

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Ecole Nationale Polytechnique

Département d'Automatique

Laboratoire de Commande des Processus



Thèse de Doctorat en Automatique

Contribution à la Supervision et à la Commande Tolérante aux Défaits d'une Station de Dessalement par Contact Direct (DCMD)

Messaoud CHAKIR, Magister en Automatique, ENP

Sous la direction de Mrs.

Mohamed TADJINE Professeur à l'ENP

Mohamed Seghir BOUCHERIT Professeur à l'ENP

Présentée et soutenue publiquement le 15/03/2017

Composition du Jury

Président	: Mr. NEZLI Lazhari	Professeur	ENP
Directeur de thèse	: Mr. TADJINE Mohamed	Professeur	ENP
Co-Directeur	: Mr. BOUCHERIT Mohamed Seghir	Professeur	ENP
Examineurs	: Mr. LARABI Abdelkader	Professeur	USTHB
	Mr. SALHI Hacène	Professeur	USD Blida
	Mr. BENZINEB Omar	MC/A	USD Blida
	Mr HEMICI Boualem	Professeur	ENP

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Ecole Nationale Polytechnique

Département d'Automatique

Laboratoire de Commande des Processus



Thèse de Doctorat en Automatique

Contribution à la Supervision et à la Commande Tolérante aux Défaits d'une Station de Dessalement par Contact Direct (DCMD)

Messaoud CHAKIR, Magister en Automatique, ENP

Sous la direction de Mrs.

Mohamed TADJINE Professeur à l'ENP

Mohamed Seghir BOUCHERIT Professeur à l'ENP

Présentée et soutenue publiquement le 15/03/2017

Composition du Jury

Président	: Mr. NEZLI Lazhari	Professeur	ENP
Directeur de thèse	: Mr. TADJINE Mohamed	Professeur	ENP
Co-Directeur	: Mr. BOUCHERIT Mohamed Seghir	Professeur	ENP
Examineurs	: Mr. LARABI Abdelkader	Professeur	USTHB
	Mr. SALHI Hacène	Professeur	USD Blida
	Mr. BENZINEB Omar	MC/A	USD Blida
	Mr HEMICI Boualem	Professeur	ENP

à

Yemma

Remerciements

Le présent travail s'inscrit dans le cadre des activités de recherche s'intéressant aux nouveaux défis de l'Automatique, caractérisés par la complexité croissante des problématiques engendrées autour des systèmes modernes, et auxquelles des réponses optimales i.e. « satisfaisante et réalisables » doivent être apportées.

Il a été effectué au sein du Laboratoire de Commande des Processus (LCP) de l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger (ENP), sous la direction de Messieurs les Professeurs Mohamed Tadjine et Mohamed Seghir Boucherit, que je tiens à remercier très chaleureusement pour leur encadrement, leur aide, leurs directives, leurs conseils précieux, leurs critiques constructives et surtout pour leur compréhension. Grâce à eux, j'ai eu cette occasion de poursuivre la recherche et de monter ce présent mémoire aux lecteurs.

Je remercie particulièrement Monsieur Lezhari Nezli, Professeur à l'ENP, pour m'avoir honoré en acceptant d'être le président du jury.

Je remercie vivement, les membres du jury, Mr. LARABI Abdelkader Professeur à l'USTHB, Mr. SALHI Hacène Professeur à l'USD Blida, Mr. BENZINEB Omar Maître de Conférences à l'USD Blida, et Mr HEMICI Boualem Professeur à l'ENP ; pour avoir accepté d'examiner mon mémoire et de faire partie de mon jury de thèse.

Je voudrais aussi remercier tous les enseignants du département d'Automatique, et tous les membres du LCP pour leurs encouragements et leur soutien.

Je n'oublie pas de remercier tous mes amis pour leur soutien et leur sympathie. Je remercie aussi toute personne m'ayant apporté son aide, ne serait-ce qu'un minimum.

Enfin, je ne remercierai sans doute jamais assez ma chère famille qui m'accompagnait et supportait depuis toujours.

ملخص:

تعد ندرة الماء الصالح والشروب من أهم المشاكل والتحديات التي تواجهها الإنسانية في العصر الحالي ، لهذا فالتطوير التكنولوجي في مجال تحلية مياه البحر يعتبر أولوية من أجل توفير و تسبير أفضل للموارد المائية. تعد DCMD تقنية غشائية منخفضة الكلفة و موفرة للطاقة مقارنة مع تقنيات التقطير المعروفة لتحلية المياه ، بيد أنها لم تلق بعد اهتماما صناعيا واسعا. إن الفهم المتعمق ل DCMD أمر ضروري لإعطائها مكانة أكبر في المجال الصناعي ، لهذا فإن نمذجة مراحل انتقال المادة و الحرارة فيها جد مفيدة لدراستها. العمل المقدم في هذه الأطروحة يقترح نموذجا جديدا ثنائي البعد في فضاء الحالة، يأخذ بعين الاعتبار ظواهر انتقال المادة و الحرارة وكذلك تغيرات عوامل نظام DCMD. و يقترح هذا العمل أيضا إنشاء مراقب غير خطي غير معروف المدخل لتقييم التوزيع الحراري داخل النظام. نتائج المحاكاة جاءت مقاربة للنتائج التجريبية مما يؤكد ملائمة النموذج المقترح ، كما أن المراقب أعطى تنبؤا سليما للتوزيع الحراري وكذا للعوامل المتأثرة بالحرارة مثل إنتاج المياه النقية. كما قمنا باستعمال النموذج و المراقب للتنبؤ المبكر بحالات الترسب السيئة و المفسدة للغشاء و اقتراح وسيلة لاكتشاف و تشخيص الأعطاب في النظام مبنية على أحداث مؤشر يدل على السبب المؤدي لانخفاض مردود الانتاج في المحطة.

كلمات دالة : تقطير غشائي ، نمذجة، نموذج الحالة، مراقب غير معروف المدخل، تشخيص الأعطاب.

Abstract :

Increasing needs versus continuing decline in water resources is one of the major concerns of humankind. Technological innovation in the field of desalination has become a necessity in order to diversify and allow better management of water resources.

DCMD technology is an economical alternative in terms of cost and energy requirements compared to conventional separation processes. But it is not widely applied in the desalination industry. The precise modeling of transfer phenomena in DCMD will allow a thorough understanding and to promote its industrialization.

The work presented in this thesis proposes a two-dimensional state model of the DCMD process in which mass and heat transfers were simultaneously considered as well as parametric variations. It also proposes the development of a non-linear observer with unknown input to estimate the temperature profile inside the system. The simulations showed coherence between the results of the proposed model and the experimental data and a very acceptable ability of the observer to estimate the internal parameters of the system.

The proposed model and observer are used as a means for detecting severe or irreversible fouling situations in order to prevent them and to carry out the necessary maintenance operations.

Key words: Membrane Distillation, Modeling, State Model, Unknown Input Observer, Fault Detection.

Résumé :

L'augmentation des besoins face à la baisse continue des ressources en eau est l'une des préoccupations majeures de l'humanité. L'innovation technologique dans le domaine du dessalement est devenue une nécessité afin de diversifier et de permettre une meilleure gestion des ressources en eau potable.

La technologie DCMD est une alternative économique en termes de cout et de besoins en énergie comparée aux procédés de séparation classiques mais qui n'a pas une large application dans l'industrie du dessalement. La modélisation précise des phénomènes de transfert dans la DCMD permettra une compréhension approfondie de ceux-ci et aidera à promouvoir son industrialisation.

Le travail présenté dans cette thèse propose un modèle d'état bidimensionnel du processus DCMD dans lequel les transferts de masse et de chaleur ont été simultanément pris en considération, ainsi que les variations paramétriques. Il propose aussi l'élaboration d'un observateur non-linéaire à entrée inconnue pour estimer le profil de température à l'intérieur du système. Les simulations ont montré une cohérence entre les résultats du modèle proposé et les données expérimentales avec une aptitude très acceptable de l'observateur à estimer les paramètres internes du système.

Le modèle et l'observateur proposés sont utilisés pour la de détection des situations de fouling sévères ou irréversibles afin de les prévenir et de procéder aux opérations de maintenance nécessaires.

Mots clé : Distillation Membranaire, Modélisation, Modèle d'Etat, Observateur à Entrée Inconnues, Diagnostique de Défauts.

