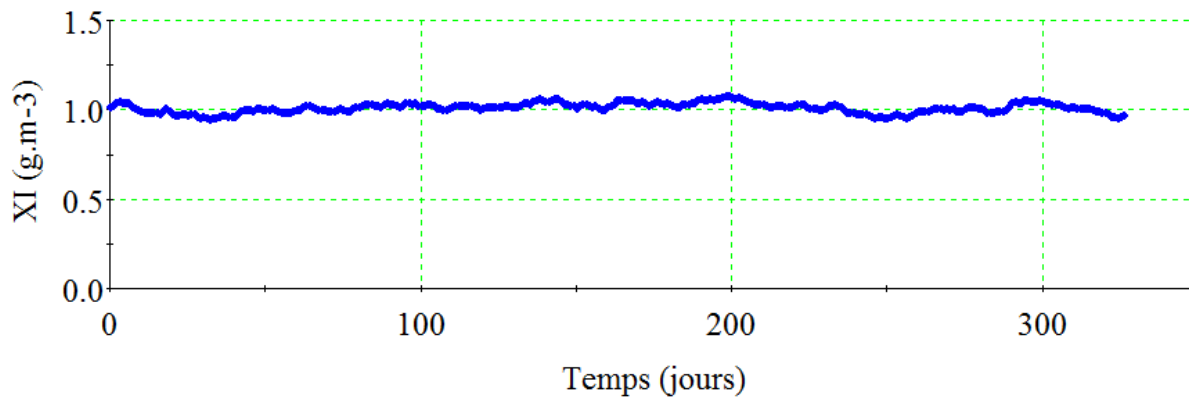
Figure C.6. Données expérimentales sur l'effluent



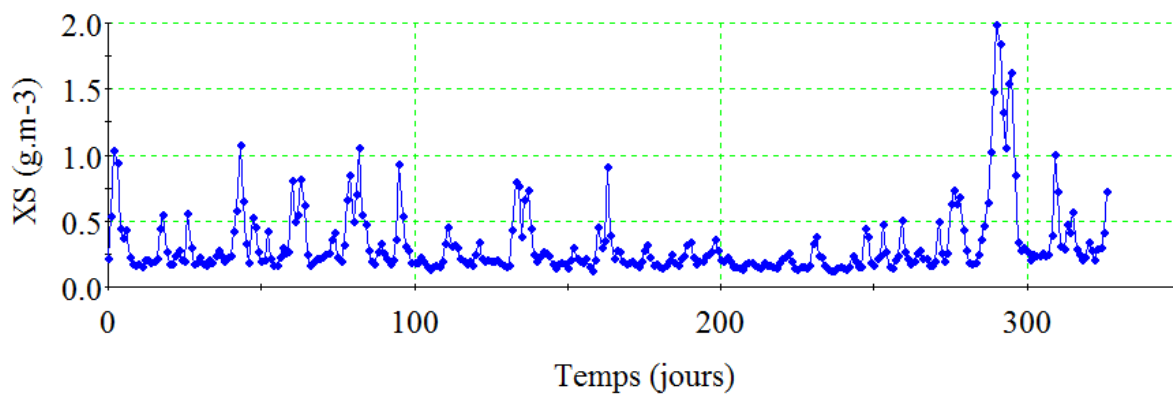
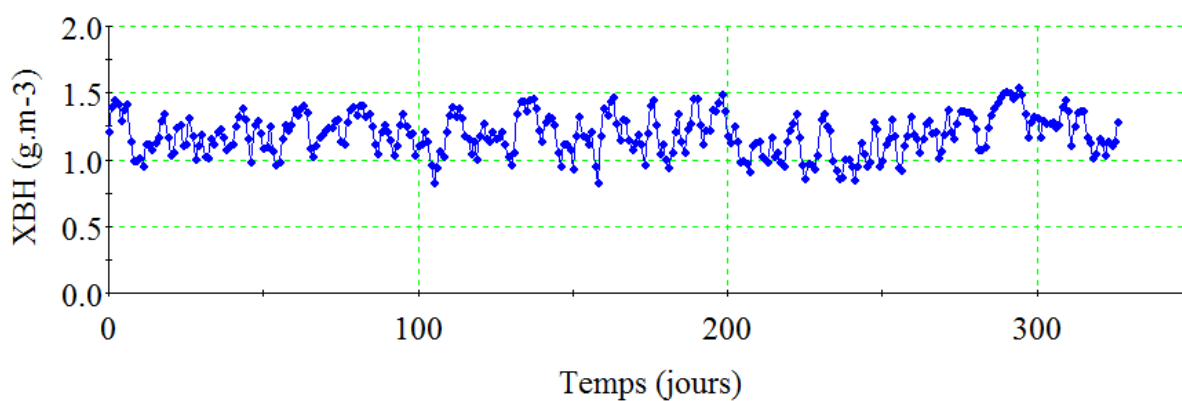
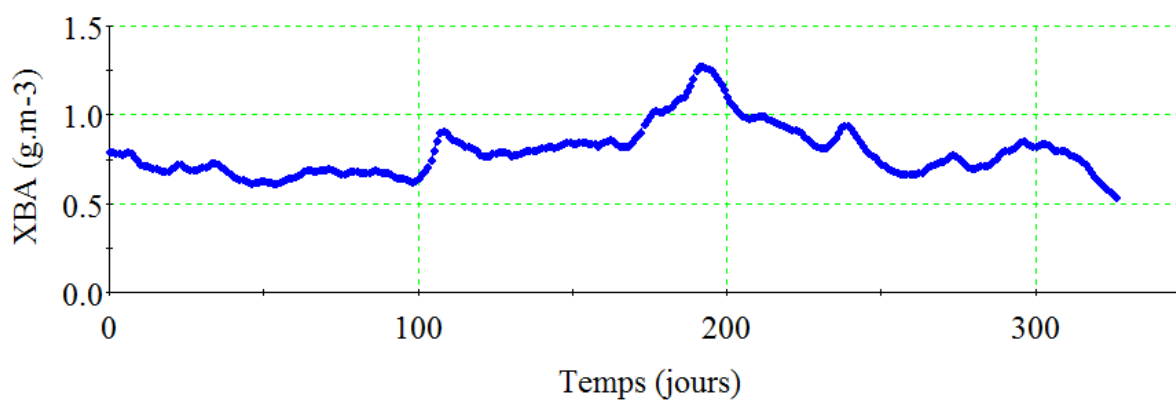
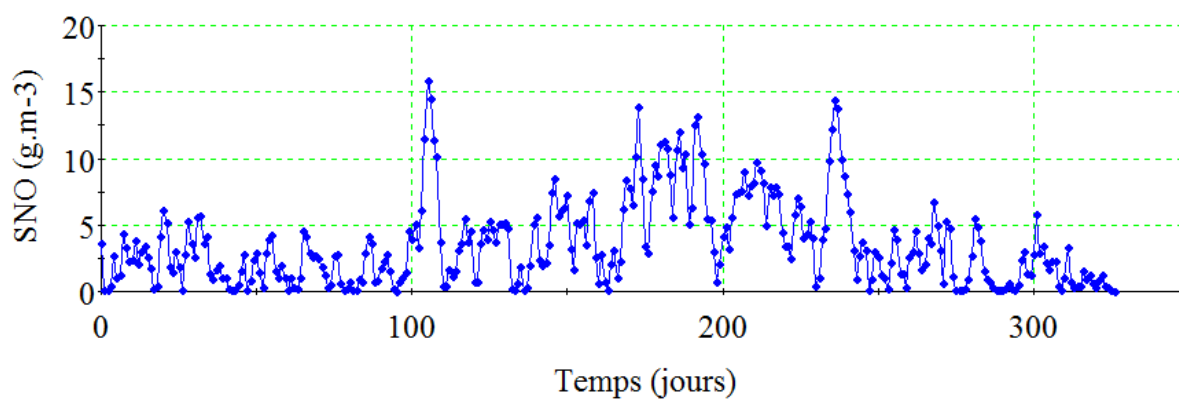
a/ Concentration en S_I sur l'effluent