Table des Matières

Liste des Tableaux
Liste des Figures
Liste des Abréviations

INTRODUCTION GENERALE 13

CHAPITRE 01 : Généralités sur le diagnostic et la commande FTC

1.1	Introduction	19
1.2	Classification et modélisation des défauts	19
1.3	Modélisation de l'effet des défauts sur le système	20
	1.3.1 Défauts capteurs et défauts actionneurs	20
	1.3.2 Représentation additive	22
	1.3.3 Défauts de Composants système	23
1.4	Composantes principales d'un FTCS	23
	1.4.1 Les FTC passifs	23
	1.4.2 Les FTC actifs	24
1.5	Diagnostic des systèmes dynamiques	30
	1.5.1 Redondance de l'information	31
1.6	Terminologie du diagnostic des systèmes	31
1.7	Notion de résidus	32
1.8	Générateur de résidu	32
1.9	Procédure de détection de défauts	33
1.10	Détection de défauts à base de modèles	33
1.11	Méthodes de génération de résidus	34
	1.11.1 Espace de parité	34
	1.11.2 Estimation paramétrique	34
	1.11.3 Observation-Reconstructeurs d'état	35
1.12	Conclusion	35

CHAPITRE 02 : Aperçu sur les techniques de dessalement

2.1	Introduction	37
2.2	Les technologies de dessalement	39
2.3	Procédés de distillation thermiques	39
	2.3.1 Évaporation flash à multiple étages (MSF)	39
	2.3.2 Distillation à effets multiples (MED)	39
	2.3.3 La compression de vapeur (VC)	39
2.4	Les procédés membranaires	41
	2.4.1 L'osmose inverse (RO)	41
	2.4.2 L'électrodialyse (ED)	41
2.5	La distillation membranaire (MD)	42
2.6	Concept et mécanisme de la distillation membranaire	43
2.7	Configuration de la distillation membranaire (MD)	44
	2.7.1 Distillation membranaire à contact direct (DCMD)	44
	2.7.2 Distillation membranaire avec entrefer (AGMD)	44
	2.7.3 Distillation membranaire à balayage de gaz (SGMD)	44
	2.7.4 Distillation membranaire à vide (VMD)	44
2.8	Caractéristiques de la MD	46
2.9	Comparaison des configurations MD	46
2.10	Membranes utilisés dans la distillation membranaire	46
2.11	Avantages de la distillation membranaire	48
2.12	Les défis de la MD	49
2.13	Conclusion	50

Table des Matières

CHAPITRE 03 : Modélisation de la station DCMD

3.1	Introduction	52
3.2	Approches de modélisation des systèmes MD	52
3.3	Les phénomènes de transfert dans le processus DCMD	53
	3.3.1 Le transfert de masse	53
	3.3.2 La quantité d'eau produite	56
	3.3.3 Le transfert de Chaleur	57
	3.3.4 La polarisation de température et de concentration	58
	3.3.5 Les conditions aux limites	59
3.4	Modélisation du procédé	59
	3.4.1 Formulation	59
	3.4.2 Approximation des dérivées partielles	61
	3.4.3 Application des conditions aux limites	62
	3.4.4 Approximation des paramètres variables	62
3.5	Développement du modèle d'état	63
	3.5.1 Les équations d'état	63
	3.5.2 Forme matricielle du Modèle	64
3.6	Simulation et validation du modèle	67
	3.6.1 Simulation en régime statique	67
	3.6.2 Simulation en régime dynamique	72
3.7	Validation du modèle	74
3.8	Conclusion	75

CHAPITRE 04 : Conception d'un observateur pour la supervision de la station DCMD

4.1	Introduction	77
4.2	Observateurs linéaires ou non linéaires	77
	4.2.1 Observateur de Luenberger	78
	4.2.2 Filtre de Kalman	79
	4.2.3 Approches stochastiques	79
	4.2.4 Approches nécessitant une transformation	80
	4.2.5 Observateurs à grand gain	82
	4.2.6 Observateurs à structure variable (Walkot-Zak)	83
4.3	Observateurs à entrées inconnues	84
	4.3.1 Systèmes linéaires	84
	4.3.2 Observateurs à entrées inconnues appliqués au diagnostic	86
	4.3.3 Observateurs à entrées inconnues de systèmes non linéaires	87
4.4	Problème d'estimation pour la station DCMD	89
	4.4.1 Étude de l'observabilité des commandes et des états	90
	4.4.2 Restructuration du modèle non perturbé	90
	4.4.3 Synthèse de l'observateur à entrées inconnues	92
4.5	Simulations et résultats	96
	4.5.1 Simulation d'un sous système	96
	4.5.2 Observation de la station DCMD	99
	4.5.3 Estimation du flux massique	100
	4.5.4 Reconstruction du profile de température	102
4.6	Conclusion	104

Table des Matières

CHAPITRE 05 : Diagnostic à base d'observateur de la station DCMD

5.1	Introduction	106
5.2	Polarisation de température	106
	5.2.1 Facteurs responsables d'une mauvaise polarisation	107
	5.2.2 Effet du TPC sur le Flux	107
5.3	Le Fouling	109
	5.3.1 Origine du Fouling	109
	5.3.2 Effets du fouling	110
5.4	Modélisation du fouling	110
5.5	Diagnostic de la station DCMD	112
	5.5.1 Procédure de simulation	112
	5.5.2 Génération du résidu	113
	5.5.3 Simulation du fouling	114
	5.5.4 Test de détection du fouling	114
	5.5.5 Simulation de différents scénarios de défauts	118
5.6	Effet d'une mauvaise polarisation de température	122
	5.6.1 Mauvais réglage des températures d'entrées	122
	5.6.2 Effet de la vitesse d'écoulement	123
5.7	Conclusion	126
CONCLUSION GENERALE		128
REFERENCES		131
ANNEXE A		137
ANNEXE B		140

Liste des Tableaux

Tableau	Titre	Page
Tableau 2.1	Comparaison des configurations MD	47
Tableau 3.1	Les approches classiques de modélisation des processus MD	56
Tableau 3.2	Caractéristique de la membrane	67
Tableau 3.3	Paramétrés du système	68
Tableau 3.4	Comparaison des résultats du modèle et des données expérimentales	74
Tableau 5.1	Effets du fouling sur le flux dans la filtration tangentielle	112

Liste des Figures

Figure	Titre	Page
Fig. 1.1	Défauts capteur, actionneur et composants système	19
Fig. 1.2	Les défauts selon leur représentation	20
Fig. 1.3	Répartition des défauts selon le comportement temporel	20
Fig. 1.4	Représentation additive et multiplicative	22
Fig. 1.5	Composants d'un système FTC actif	24
Fig. 1.6	Principe général du diagnostic	30
Fig. 1.7	Schéma fonctionnel d'un observateur générateur de résidus	35
Fig. 2.1	Rapport entre les besoins en eau et les ressources disponibles (1981-2010)	37
Fig. 2.2	Capacité de dessalement mondiale par les différents procédés	38
Fig. 2.3	Les différentes sources d'eau pour les fins de traitement	38
Fig. 2.4	Évolution des coûts unitaires de production RO en fonction du temps	38
Fig. 2.5	Système à détente successive (MSF) à 3 étages	40
Fig. 2.6	Système d'évaporation à effets multiples (MED)	40
Fig. 2.7	Unité d'évaporation à simple-effet avec compression de vapeur	40
Fig. 2.8	Principe de l'osmose inverse	41
Fig. 2.9	Principe de l'électrodialyse (ED)	42
Fig. 2.10	Principe de la distillation membranaire	43
Fig. 2.11	Distillation membranaire à contact direct (DCMD)	45
Fig. 2.12	Distillation membranaire avec entrefer (AGMD)	45
Fig. 2.13	Distillation membranaire à balayage de gaz (SGMD)	45
Fig. 2.14	Distillation membranaire à vide (VMD)	45
Fig. 2.15	Membrane pour la MD à base de polypropylène	47
Fig. 2.16	Usine de distillation membranaire, installée à l'intérieur d'un conteneur	49
Fig. 3.1	Principe de la distillation DCMD (coordonnées cartésiennes)	53
Fig. 3.2	Mécanismes de transfert de masse (diffusion) dans la MD	54
Fig. 3.3	Arrangement des résistances dans le transfert de masse	55
Fig. 3.4	Arrangement des résistances dans le transfert de chaleur	57
Fig. 3.5	Emplacement des conditions aux limites du système	59
Fig. 3.6	Maillage interne du système et subdivision en sous-systèmes	60
Fig. 3.7	La géométrie du dispositif DCMD	67
Fig. 3.8	Logigramme de l'algorithme de simulation (régime statique)	69
Fig. 3.9	Logigramme de l'algorithme de simulation pour chaque sous système	69
Fig. 3.10	Distribution de la température obtenue par le modèle d'état	70
Fig. 3.11	Evolution de la température le long de la membrane	71
Fig. 3.12	Distribution du flux massique le long de la membrane	71
Fig. 3.13	Flux massique en fonction de la vitesse d'écoulement	72
Fig. 3.14	Effet de la vitesse d'écoulement : transfert de masse et pression	72
Fig. 3.15	Logigramme de simulation (régime dynamique)	73
Fig. 3.16	Evolution spatio-temporelle de la température	73
Fig. 3.17	Evolution de la température de sortie	74
Fig. 3.18	Evolution du flux massique d'un sous système en fonction du temps	74
Fig. 3.19	Validation par comparaison avec des données expérimentales	75

Liste des Figures

Figure	Titre	Page
Fig. 4.1	Diagramme de l'observateur UIO en cascade	90
Fig. 4.2	Schéma de simulation d'un sous système DCMD	96
Fig. 4.3	Simulation de l'observateur pour un sous-système (coté chaud)	97
Fig. 4.4	Simulation de l'observateur pour un sous-système (coté froid)	98
Fig. 4.5	Erreurs d'estimation dans les deux côtés du système	99
Fig. 4.6	Paramètres du maillage utilisé pour la simulation de la Station	100
Fig. 4.7	Erreurs d'estimation sur les entrées du système	100
Fig. 4.8	Les états du sous-système N° 15 et leurs estimées	101
Fig. 4.9	Erreur d'estimation sur les états du sous-système N° 25 coté chaud	101
Fig. 4.10	Flux massique d'un sous système et son estimée.	102
Fig. 4.11	Profile de température dans le côté chaud	103
Fig. 4.12	Profile de température dans le côté froid	103
Fig. 5.1	Effet de la température d'entrée (coté chaude) sur le TPC.	108
Fig. 5.2	Effet de la vitesse sur le TPC.	108
Fig. 5.3	Relation TPC-Flux produit	108
Fig. 5.4	Le fouling - combinaison de différents types	110
Fig. 5.5	Mécanismes du fouling.	111
Fig. 5.6	Procédure de diagnostic à base d'observateur UIO	113
Fig. 5.7	Module de diagnostic - génération du résidu.	113
Fig. 5.8	Chute du flux massique selon le type de fouling	114
Fig. 5.9	Les sous systèmes sains (blanc) et défectueux (rouge)	114
Fig. 5.10	Chute du flux massique d'un sous-système affecté par un défaut	115
Fig. 5.11	L'entrée du système et son estimées en l'absence de défauts	115
Fig. 5.12	Le résidu en l'absence de défauts	116
Fig. 5.13-a	L'entrée du système et son estimée en présence du défaut	116
Fig. 5.13-b	Effet du fouling sur la sortie de l'observateur	117
Fig. 5.13-c	Ecart instantané max entre l'entrée et son estimée en présence de fouling	117
Fig. 5.14	Evolution du résidu en présence du défaut	118
Fig. 5.15	Chute du flux suite au fouling de type A dans un sous système	118
Fig. 5.16	Evolution du résidu suite au fouling de type A dans 30 % du système.	119
Fig. 5.17	Chute du flux suite fouling type-B dans un sous système	119
Fig. 5.18	Evolution du résidu suite au fouling de type B dans 50 % du système.	120
Fig. 5.19	Chute du flux suite au fouling type-D dans un sous-système.	120
Fig. 5.20	Evolution du résidu suite au fouling de type D dans 30 % du système.	121
Fig. 5.21	Chute du flux dans un sou système suite à une baisse du TPC	122
Fig. 5.22	Baisse du TPC suite aux variations des températures d'entrées.	122
Fig. 5.23	Evolution du résidu suite à une baisse du TPC (Température)	123
Fig. 5.24	Limitation du flux dans un sou système suite à une baisse du TPC	123
Fig. 5.25	Baisse du TPC suite aux variations des vitesses d'écoulement.	124
Fig. 5.26	Evolution du résidu suite à une baisse du TPC (Vitesse)	124
Fig. 5.27	Modes opératoires et leurs effets sur le rendement de la station DCMD	125

Liste des Abréviations

Acronyme	Signification
ADE	Algérienne Des Eaux
ADI	Alternating Direction Implicit
AGMD	Air Gap Membrane Distillation
DCMD	Direct Contact Membrane Distillation
ED	Electrodialyse
EDR	Electrodialyse Reverse
EsA	Eigenstructure Assignment
FDD	Fault Detection and Diagnosis
FDE	Fractional Differential Equation
FDI	Fault Detection and Isolation
FTC	Fault Tolerant Control
FTCS	Fault-Tolerant Control System
I-A	Intelligence Artificielle
IFAC	International Federation of Automatic Control
IMM	Interacting Multiple Model
IUPAC	International Union of Pure and Applied Chemistry
LMI	Linear Matrix Inequality
LPV	Linear Parameter Varying
LQR	Linear Quadratic Regulator
LTI	Linear Time Invariant
MD	Membrane Distillation
MED- MEE	Multi Effect Distillation
MF	Micro Filtration
MFP	Mean Free Path
MM	Multiple Model
MOL	Method Of Lines
MPC	Model Predictive Control
MSF	Multi Stage Flash
NF	Nano Filtration
ODE	Ordinary Differential Equation
PDE	Partial Differential Equation
PIM	Pseudo-Inverse Method
pp	Polypropylène
ppm	Part per million
PTFE	Polytétrafluoroéthylène ou téflon
PVDF	fluorure de polyvinylidène
RK4	Runge-kutta d'ordre 4
RM	Reconfiguration Mechanism
RO	Reverse Osmosis
SAFEPROCESS	Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes
SDI	Silt Density Index
SGMD	Sweeping Gas Membrane Distillation
TDS	Total Dissolved Solid
TMP	Transmembrane Pressure
TPC	Temperature Polarization Coefficient
UF	Ultra Filtration
UIO	Unknown Input Observer en anglais
VC	Vapor Compression
VMD	Vacuum Membrane Distillation

*Introduction
Générale*

1. Introduction Générale

Les systèmes de nature très diverses (mécanique, chimique, biologique, financier...) sont représentés selon le cas par des modèles mathématiques très différents (linéaire, non linéaire, variant, stochastique, ODE, PDE, FDE...), et doivent répondre à des exigences pointues en termes de performances. Les exigences inscrites dans les cahiers des charges doivent être bien élaborées, afin de définir un compromis entre les objectifs à atteindre aspirant à un niveau élevé de performances, rendu possible grâce aux technologies modernes ; et les limites des budgets financier et énergétique ainsi que les contraintes résultant de l'interaction du système avec son environnement, rendant par exemple difficile ou impossible l'accès à une information (disponibilité et qualité) ou l'action sur une grandeur même si elle est d'une grande utilité.

L'automatique fait appel à plusieurs disciplines telles que les mathématiques, la recherche opérationnelle, la théorie de l'information ...etc, et propose une grande panoplie de techniques de modélisation, d'analyse et de commande adaptées aux différentes combinaisons possibles des aspects caractérisant un problème donné.

Ainsi, pour assurer un fonctionnement continu de qualité acceptable ou pour éviter les accidents désastreux ; le concept FDI (Fault Detection and Isolation) pour la détection et la localisation des défauts dans un système, et le concept FTC (Fault Tolerant Control) pour la commande tolérante aux défauts ; se sont développés au fil des années pour doter les systèmes de supervision et de commande d'une caractéristique très intéressante, permettant de prévenir les situations défavorables ou dangereuses, en rendant possible la prévision/détection/localisation des défauts dans les systèmes, et éventuellement la compensation de leurs effets.

La FTC s'intéresse à la classification des défauts pouvant affecter le système : défauts d'actionneurs, défauts de capteurs ou défauts de composants ; à la manière de modéliser mathématiquement leurs effets sur le comportement du système : représentation additive ou multiplicative dans l'espace d'état ou l'espace fréquentiel ; et au développement de techniques de commande tolérantes aux défauts, passives c.à.d. robustes ou actives, c.à.d. basées sur la reconfiguration du régulateur.

En plus des disciplines citées plus haut, la FTC fait appel aux connaissances pratiques et technologiques sur le système étudié, que possèdent les experts qui le manipulent et l'entretiennent. En effet, la définition et la caractérisation des défauts pouvant surgir dans un système donné, n'est possible qu'après un cumul de connaissances pratiques sur ce dernier ou sur ses modules, basées sur l'observation de leur fonctionnement pendant une durée suffisante.

Malgré les exploits réalisés dans le domaine de la technologie y compris l'automatique, ou dans le domaine de la médecine ou dans bien d'autres domaines, l'humanité fait encore face à des problèmes très basiques, et vieux comme le temps, mais dont les conséquences sont désastreuses sur la planète et sur ses habitants : la pénurie en eau douce est sans doute le problème majeur à côté du réchauffement planétaire et de la pollution.

Le manque grandissant en eau douce est synonyme de changements climatique, de malnutrition, de famine, de crises économiques voire de crises militaires dans certaines régions du globe. Ceci est vite compris si l'on sait que le stock en eau douce de toute la planète est de 2,5 % seulement de la quantité d'eau qui couvre deux tiers de sa surface (les 97,5 % restant étant salée); et que deux tiers de ces 2,5% se trouvent dans les calottes glaciaires et les glaciers et dont seulement 0,3 % peuvent être utile [14].

Les eaux de surface naturellement plus facilement accessibles, les nappes phréatiques ou encore moins les nappes artésiennes sont épuisées, détournées et polluées par l'homme à une cadence dangereuse créant d'immenses nouveaux déserts et favorisant le réchauffement de la planète. Ces mêmes ressources sont devenues trop polluées pour l'utilisation humaine directe dans de nombreuses régions du monde. 90 % des eaux usées dans les pays du tiers monde y sont déchargées sans aucun traitement ; 80 % des eaux de surface de la Chine et 75 % de ceux de l'Inde sont trop pollués pour l'utilisation quotidienne. La situation est la même dans la plupart des pays d'Afrique, le Moyen-Orient et l'Amérique latine [14].

Autour du monde, environ 780 millions de personnes ne peuvent pas accéder à l'eau potable, 1,1 milliard de personnes ne disposent pas des installations nécessaires pour améliorer la qualité de l'eau, et 2,6 milliards sont en cours d'assainissement [14] [79].

Tous ces problèmes sont à l'origine de l'alarme critique et globale relative à la disponibilité des ressources en eau douce et qui sonne matin et soir dans tous les médias. Les solutions envisageables sont de natures très diverses : réglementation stricte pour une exploitation raisonnable des ressources en eau douce, campagnes de sensibilisation pour lutter contre la pollution et le gaspillage, contrôle et surveillance plus vigilants des industries ... etc.

Mais en plus des solutions « administratives » précédentes, la clé de l'innovation technologique a contribué dès le départ à l'atténuation de cette crise en apportant des solutions de transformation des eaux usées/salées en une eau exploitable. Un nouveau créneau industriel et économique important s'est créé et s'est vite développé dans le monde entier.