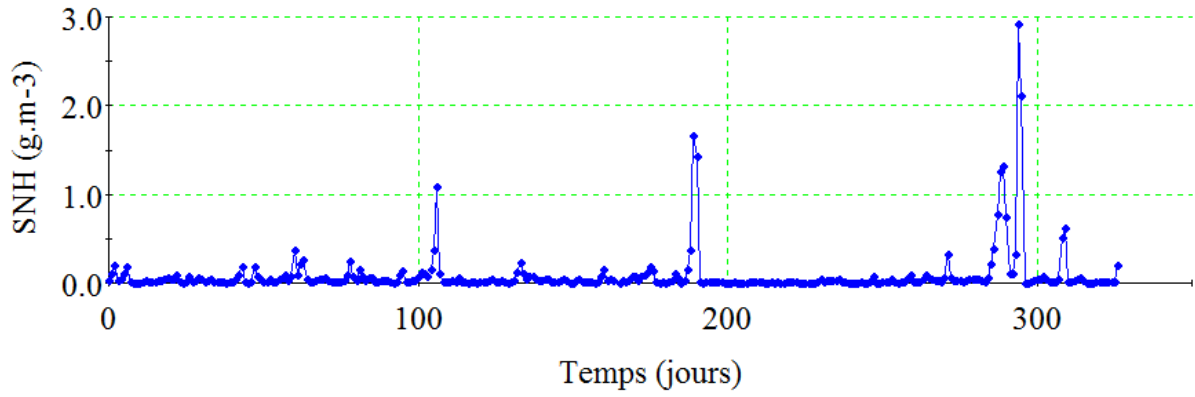


b/ Concentration en S_S sur l'effluent

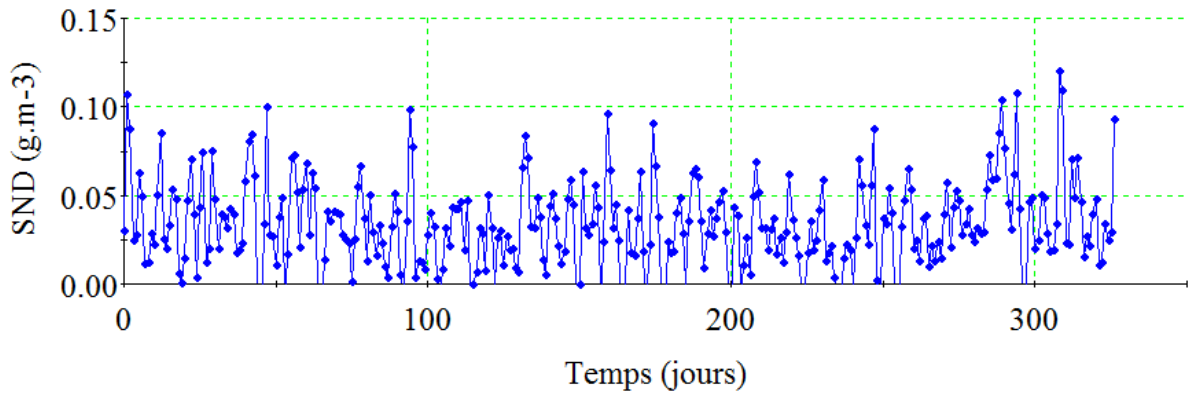


c/ Concentration en X_I sur l'effluent

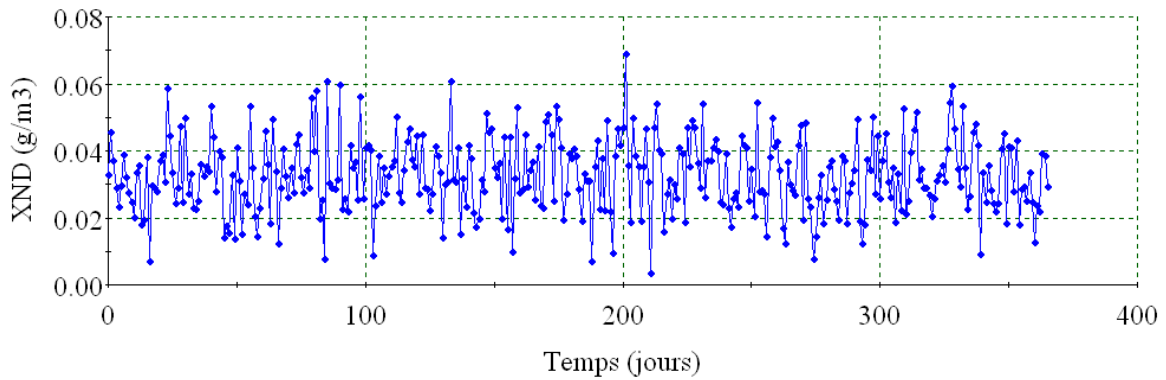
*d/ Concentration en X_S sur l'effluent**e/ Concentration en X_{BH} sur l'effluent**f/ Concentration en X_{BA} sur l'effluent**g/ Concentration en S_{NO} sur l'effluent*