L'une des premières stations « modernes » d'épuration des eaux usées fut construite à Stockholm en 1861 sur les rives de la baie d'Årsta. Le dessalement de l'eau de mer quant à lui, fut utilisé par les Grecs au Vème siècle av J.C moyennant le procédé le plus vieux et le plus rustique : la distillation. En effet, cela leur permettait de subvenir à leur besoins en eau lorsqu'ils effectuaient de longs séjours en mer.

Le premier procédé basé sur l'osmose inverse eu lieu à Aden, sur la mer Rouge en 1869. Une unité de dessalement était opérationnelle pour alimenter la flotte coloniale britannique [51]. Depuis sa découverte en 1850, cette technique de dessalement a été largement et intensivement utilisée notamment dans les régions du monde ayant de grandes ressources énergétiques mais peu d'eau potable ; malgré les avancées techniques et la découverte de plusieurs différents procédés (membranaires ou non). Parmi, les premières installations importantes en Europe, on trouve l'usine construite en 1930 à Aruba aux Antilles Néerlandaises, et l'usine de dessalement construite aux îles Canaries à Lanzarote en 1964.

En Algérie, les ressources hydriques restent limitées tout d'abord, pour des raisons climatiques : la pluviométrie, irrégulière, oscille entre 100 et 600 mm/an seulement. L'accroissement rapide des besoins en eau potable ainsi qu'en eau pour l'irrigation et l'industrie a été fort et reste continu. Une période de sécheresse assez longue a, par ailleurs, amené à une surexploitation des réserves hydriques jusqu'à épuisement d'une grande partie de celles-ci. C'est pourquoi une nouvelle politique de l'eau est vite apparue indispensable. Le recours au dessalement de l'eau de mer a pu, dans le cadre de la rénovation des choix et des modes de gestion, être promu comme une alternative stratégique permettant de sécuriser l'alimentation en eau potable de certaines villes du littoral et d'agglomérations proches. Un programme d'installation d'unités de dessalement de l'eau de mer a ainsi été arrêté puis rapidement mis en œuvre. L'Algérienne des Eaux, entreprise publique, en assure le suivi pour le compte du Ministère des Ressources en Eau en association avec l'Algerian Energy Company, société créée par les groupes Sonatrach et Sonelgaz.

Actuellement, 21 grandes unités de dessalement réparties sur 14 wilayas et plusieurs petites stations dites monobloc cumulent une production de 29 million m³ d'eau potable par jour (voir site internet de l'ADE pour plus de détails). La méga-station de dessalement d'eau de mer d'El Mactâa, inaugurée le 10 novembre 2014, est la plus grande station du monde utilisant le procédé d'osmose inverse avec une capacité de production de 500.000 m³/jour. Elle est appelée non seulement à renforcer l'alimentation en eau potable de la wilaya d'Oran mais aussi à répondre aux besoins des wilayas limitrophe comme Mascara, Mostaganem, Relizane et Tiaret.

Les techniques conventionnelles de dessalement tel que la distillation (simple effet, effet multiple, par détentes successives), par osmose inverse, ou par électrodialyse, malgré leur utilisation très large et les améliorations qu'elles connaissent grâce aux développements technologiques, présentent tout de même quelques inconvénients dont principalement :

- Coût énergétique élevé.
- Augmentation de l'empreinte carbone lorsque l'énergie utilisée provient des combustibles fossiles ;
- Rejet des saumures concentrées au double de la salinité naturelle en mer ou injectées dans le sol ; ainsi, les rejets de « brine », effluents très chargés en sel, dans la mer d'Arabie ont fait exploser le taux de salinité de ses eaux ; dans certaines zones, les fonds marins sont devenus des déserts.
- Rejet d'eaux chaudes en mer dans le cas de la distillation.
- Emploi de produits chimiques pour nettoyer les membranes (chlore).
- Traces de cuivre échappées des installations ; corrosion chimique des installations de tuyauteries.
- Le captage de l'eau en mer peut modifier les flux maritimes.
- Risque de dégâts en fonds marins au niveau de la faune et de la flore.

Au cours des dernières années, la technologie des membranes a fait d'énormes progrès et les processus de séparation membranaire sont devenus compétitifs aux approches conventionnelles pour une large gamme d'applications ; plus particulièrement dans le dessalement et la récupération de l'eau. Un procédé membranaire non-isotherme appelé « Membrane Distillation » (MD), est en train de devenir une alternative prometteuse à la distillation conventionnel et à l'osmose inverse, car il peut être potentiellement rentable en utilisant des énergies vertes [27].

La membrane distillation (MD) est un procédé de traitement où l'eau est entraînée par un gradient de température à travers une membrane microporeuse hydrophobe entre une solution chaude d'alimentation et un perméat froid [76]. Quatre configurations principales de la MD sont actuellement connues : La distillation membranaire avec contact direct (DCMD), avec l'entrefer (AGMD), avec balayage de gaz (SGMD) et la distillation membranaire sous vide (VMD). Chaque configuration de la MD présente des avantages et des inconvénients, et le choix d'une configuration par rapport à l'autre revient au domaine d'application [79].

Ces nouvelles techniques prometteuses de dessalement se distinguent des techniques conventionnelles par leur principe de fonctionnement, leur rendement et leurs besoins en énergie. Elles présentent plusieurs avantages [59] :

- La faible sensibilité à la concentration du sel et un rejet de sel théoriquement égale à 100%
- La possibilité d'utiliser la chaleur de bas grade et les énergies renouvelables (par exemple, la chaleur des déchets industriels, l'énergie solaire ou l'énergie géothermique)
- Faible coût de l'équipement et de bonnes performances dans des conditions opératoires douces par rapport à la distillation multi-étages traditionnel, ou à un procédé sous pression comme l'osmose inverse,
- L'existence de plusieurs types de MD pour différentes applications.
- Une faible vulnérabilité aux encrassements des membranes (fouling).

La recherche d'une eau de qualité, immédiatement disponible, à coût abordable, avec la politique de la lutte contre la pollution et le réchauffement climatique, qui encourage le développement et l'utilisation des énergies renouvelables ; font en sorte que les techniques de distillation membranaire (MD) suscitent l'intérêt des chercheurs et font l'objet de plusieurs travaux dans diverses spécialités.

Du point de vue pratique, pour assurer un fonctionnement performant et maîtrisé de tous ces systèmes, il est indispensable de disposer de modèles mathématiques valides et d'être en mesure d'évaluer les différentes grandeurs qui caractérisent leur fonctionnement. C'est à ce niveau qu'intervient l'automatique et apporte sa contribution pour la commande et la supervision de ces derniers.

La majorité des travaux de recherche ont porté sur l'optimisation de l'hydrodynamique et l'étude de l'effet des diverses configurations et géométries des modules MD, alors que peu d'entre eux ont tenté d'acquérir une meilleure compréhension des mécanismes donnant lieu à l'amélioration du transfert de masse à l'intérieur des pores de la membrane.

Dans ce travail, nous nous intéressons au procédé de dessalement par contact membranaire direct (DCMD) pour les aspects suivants :

- Le moyen le plus simple et le plus facile à réaliser pratiquement.
- Le flux distillat est plus stable que la plupart des autres modes.
- Gain en sortie élevé.
- La configuration la plus appropriée pour l'enlèvement des matières volatiles.

Mais qui comme tous les procédés membranaires, souffre de l'encrassement des membranes ou « le fouling » qui a des conséquences dégradantes sur le fonctionnement et les performances du système. Dans certaines situations, il est irréversible c.à.d. la membrane n'est plus utilisable.

L'objectif principal de ce travail est l'élaboration d'une approche de supervision permettant de détecter et de prévenir les situations défaillantes du procédé DCMD caractérisées par un paramétrage interne non-optimal (mauvaise polarisation) ou des cas de fouling, légers, sévères ou irréversibles. L'approche doit générer l'information permettant de lancer des opérations de maintenance et de nettoyage à des moments opportuns afin de garantir une durée de vie plus longue de la membrane et du procédé et en assurer un fonctionnement optimal.

Ainsi, nous commençons par un rappel sur les principes et les techniques de commande tolérantes aux défauts dans le premier chapitre, et un état de l'art succinct sur les technologies de dessalement dans le second chapitre. Nous développons dans le troisième chapitre, un tout nouveau modèle du procédé DCMD sous forme d'équations d'état introduit pour la première fois. Le modèle a l'avantage d'inclure les termes qui sont négligés dans d'autres études pour des raisons de simplification ou d'approximation, et d'être adapté aux approches de l'automatique comme la commande et la supervision à base d'observateurs. Il est validé par comparaisons avec des données expérimentales publiées dans la littérature.

Par la suite, dans le quatrième chapitre, après l'étude de l'observabilité du système sur la base du modèle obtenu, nous construisons un observateur non linéaire à entrée inconnue en mesure de résoudre un problème majeur de la DCMD ; à savoir l'estimation du profil de température interne dont dépend le fonctionnement optimal du procédé. Par rapport aux approches directes basées sur la résolution numérique des équations différentielle du système, l'observateur a l'avantage d'être robuste aux perturbations engendrées par les approximations et d'utiliser les données réelles du procédé pour compenser leurs effets. Le fonctionnement de l'observateur est validé par simulation.

Le modèle d'état, ainsi que l'observateur présentés dans ce travail peuvent fournir beaucoup d'informations intéressantes pour le développement et l'amélioration des performances des modules DCMD. Ils sont utilisés dans ce travail pour proposer une approche pratique de diagnostic des défauts dans les systèmes DCMD. Nous montrons en effet, dans le cinquième chapitre, que le résidu généré par l'observateur fournit une information fiable quant à l'origine de la baisse de production, à savoir la mauvaise polarisation ou le fouling.

Ce travail ouvre des perspectives pour l'essai d'autre forme d'observateurs, d'autres formes de résidus, l'application de techniques de commande FTC à base d'observateurs, et principalement la validation pratique des résultats relatifs au diagnostic du fouling.

Chapitre 01

Généralités sur le diagnostic et la commande FTC

1.1 Introduction

Les *défauts* dans les systèmes technologiques sont des événements qui arrivent rarement, souvent à des moments inattendus. Dans [90] on trouve la définition suivante :

- Un **défaut** est une déviation non permise d'au moins une propriété ou un paramètre caractéristique du système des conditions acceptables ou (et) standards
- **Fault** is an unpermitted deviation of at least one characteristic property or parameter of the system from the acceptable/usual/standard condition

Les défauts sont difficiles à prévoir, et lorsqu'ils apparaissent dans un système critique, ils peuvent causer des incidents dramatiques (L'explosion de Tchernobyl, l'explosion d'Ariane 5). Dans la plupart des situations, bien qu'on ne puisse pas empêcher l'apparition des défauts dans les systèmes, leurs conséquences pourraient être évitées ou, au moins, leur sévérité (en termes de pertes économiques, accidents,...etc.) peut être réduite au minimum. Si les défauts sont détectés et diagnostiqués au moment opportun, dans beaucoup de cas il est possible de modifier la commande de sorte que le système puisse continuer son fonctionnement sans risque (probablement avec des performances dégradées) jusqu'à ce qu'il soit arrêté pour l'entretien. Une manière d'atteindre cet objectif est la conception de commandes « insensibles » aux défaillances du système ou encore des commandes **tolérantes aux défauts** (en anglais : Fault-Tolerant Control System ou FTCS) [65].

Dans les paragraphes suivants, nous allons rappeler d'une manière très générale, les notions de base relatives au diagnostic des systèmes et à la commande tolérante aux défauts. Le but n'est pas de les détailler mais de préparer leur utilisation dans les chapitres suivants.

1.2 Classification et modélisation des défauts

Les défauts sont classés selon leur emplacement en trois catégories (Figure 1.1) :

- Un **défaut d'actionneur** représente la perte partielle ou totale de l'action de commande.
- Un **Défaut capteur** partiel ou total représente la mesure incorrecte ou impossible des variables du système.
- Un **défaut de composants** a lieu dans les composants du système lui-même et représente les changements des paramètres physiques de ce dernier (masse, coefficients aérodynamiques, constante de dissipation, etc.). Sa conséquence est le changement du comportement dynamique du système commandé.

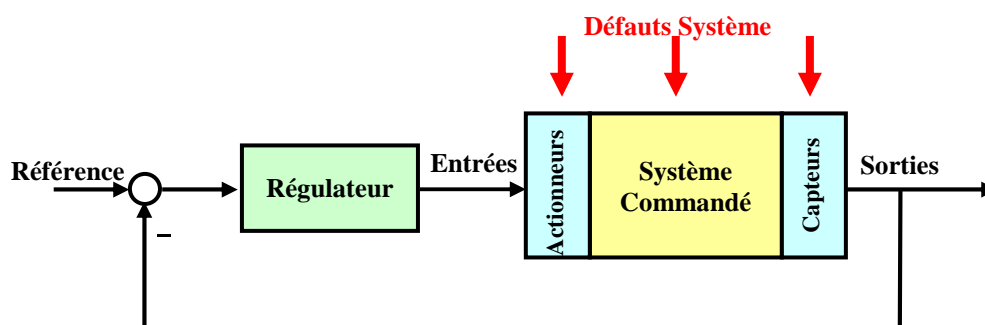


Fig. 1.1 Défauts capteur, actionneur et composants système

En plus, suivant la manière dont les défauts sont modélisés, ils sont classés en *additif* souvent pour représenter les défauts dans les composants du système et *multiplicatif* pour les défauts de capteurs et d'actionneurs, comme représenté sur la figure 1.2.

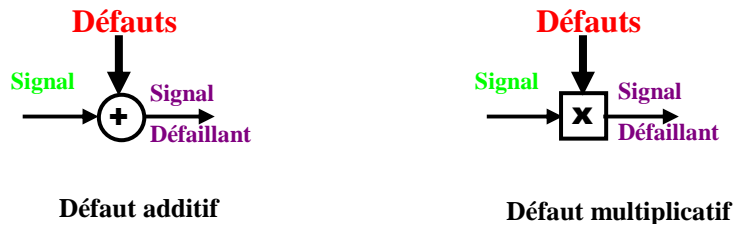


Fig. 1.2 Les défauts selon leur représentation

Les défauts sont classés également selon leurs caractéristiques temporelles (Figure 1.3) :

- **Brusques (biais)** : Défaut instantané souvent à cause de dommages matériels. Il est très graves et exige une réaction rigoureuse du bloc FTC car il affecte les performances et/ou la stabilité du système commandé.
- **Progressifs (dérives)** : Changements lents des valeurs paramétriques (vieillessement). Moins grave mais plus difficile à détecter en raison de sa dynamique lente.
- **Intermittents (valeurs aberrantes)** : Apparaît et disparaît à plusieurs reprises (câblage partiellement endommagé).

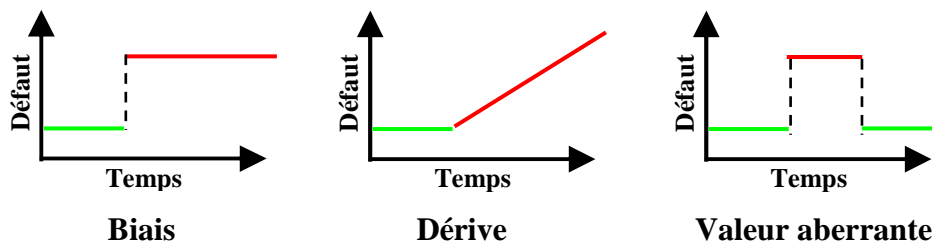


Fig. 1.3 Répartition des défauts selon le comportement temporel

1.3 Modélisation de l'effet des défauts sur le système

La représentation d'état du système dans des conditions nominales est :

$$S_{nom} : \begin{cases} \dot{x} = A \cdot x + B \cdot u \\ y = C \cdot x + D \cdot u \end{cases} \quad (1.1)$$

1.3.1 Défauts capteurs et défauts actionneurs

Un dysfonctionnement dans l'actionneur provoque un changement brusque dans la commande nominale qui prend alors la forme :

$$u_f = u + (I - \Sigma_A) \cdot (\bar{u} - u) \quad (1.2)$$

où $\bar{u} \in \mathbb{R}^m$ est un vecteur (pas nécessairement constant) qu'on ne peut pas manipuler et où $\Sigma_A = \text{diag}\{\sigma_1^a, \sigma_2^a, \dots, \sigma_m^a\}$, $\sigma_i^a \in \mathbb{R}$. Ainsi, $\sigma_i^a = 0$ représente un défaut total (ou une défaillance complète) du $i^{\text{ème}}$ actionneur du système de manière à ce que le signal de commande provenant de cet actionneur devient égal au $i^{\text{ème}}$ élément du vecteur incontrôlable \bar{u} , c'est-à-dire $u_f(i) = \bar{u}(i)$. D'autre part, $\sigma_i^a = 1$ implique que le $i^{\text{ème}}$ actionneur fonctionne normalement, c'est-à-dire $u_f(i) = u(i)$. Les quantités σ_i^a prennent aussi des valeurs entre 0 et 1 en cas de défaut partiel.