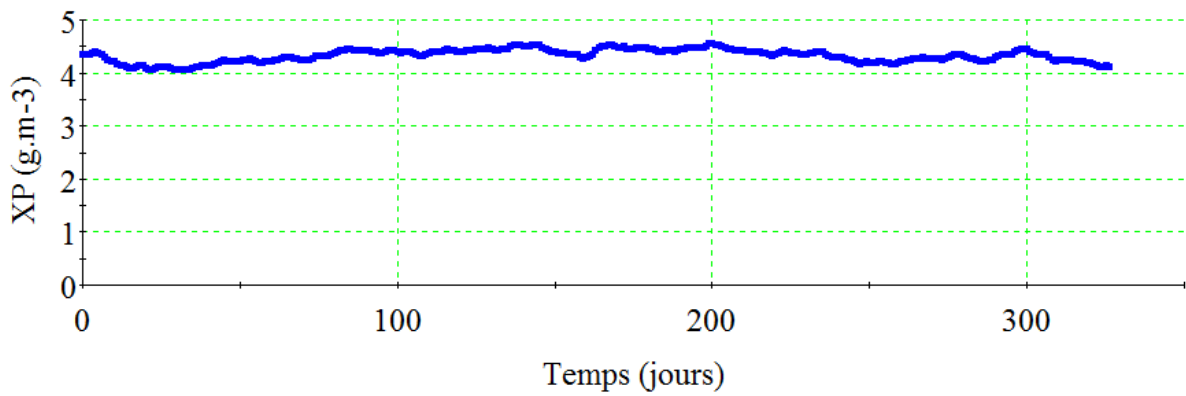
h/ Concentration en S_{NH} sur l'effluent



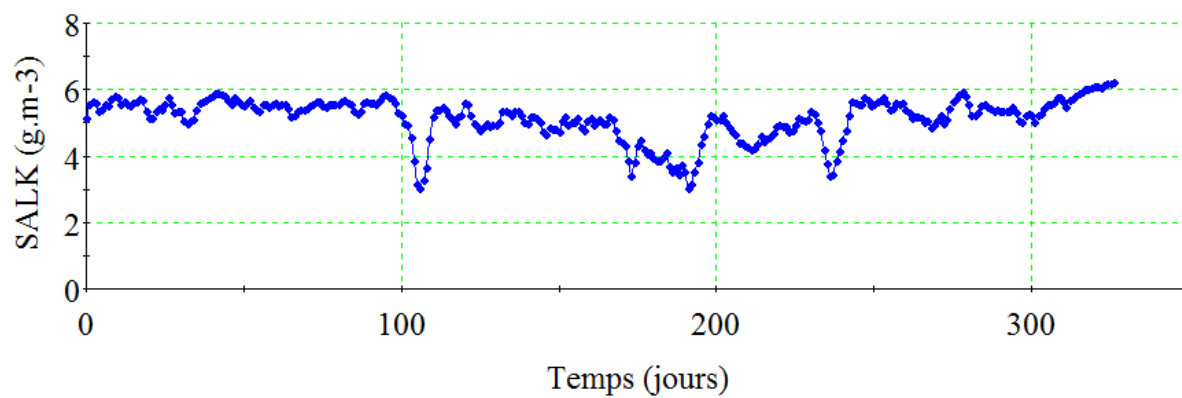
i/ Concentration en S_{ND} sur l'effluent



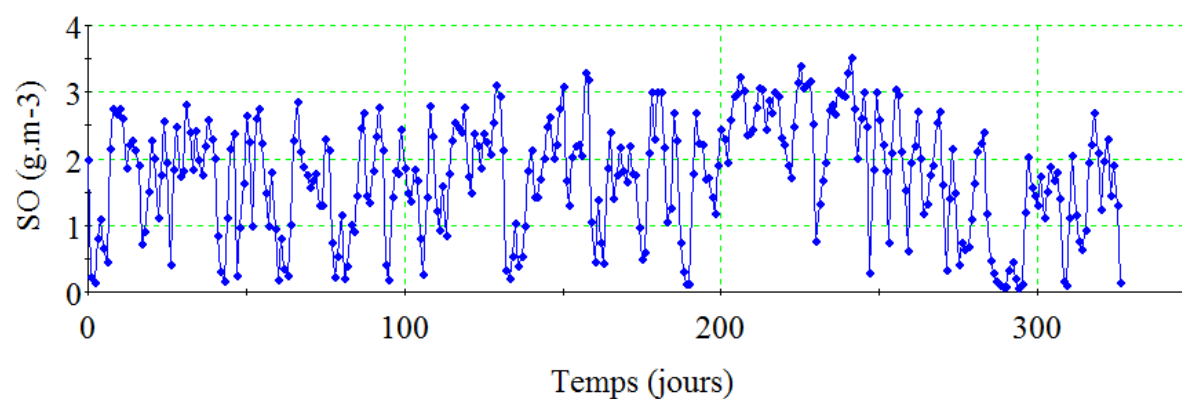
j/ Concentration en X_{ND} sur l'effluent