En remplaçant la commande nominale u par sa forme en cas de défaut u_f on obtient le modèle d'état:

$$S_{\text{def},a,\text{mult}} : \begin{cases} \dot{x} = A \cdot x + B \cdot \Sigma_A \cdot u + B \cdot (I - \Sigma_A) \cdot \bar{u} \\ y = C \cdot x + D \cdot \Sigma_A \cdot u + D \cdot (I - \Sigma_A) \cdot \bar{u} \end{cases} \quad (1.3)$$

Les modèles de la forme (1.3) sont dits à défauts multiplicatifs et ont été largement utilisés dans la littérature FTC [9]. D'une manière similaire, les défauts de capteurs représentent des mesures différentes des valeurs réelles des variables de sortie. Ils peuvent être représentés comme suit :

$$y_f = y + (I - \Sigma_s) \cdot (\bar{y} - y) \quad (1.4)$$

$$\Sigma_s = \text{diag}\{\sigma_1^s, \sigma_2^s, \dots, \sigma_m^s\}, \sigma_i^s \in \mathbb{R}$$

Si $\sigma_j^s = 0$, il s'agit d'un défaut total du $j^{\text{ème}}$ capteur et si $\sigma_j^s = 1$, le $j^{\text{ème}}$ capteur fonctionne correctement. En cas de défauts de capteurs, le système (1.1) devient :

$$S_{\text{def},s,\text{mult}} : \begin{cases} \dot{x} = A \cdot x + B \cdot u \\ y = \Sigma_s \cdot C \cdot x + \Sigma_s \cdot D \cdot u + (I - \Sigma_s) \cdot \bar{y} \end{cases} \quad (1.5)$$

La combinaison des deux types de défauts multiplicatifs (actionneur et capteur) change le modèle (1.1) en :

$$S_{\text{mult}} : \begin{cases} \dot{x} = A \cdot x + B \cdot \Sigma_A \cdot u + b(\Sigma_A, \bar{u}) \\ y = \Sigma_s \cdot C \cdot x + \Sigma_s \cdot D \cdot \Sigma_A \cdot u + d(\Sigma_A, \Sigma_s, \bar{u}, \bar{y}) \end{cases} \quad (1.6)$$

$$\text{Avec : } \begin{cases} b(\Sigma_A, \bar{u}) = B \cdot (I - \Sigma_A) \cdot \bar{u} \\ d(\Sigma_A, \Sigma_s, \bar{u}, \bar{y}) = \Sigma_s \cdot D \cdot (I - \Sigma_A) \cdot \bar{u} + (I - \Sigma_s) \cdot \bar{y} \end{cases}$$

Le modèle multiplicatif est utilisé pour représenter la majorité des défauts de capteurs et d'actionneurs mais ce n'est pas autant pour les défauts des composants du système. Cette représentation est le plus souvent utilisée dans la conception de régulateurs reconfigurables dans un système FTC actif.

1.3.2 Représentation additive

La représentation additive des défauts est plus utilisée que la représentation multiplicative, le système d'état prend alors la forme :

$$S_{add} : \begin{cases} \dot{x} = A \cdot x + B \cdot u + F \cdot f_f \\ y = C \cdot x + D \cdot u + E \cdot f_f \end{cases} \quad (1.7)$$

Où $f_f \in \mathbb{R}^{nf}$ est un signal décrivant les défauts. Cette méthode peut en principe être utilisée pour représenter une large classe de défauts y compris les capteurs, actionneurs et composants système.

Cependant, l'utilisation du modèle (1.7) induit un signal f_f dépendant de u , y , et x . Par exemple, si on veut représenter additivement un défaut total dans tous les actionneurs (mettre $\Sigma_A = 0$ et $\bar{u} = 0$ dans 1.2) alors, pour avoir (1.7) équivalent à (1.3) on doit avoir un signal f_f vérifiant:

$$\begin{bmatrix} F \\ E \end{bmatrix} \cdot f_f = - \begin{bmatrix} B \\ D \end{bmatrix} \cdot \Sigma_A \cdot u \quad (1.8)$$

ce qui rend f_f dépendant de u et complique par conséquent la conception du régulateur. Par contre, ceci n'a pas lieu dans la représentation multiplicative (Figure 1.4)

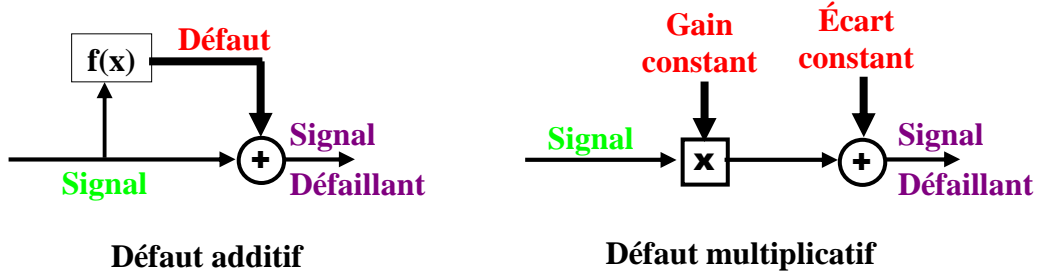


Fig. 1.4 Représentation additive et multiplicative

Un autre inconvénient de la représentation additive des défauts de capteurs et d'actionneurs est qu'en termes de relation entrée-sortie ces deux défauts sont très difficiles à distinguer. En effet, supposons que le modèle :

$$\begin{cases} \dot{x} = A \cdot x + B \cdot u + f_f^a \\ y = C \cdot x + D \cdot u + f_f^s \end{cases} \quad (1.9)$$

Soit utilisé pour représenter les défauts dans les capteurs et les actionneurs. La fonction de transfert correspondante s'écrit :

$$y(t) = (C \cdot (sI - A)^{-1} B + D) \cdot u + C \cdot (sI - A)^{-1} f_f^a + f_f^s \quad (1.10)$$

et il devient claire que l'effet d'un défaut d'actionneur sur la sortie peut être représenté par f_f^a mais aussi par f_f^s .

Un avantage des modèles additifs est que les défauts sont représentés par des signaux et non pas par des changements dans les matrices d'état du système, comme c'est le cas pour la représentation multiplicative. C'est pour cela que la majorité des méthodes FDD se basent sur la représentation additive [53].

1.3.3 Défauts de Composants système

Les défauts des composants du système sont les plus rencontrés car ils incluent pratiquement tout changement dans quelque élément que ce soit du système. Ils provoquent des changements dans toutes les matrices de la représentation d'état du système car celles-ci dépendent pratiquement des mêmes paramètres physiques subissant des changements. Les défauts de composants système sont en général modélisés sous la forme d'un système à paramètres variables.

$$\begin{cases} \dot{x} = A(f) \cdot x + B(f) \cdot u \\ y = C(f) \cdot x + D(f) \cdot u \end{cases} \quad (1.11)$$

Où $f \in \mathbb{R}^{nf}$ est un vecteur représentant les défauts.

1.4 Composantes principales d'un FTCS (passif-actif).

1.4.1 Les FTC passifs

Ils sont basés sur les techniques de commande robuste et visent la conception d'un régulateur (Robuste) capable de rendre le système en boucle fermée insensible à certains défauts. Cette approche ne nécessite pas une détection en ligne des défauts et est donc du point de vue calcul plus attractive. Parmi les techniques FTC passives on trouve :

- a) **La commande fiable (Reliable control)** : Qui rend le système en boucle fermée fiable, c.à.d. qu'il maintienne la stabilité et les performances pour tous les défauts préconfigurés. On calcul un régulateur qui optimise (au sens LQR ou H_∞) les performances dans la situation la plus dégradée (worst fault performance) [40].
- b) **Commande Robuste**: Techniques basées en générale sur la théorie de contre-réaction quantitative (quantitative feedback theory) [70] ou la conception d'un régulateur robuste au sens H_∞ [15]. Qui garantit les performances désirées dans des conditions normales mais aussi en présence de certains défauts.

L'approche passive n'est pas très appliquée à cause de ses désavantages :

- Afin d'atteindre la robustesse vis à vis des défauts, usuellement, un ensemble très restreint de défauts est considéré. Souvent seulement les défauts ayant un effet réduit sur le comportement du système peuvent être traités par cette approche.
- Assurer la robustesse vis à vis des défauts, ne peut se faire sans réduire les performances nominales du système. Comme les défauts sont des phénomènes qui arrivent rarement, il n'est pas raisonnable de dégrader les performances nominales du système pour un ensemble très réduit de défauts.

1.4.2 Les FTC actifs

Ils sont basés sur la reconfiguration du régulateur, ou la sélection/mixage de régulateurs préconfigurés. Cette approche nécessite en général un bloc de détection et de diagnostic des défauts (FDD bloc), voir figure 1.5, qui utilise les entrées/sorties du système pour détecter et localiser les défauts et en fournir des estimées à un mécanisme de reconfiguration (RM) qui change les paramètres et/ou la structure du régulateur afin d'assurer des performances acceptables dans le régime post-défauts.

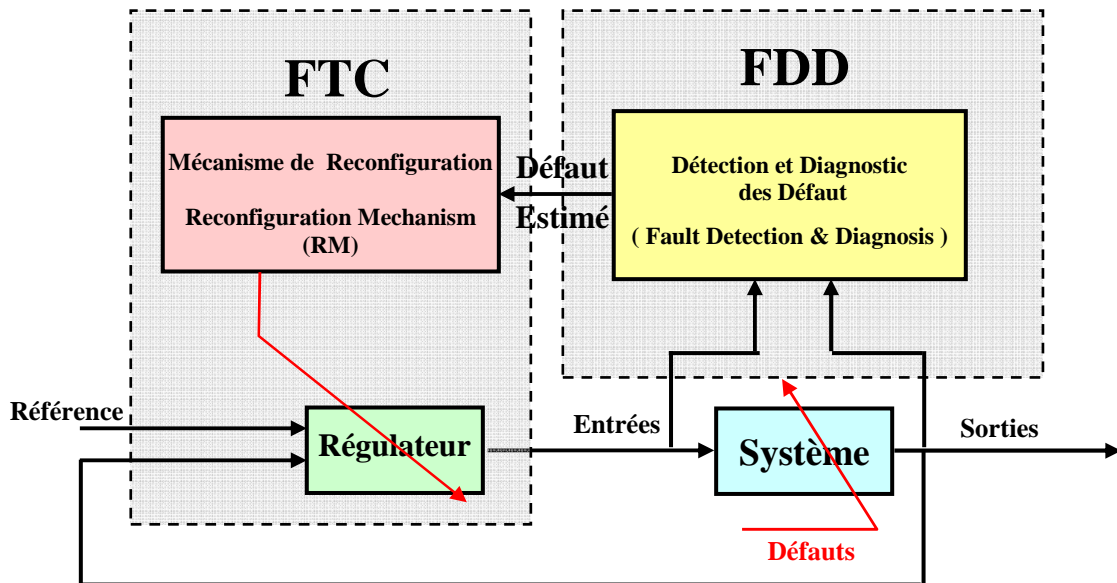


Fig. 1.5 Composants d'un système FTC actif

Les méthodes de conception de régulateurs poste-défauts actifs se subdivisent en deux catégories : méthodes à *base de projection* et méthodes par *reconfiguration en ligne*.

- a) **Dans les méthodes à base de projection**, le régulateur est sélectionné dans un ensemble de régulateurs conçus off line. Chaque régulateur étant convenable à une situation particulière, il est activé lorsque les défauts qu'il tolère sont détectés par le bloc FDD. Une classe restreinte de défauts peut être traitée de cette manière.
- b) **Dans les méthodes à base de reconfiguration**, on calcule en ligne soit les paramètres du régulateur pour une commande reconfigurable ; soit la structure et les paramètres du régulateur pour une commande restructurable. Bien que les performances de la commande restructurable soient supérieures à celles de la commande reconfigurable et la commande à base de projection off line, elle est plus exigeante en temps de calcul et elle se réduit en général en une optimisation en ligne.

Grâce à leurs meilleures performances et leur capacité de traiter une large classe de défauts, les méthodes FTC actives sont plus développées dans la littérature que les méthodes passives. Une vue d'ensemble des techniques utilisées est donnée dans la suite.

1.4.2.1 Pseudo Inverse

La méthode du pseudo inverse [43] (PIM= Pseudo-Inverse Method) est l'une des méthodes FTC les plus citées grâce à sa simplicité et sa capacité de traiter une grande classe de défauts système. Elle considère un système nominal de la forme :

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx \end{cases} \quad (1.12)$$

Avec une commande en retour d'état linéaire $u = Fx$, en supposant l'état accessible à la mesure. La méthode permet une représentation poste défauts avec la nouvelle loi de commande reconfigurée sous la même structure i.e.: $u_R = F_R \cdot x_f$:

$$\begin{cases} \dot{x}_f = A_f x_f + B_f u_R \\ y_f = C_f x_f \end{cases} \quad (1.13)$$

Le but alors est de déterminer le gain du retour d'état capable de minimiser l'écart (défini en bas) entre les valeurs que prend la matrice A en présence et en absence de défauts.

$$PIM : \begin{cases} F_R = \arg \min \|(A + BF) - (A_R + B_R F_R)\|_F \\ F_R = B_f^+ (A - A_f + BF) \end{cases} \quad (1.14)$$

Où B_f^+ est le pseudo inverse de la matrice B_f .

Les avantages de cette approche sont d'une part, sa simplicité ce qui la rend convenable à une implémentation en ligne, et d'autre part, la possibilité d'exprimer le changement dans toutes les matrices d'état en cas de défaut. Un inconvénient majeur est cependant le fait que la commande calculée par (1.14) n'assure pas dans tous les cas la stabilité du système en boucle fermée. Pour éviter ce problème, la méthode du pseudo inverse a été modifiée de manière à résoudre le problème tout en assurant la stabilité du système en boucle fermée.

1.4.2.2 Attribution d'une structure propre (Eigenstructure assignment)

L'attribution d'une structure propre au système ou : The eigenstructure assignment (EsA) méthode [63] afin de reconfigurer le régulateur est une méthode plus intuitive que la méthode du pseudo inverse, son objectif est de ramener la structure propre (c'est-à-dire les vecteurs et les valeurs propres) de la matrice A du modèle en boucle fermée en cas de défauts à la structure propre nominale. L'idée principale est d'affecter exactement certaines valeurs propres dominantes et en même temps de minimiser l'écart entre les vecteurs propres correspondants (norme $\| \cdot \|_2$). La procédure a été développée pour un retour d'état et un retour de sortie.

Plus particulièrement, dans le cas d'un retour d'état, si $\lambda_i, i = 1, 2, \dots, n$ sont les valeurs propres de la matrice dynamique du système nominal en boucle fermée obtenu par l'interconnexion de (1.12) et la commande par retour d'état constant $u = Fx$, et si v_i sont leurs vecteurs propres correspondants, alors, la méthode EsA calcul le gain du retour d'état pour le système avec défauts (1.13) comme étant la solution du problème suivant:

$$EsA : \begin{cases} \text{trouver} & : F_R \\ \text{tel que} & : (A_R + B_R F_R) \cdot v_{f,i} = \lambda_i \cdot v_{f,i} \\ \text{et} & : v_{f,i} = \arg \min \|v_i - v_{f,i}\|_{W_i}^2 \\ \text{et} & : \|v_i - v_{f,i}\|_{W_i}^2 = (v_i - v_{f,i})^T \cdot W_i \cdot (v_i - v_{f,i}) \end{cases} \quad (1.15)$$

En d'autres termes, le nouveau gain F_R doit être tel que les pôles du système bouclé résultant coïncident avec les pôles du système bouclé nominal, et qu'en plus, les vecteurs propres des matrices dynamiques des deux systèmes soit le plus rapprochées que possible. Comme c'est les valeurs propres et les vecteurs propres qui déterminent le comportement temporel du système bouclé, cette méthode peut être regardée comme une tentative de préserver les caractéristiques nominales de la réponse temporelle du système après l'apparition des défauts. Ceci paraît plus « naturel » en tant qu'objectif que celui de la méthode du pseudo inverse, et en plus la stabilité est garantie. Le volume de calcul de cette approche n'est pas élevé du moment que la solution analytique de (1.15) est disponible, ce qui veut dire l'absence du besoin d'une optimisation en ligne. Le désavantage est que les incertitudes du bloc FDD ne sont pas facilement incorporées au problème d'optimisation et que par conséquent, uniquement des régulateurs statiques sont considérés.

1.4.2.3 Commande multi-modèles (Multiple Model)

La méthode à modèles multiples (MM ou multiple model) [90] est une autre approche FTC active qui appartient plutôt à la classe de méthodes basées sur la projection que la classe des méthodes à reconfiguration en ligne. Elle est basée sur un ensemble de modèles linéaires M_i $i=1, \dots, N$ qui décrivent le système dans différentes conditions de fonctionnement, c'est-à-dire la présence de différents défauts. Pour chaque modèle M_i , un régulateur R_i est conçu off line. La clef dans la conception est d'élaborer une procédure (probabilistique) qui détermine l'action de commande globale au moyen d'une combinaison pondérée des différents régulateurs R_i . L'action de mixage (mixing) est parfois appelée "mélange" (blending). Le mixage est généralement basé sur une banque de filtres de Kalman chacun étant conçu pour un des modèles M_i . Sur la base des résidus des filtres de Kalman, les probabilités $\mu_i \geq 0$ de chaque modèle pour qu'il soit actif sont calculées et jouent le rôle de pondérations dans l'expression de l'action de la commande globale :

$$u = \sum_{i=1}^{i=N} \mu_i u_i ; \sum_{i=1}^{i=N} \mu_i = 1 \quad (1.16)$$

Où u_i est l'action du régulateur R_i conçu pour le modèle M_i .

La méthode à base de modèles multiples est très valable pour la modélisation et la commande des systèmes non linéaires. Cependant, ces approches considèrent uniquement un nombre restreint de défauts et construisent un modèle local pour chaque défaut anticipé. À un instant donné, un seul modèle M_i est considéré comme actif et sa probabilité approche donc la valeur de un ($\mu_i \approx 1$), et toutes les autres pondérations se rapprochent de zéro. Ceci veut dire que seulement le régulateur correspondant au modèle M_i est actif en ce moment.

L'inconvénient est que si le modèle présent ne figure pas parmi les modèles pré-calculés M_i (le système étant affecté par un défaut non prédéfini), alors, la commande globale (1.16) n'est pas optimale pour ce modèle et on risque même de perdre la stabilité. Un autre désavantage est que les incertitudes sont considérées absentes pour le modèle et pour les pondérations μ_i .

1.4.2.4 Commutation de régulateurs (Controller switching)

Cette méthode représente pratiquement la classe des méthodes FTC actives à base de projection [31]. Comme pour la méthode MM, le point de départ est un ensemble de modèles linéaires représentant le système dans différentes situations de défauts prédéfinis. Un régulateur est ensuite calculé pour chaque modèle et devient actif lorsque la dynamique du système s'approche du modèle lui correspondant. La différence par rapport à la méthode MM est qu'il n'y a pas de mixage de régulateurs mais une commutation, c'est-à-dire un seul régulateur est actif à un instant donné.

Les résidus sont calculés à partir de la différence entre les sorties des modèles M_i et les sorties mesurées du système puis sont exploités pour sélectionner le modèle M_i le plus représentatif du système dans le mode de fonctionnement actuel. Une approche intéressante propose d'effectuer la commutation sur la base de performances en boucle fermée. On affecte plus d'attention à la conception de la banque de régulateurs d'une façon globale en utilisant des équations de Riccati couplées et en considérant que les défauts et le bloc FDD sont des processus de Markov du 1^{er} ordre à matrices de transition connues.