k/ Concentration en X_P sur l'effluent



l/ Concentration en S_{ALK} sur l'effluent



m/ Concentration en S_o sur l'effluent

Figure C.7. Résultats des concentrations de l'effluent après l'identification

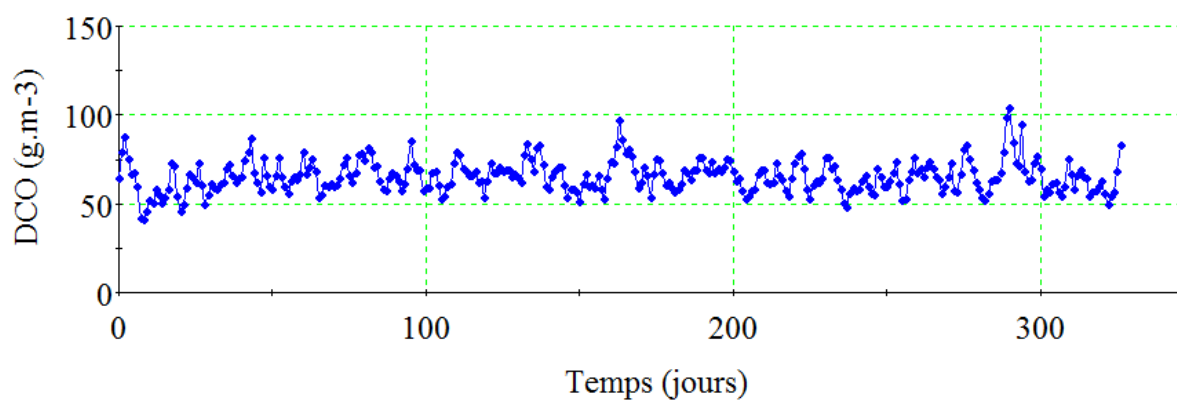
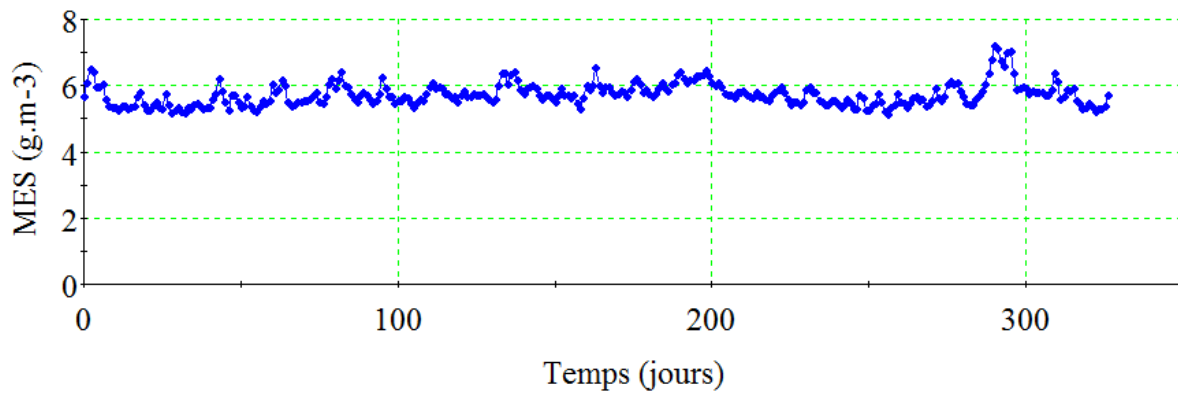
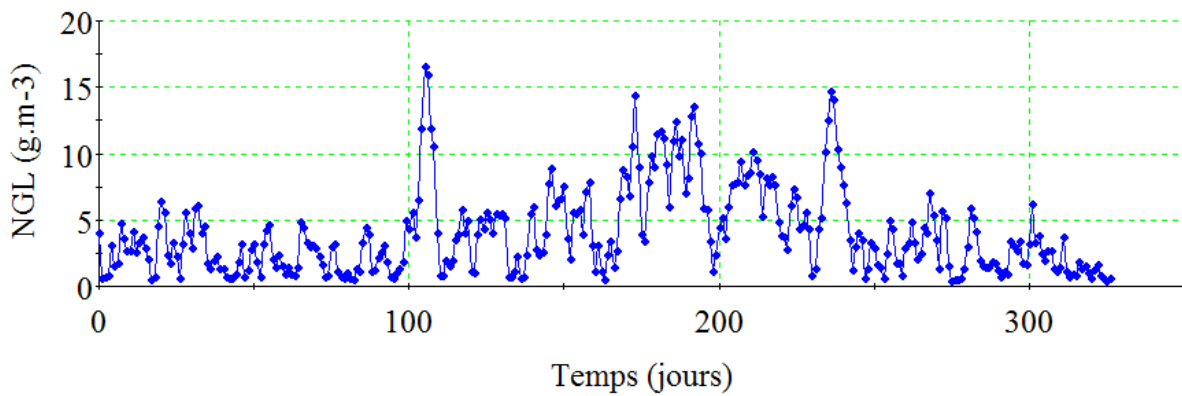
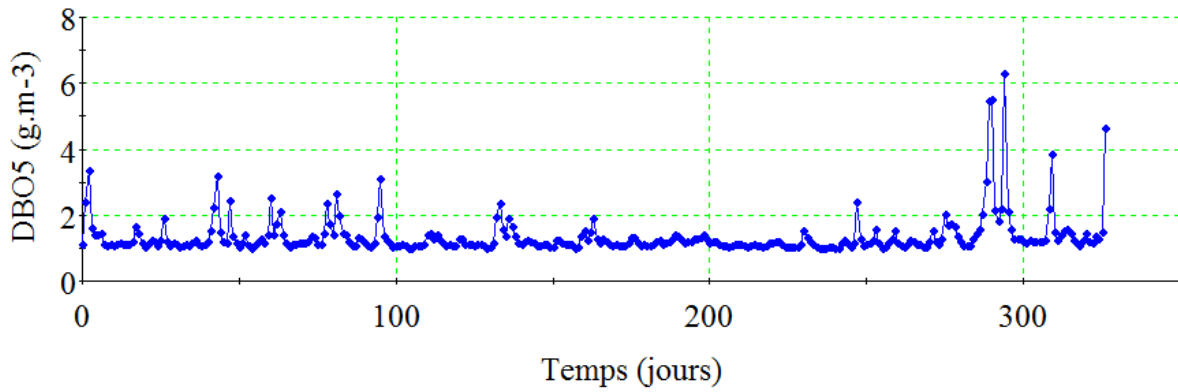
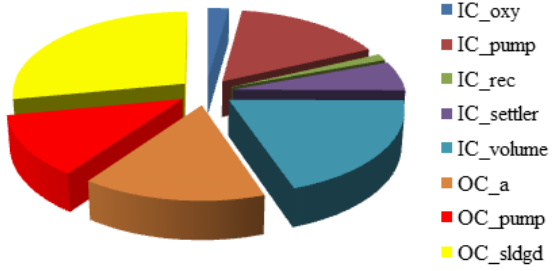
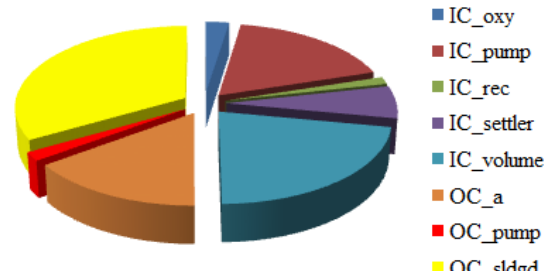


Figure C.8. Concentration en DCO sur l'effluent après l'identification



Annexe D Comparaison du coût total entre ASM3 et BSM1

Modèle ASM3			Modèle BSM1		
1. Variable d'état:			1. Variable d'état:		
Sym bol	Composés	Valeurs	Sym bol	Composés	Valeurs
S_I	Soluble inert organic matters	30	S_I	Soluble inert organic matters	30
S_S	Readily biodegradable substrates	69.5	S_S	Readily biodegradable substrates	69.5
X_I	Inert particulate organics	51.2	X_I	Inert particulate organics	51.2
X_S	Slowly biodegradable substrates	202.3	X_S	Slowly biodegradable substrates	202.3
X_H	Heterotrophic biomass	28.17	X_H	Heterotrophic biomass	28.17
X_A	Autotrophic biomass	0	X_A	Autotrophic biomass	0
X_{STO}	Internal storage product	0	X_P	Particulate products arising (biomass decay)	0
X_{SS}	Suspended solids	215.493	X_{ND}	Particulate biodegradable organic nitrogen	10.59
S_O	Dissolved oxygen	0	S_O	Dissolved oxygen	0
S_{NOX}	Nitrate and nitrite nitrogen	0	S_{NOX}	Nitrate and nitrite nitrogen	0
S_{N2}	Dinitrogen	0	S_{ND}	Soluble biodegradable organic nitrogen	6.95
S_{NH}	$NH_4^+ + NH_3$ nitrogen	36.425	S_{NH}	$NH_4^+ + NH_3$ nitrogen	31.56
S_{ALK}	Alkalinity	7	S_{ALK}	Alkalinity	7
2. Coût d'investissement du réacteur:			2. Coût d'investissement du réacteur:		
$CI_{réacteur} = \sum_{i=1}^5 b_t \cdot V_i^{\delta_t}$			$CI_{réacteur} = \sum_{i=1}^5 b_t \cdot V_i^{\delta_t}$		
3. Coût d'investissement des aérateurs:			3. Coût d'investissement des aérateurs:		
$CI_{aérateur} = \sum_{i=1}^5 b_a \cdot (B \cdot k_L a_i \cdot V_i)^{\delta_a}$			$CI_{aérateur} = \sum_{i=1}^5 b_a \cdot (B \cdot k_L a_i \cdot V_i)^{\delta_a}$		
4. Coût d'investissement du décanteur:			4. Coût d'investissement du décanteur:		
$CI_{décanteur} = b_{set,1} \cdot A^{\delta_{set,1}} + b_{set,2} \cdot A^{\delta_{set,2}}$			$CI_{décanteur} = b_{set,1} \cdot A^{\delta_{set,1}} + b_{set,2} \cdot A^{\delta_{set,2}}$		
5. Coût d'investissement de la pompe du débit d'entrée :			5. Coût d'investissement de la pompe du débit d'entrée :		
$CI_{pompe} = b_{ips,1} \cdot Q_0^{\delta_{isp,1}} + b_{ips,2} \cdot Q_0^{\delta_{isp,2}} + b_{ips,3} \cdot Q_0^{\delta_{isp,3}}$			$CI_{pompe} = b_{ips,1} \cdot Q_0^{\delta_{isp,1}} + b_{ips,2} \cdot Q_0^{\delta_{isp,2}} + b_{ips,3} \cdot Q_0^{\delta_{isp,3}}$		

<p>6. Coût d'investissement de la pompe du recyclage :</p> $CI_{recyclage} = b_{sr} \cdot (Q_a + Q_r)^{\delta_{sr}}$	<p>6. Coût d'investissement de la pompe du recyclage :</p> $CI_{recyclage} = b_{sr} \cdot (Q_a + Q_r)^{\delta_{sr}}$
<p>7. Coût de fonctionnement de l'aérateur :</p> $CO_{aérateur} = \alpha_E \cdot EA$ $EA = 24 \sum_{i=1}^5 \left[\left(2267 \times 10^{-7} \right) \left(\frac{V_i \cdot k_L a_i}{24} \right)^2 + \left(5.612 \times 10^{-3} \right) \left(\frac{V_i \cdot k_L a_i}{24} \right) \right]$	<p>7. Coût de fonctionnement de l'aérateur :</p> $CO_{aérateur} = \alpha_E \cdot EA$ $EA = \frac{S_O^{sat}}{T \times 1.8 \times 1000} \int_{t_1}^{t_2} \left(\sum_{i=1}^5 V_i \cdot k_L a_i(t) \right) dt$
<p>8. Coût de fonctionnement des pompes :</p> $CO_{pompe} = \alpha_E \cdot PE$ $PE = 0.04 \cdot (Q_a + Q_r + Q_w)$	<p>8. Coût de fonctionnement des pompes :</p> $CO_{pompe} = \alpha_E \cdot PE$ $PE = \frac{1}{T} \int_{t_1}^{t_2} \left(0.004 \cdot Q_a(t) + 0.008 \cdot Q_r(t) + 0.05 \cdot Q_w(t) \right) dt$
<p>9. Coût de fonctionnement des boues :</p> $OC_{boue} = \alpha_{SLD} \cdot SP$ $SP = X_{SSe} \cdot Q_w$	<p>9. Coût de fonctionnement des boues :</p> $OC_{boue} = \alpha_{SLD} \cdot SP$ $SP = MES_e \cdot Q_w$
<p>10. Résultat simulé</p>  <ul style="list-style-type: none"> ■ IC_oxy ■ IC_pump ■ IC_rec ■ IC_settler ■ IC_volume ■ OC_a ■ OC_pump ■ OC_sldgd 	<p>10. Résultat simulé</p>  <ul style="list-style-type: none"> ■ IC_oxy ■ IC_pump ■ IC_rec ■ IC_settler ■ IC_volume ■ OC_a ■ OC_pump ■ OC_sldgd

OPTIMISATION DE LA CONCEPTION ET DU FONCTIONNEMENT DES STATIONS DE TRAITEMENT DES EAUX USÉES

Mots clés : traitement des eaux usées, boues activées, modélisation et simulation, optimisation dynamique, conception et fonctionnement optimaux.

Ce travail de thèse constitue le prolongement direct des travaux de thèse Chachuat (2001) sur l'optimisation dynamique et la commande optimale des stations de traitement de petite taille. L'objectif est d'aller plus loin en s'intéressant au dimensionnement et au fonctionnement optimaux des stations de traitement des eaux usées de toute taille. Ainsi, dans une première étape, l'optimisation des stations de traitement de petite taille a été abordée. Contrairement à ce qui a été fait jusqu'à maintenant : (i) l'aération n'est plus alternée, mais continue, (ii) le décanteur n'est plus considéré comme parfait, mais son fonctionnement est modélisé à l'aide d'une série de 10 couches de décantation, (iii) la méthode d'optimisation développée est fondée sur la méthode des sensibilités implémentée au sein du logiciel de simulation et d'optimisation dynamique gProms, utilisé dans toute la thèse. L'influence du modèle du décanteur sur la minimisation de l'énergie d'aération a été particulièrement analysée. Dans une deuxième étape, les stations de traitement de grande taille sont considérées. Plus spécifiquement, le modèle benchmark développé par le réseau européen COST a été utilisé pour décrire leur fonctionnement. Un « foreignobject » a été développé pour que la simulation et l'optimisation du fonctionnement de ces stations soient possibles sous gProms. L'optimisation a notamment montré que la consommation d'énergie d'aération pouvait être réduite d'au moins de 30% par rapport au fonctionnement actuel de ces stations. Dans une troisième étape, l'optimisation du dimensionnement des stations de traitement de grande taille a été étudiée. Une superstructure a ainsi été définie avec plusieurs (cinq) réacteurs et un décanteur. Toutes les possibilités de recyclage et de court-circuit entre les réacteurs d'une part et entre les réacteurs et le décanteur d'autre part sont prises en compte. L'objectif était de déterminer la meilleure structure et les valeurs optimales des volumes des réacteurs qui permettent de minimiser le coût total tout en respectant les contraintes réglementaires sur les rejets. Par ailleurs, une optimisation multicritère de la station optimale résultante a été réalisée. Elle a permis de déterminer l'ensemble de Pareto des solutions qui minimisent la consommation énergétique (d'aération et de pompage) et maximisent la qualité de l'effluent. La quatrième et dernière partie de ce travail s'intéresse à la modélisation, la simulation et l'optimisation de la station de traitement de Verulam près de Durban en Afrique du Sud. Des mesures expérimentales ont été réalisées sur cette station et le modèle ASM1 a été utilisé pour décrire son fonctionnement. Une analyse d'estimabilité des paramètres a été d'abord réalisée pour déterminer les paramètres du modèle qui peuvent être estimés à partir des mesures expérimentales disponibles. Les paramètres estimables ont ensuite été identifiés à l'aide de gProms. Le modèle ainsi identifié a été validé et ensuite utilisé pour optimiser le fonctionnement énergétique de cette station.

OPTIMIZATION OF THE DESIGN AND OPERATION OF WASTEWATER TREATMENT PLANTS

Keywords: wastewater treatment, activated sludge, modeling and simulation, dynamic optimization, optimal design and operation.

This work is a direct extension of the PhD thesis of Chachuat (2001) on dynamic optimization and optimal control of small size wastewater treatment plants. The objective is to go further by focusing on optimal design and operation of wastewater treatment plants of any size. Thus, in a first part, optimization of small size wastewater treatment plants was studied. Contrary to what has been done so far: (i) the aeration is no longer alternating, but continuous, (ii) the settler is not considered perfect, but its operation is modeled using a series of 10 sedimentation layers, (iii) the optimization approach developed is based on the method of sensitivities implemented within the dynamic simulation and optimization software gProms, used throughout this work. The influence of the settler model on the minimization of aeration energy was particularly investigated. In a second part, the large size treatment plants are considered. More specifically, the benchmark model developed by the European network COST was used to describe their operation. A "foreign object" was developed in order to make the simulation and optimization of these plants possible using gProms. The optimization showed that the aeration energy consumption could be reduced by at least 30 % compared to the current operation of these plants. In a third part, the optimization of the design of the wastewater treatment plant was studied. A superstructure has been defined with several (five) reactors and a settler. All the possibilities of recycling and by-passes between the reactors on the one hand and between the reactors and the settler on the other are considered. The objective was to determine the best structure and the optimal values of the reactor volumes that minimize the net present value while respecting the regulatory constraints. On the other hand, a multi-objective optimization problems of the treatment plant was carried out. It allowed to determine the Pareto set of solutions that minimize the energy consumption (pumping and aeration) and maximize the effluent quality. The fourth and last part of this work focuses on modeling, simulation and optimization of the treatment plant of the city of Verulam in the area of Durban in South Africa. Experimental measurements were carried out on the plant and the ASM1 model was used to describe its operation. An estimability analysis was first performed in order to determine the model parameters that can be estimated from the available experimental measurements. The estimable parameters were then identified using gProms. The identified model was validated and then used to optimize the energy function of this plant.