L'inconvénient de l'approche est qu'elle peut traiter juste un ensemble limité de défauts prédéfinis, et l'avantage est la prise en charge des incertitudes sur les modèles locaux par la conception de régulateurs locaux robuste vis-à-vis d'elles.

1.4.2.5 Bloc FDD et FTC intégrés (Integrated FDD & FTC)

Plusieurs travaux ne considèrent pas séparément les blocs FTC et FDD mais les combinent plutôt dans une même structure [89]. Par exemple, plusieurs approches de commande à base de modèles multiples peuvent facilement être combinées avec des schémas FDD multi-modèle comme l'estimateur d'Interaction Multi Modèle (Interacting Multiple Model (IMM) estimator).

Il y a cependant, plusieurs autres approches intégrant les blocs FDD et FTC : combinaison des approches FDD à base de modèles multiples avec la redistribution de la commande ou avec régulateur PID, combinaison de méthodes FDD et FTC adaptatives, reconfiguration basée sur l'ajout d'un résidu issu du bloc FDD à la commande nominale.

Ces méthodes intégrées ne considèrent pas les incertitudes des modèles néanmoins. En plus, généralement, un bloc FDD est directement connecté à un bloc FTC en affectant peu d'attention à la possibilité d'avoir des informations erronées ou imprécises du bloc FDD.

1.4.2.6 Modèle de référence (Model Following)

La méthode à base de modèle de référence est une autre approche FTC active [10], qui considère un modèle de la forme :

$$\begin{cases} \dot{x}_M = A_M x + B_M r \\ y_M = x_M \end{cases} \quad (1.17)$$

Où r est une trajectoire de référence. Le but est de calculer les matrices K_r et K_x tel que l'interconnexion du système en boucle ouverte (1.12) et la commande par retour d'état $u = K_r r + K_x x$ résulte en le modèle de référence. À cette fin, le modèle de référence et le modèle en boucle fermée sont écrits:

$$\begin{cases} \dot{y}_M = A_M x_M + B_M r, \\ \dot{y} = (CA + CBK_x)x_M + CBK_r r, \end{cases} \quad (1.18)$$

Tel que la poursuite parfaite du modèle de référence est assurée - en supposant que le système est carré et que la matrice CB n'est pas singulière - lorsque :

$$PMF : \begin{cases} K_x = (CB)^{-1}(A_M - CA), \\ K_r = (CB)^{-1}B_M, \end{cases} \quad (1.19)$$

Lorsque les matrices A , B ne sont pas exactement connues, on peut les remplacer par des estimations (\hat{A}, \hat{B}) et on obtient la méthode dite indirecte (*explicite*). La méthode indirecte ne garantit pas la stabilité en boucle fermée, et la matrice CB peut ne pas être inversible. Pour éviter l'estimation des paramètres du système, on emploie la méthode directe (*implicite*) qui estime directement les matrices gains K_r et K_x d'une manière adaptative. Deux approches directes existent, l'une basée sur les erreurs en entrée et l'autre sur les erreurs en sortie.

Les méthodes à base de modèle de référence ont l'avantage de ne pas nécessiter un bloc FDD. Un inconvénient majeur est cependant qu'elles ne sont pas applicables aux défauts de capteurs en plus au fait qu'elles ne prennent pas en compte les incertitudes du modèle.

1.4.2.7 Commande adaptative (Adaptive Control)

La commande adaptative forme une classe très convenable pour l'approche FTC active [24], [43]. Grâce à leur capacité d'adaptation automatique aux changements des paramètres du système, ces méthodes peuvent être qualifiées de « Auto configurables » c'est-à-dire que souvent elles ne nécessitent pas un mécanisme de reconfiguration et un bloc FDD (Fig 1.5). Ceci est cependant vrai généralement pour des défauts de composants et des défauts d'actionneurs mais pas pour certains défauts de capteurs. Si on utilise par exemple une technique de commande adaptative basée sur le retour de sortie pour compenser les défauts au niveau des capteurs, celle-ci va forcer les mesures erronées (au lieu du signal réel) à suivre la référence ce qui peut déstabiliser le système. En effet, en cas de défaut total du capteur, un régulateur adaptatif augmente le signal de commande pour égaliser le signal mesuré au signal de référence et ce n'est pas possible à cause du défaut total du capteur.

Dans des cas pareils, un bloc FDD est employé pour détecter les défauts capteurs et un mécanisme de reconfiguration prend en charge la mise à jour des paramètres du régulateur adaptatif. Notons ici que les méthodes à modèle de référence (l'approche directe) et les méthodes à modèle multiples (MM) appartiennent elles aussi à la classe des commandes FTC adaptatives. Les méthodes de commande FTC linéaire à variation paramétrique (Linear parameter varying LPV) font aussi partie de cette classe.

1.4.2.8 Commande prédictive (Model Predictive Control)

La commande prédictive (Model predictive control (MPC)) [64] relève des stratégies de commande industrielles ayant reçu le plus d'attention ces derniers temps. A cause de la procédure d'optimisation qui doit être exécutée à tout instant, cette méthode est plutôt intéressante pour les processus lents tel que ceux de l'industrie chimique. L'optimisation est basée sur la minimisation de l'écart (au sens de la norme vectorielle du second ordre) entre une prédiction de la sortie du système et la trajectoire de référence désirée. En plus, la commande prédictive offre la possibilité de traiter explicitement les contraintes sur les entrées et l'état du système en les introduisant dans le problème d'optimisation. L'architecture de la MPC permet d'embarquer la tolérance aux défauts d'une façon relativement simple :

- a- En redéfinissant les contraintes pour représenter certains défauts (d'actionneurs en général)
- b- En changeant le modèle interne
- c- Changer les objectifs de la commande afin de monter les limitations causées par les défauts

De cette façon, il n'est pas question d'exécuter une procédure additionnelle d'optimisation en ligne si un défaut est diagnostiqué. La méthode possède une propriété intrinsèque d'auto-reconfiguration. Cependant, si la commande prédictive à base de retour d'état est interconnectée avec un observateur, on doit prendre en considération la reconfiguration appropriée de l'observateur pour avoir une estimation tolérante aux défauts.

Avec sa caractéristique d'auto-reconfiguration, la commande prédictive est très convenable à la conception d'une commande FTC. La majorité des approches MPC basées sur des représentations d'état considèrent néanmoins que l'état du système est accessible à la mesure. Dans ce cas, les algorithmes peuvent facilement être étendus pour traiter les incertitudes de modélisation. Lorsque l'état n'est pas mesuré, s'il n'y a pas d'incertitudes dans le modèle, un observateur peut fournir des estimations des composantes manquantes. Dans le cas où des perturbations sont présentes, le principe de séparation n'est plus valide et il n'est donc pas possible de calculer séparément la commande prédictive à retour d'état et l'observateur.

1.4.2.9 Optimisation en ligne/redesign

Les approches basées sur le re-design et l'optimisation en ligne sont du point de vue calcul plus coûteuses [12]. La méthode à redistribution (re-allocation) de la commande est par exemple une approche d'optimisation en ligne. C'est une stratégie usuellement appliquée dans le contrôle d'avions pour assurer une tolérance aux défauts d'actionneurs, où une importante redondance matérielle à lieu dans les effecteurs. Le but c'est de redistribuer l'action de l'effecteur sujet d'un défaut, sur le reste des effecteurs au moyen d'une optimisation en ligne.

1.4.2.10 Mesures et estimations tolérantes aux défauts

Une estimation d'état tolérante aux défauts est une question importante lorsque le régulateur dépend des estimations d'état que lui fournit un observateur [83]. Dans un cas similaire, les défauts de capteurs, actionneurs et de composants résultent en des estimations incorrectes qui alimentent le régulateur. Ceci dégrade les performances et/ou déstabilise le système. Pour les régulateurs à retour de sortie, la méthode de masquage des défauts de capteurs est un exemple de techniques apportant une grande tolérance aux défauts dans les mesures en les remplaçant par des estimations.

1.4.2.11 Intelligence artificielle

Les méthodes basées sur les techniques I-A ou les techniques méta-heuristiques telles que les réseaux de neurones et la logique floue ont, elles aussi, intéressé la communauté FTC [23]. Ces méthodes ont l'avantage d'être applicables pour des fins FTC aux systèmes non-linéaires modélisés en général à partir d'un modèle flou de Takagi- Sugeno. Les capacités d'apprentissage de ces méthodes rendent possible l'adaptation du modèle et du régulateur en cas de défaut dans le système.

1.5 Diagnostic des systèmes dynamiques

Le diagnostic des systèmes dynamiques est une procédure qui consiste à détecter et localiser un composant ou un élément défectueux dans ces derniers. La détection est définie par la capacité d'avoir une information sur l'état du système dans le cas d'apparition d'un ou plusieurs défauts [69]. La figure 1.6 représente la structure générale d'une procédure de diagnostic, où le module de diagnostic est alimenté par toute information et mesure disponible (observation, modèle, capteur...) sur le système. Cette connaissance inclut les mesures des variables et toute autre information pouvant être utile pour le diagnostic.

Le module de diagnostic traite les observations et les mesures, et produit une information sur les défauts possibles pouvant affecter le système au cours du temps. Souvent, le système est régulé par un contrôleur dans le but d'améliorer ses performances. Dans ce cas, les variables connues sont les sorties du contrôleur et les mesures de sorties fournies par les capteurs.

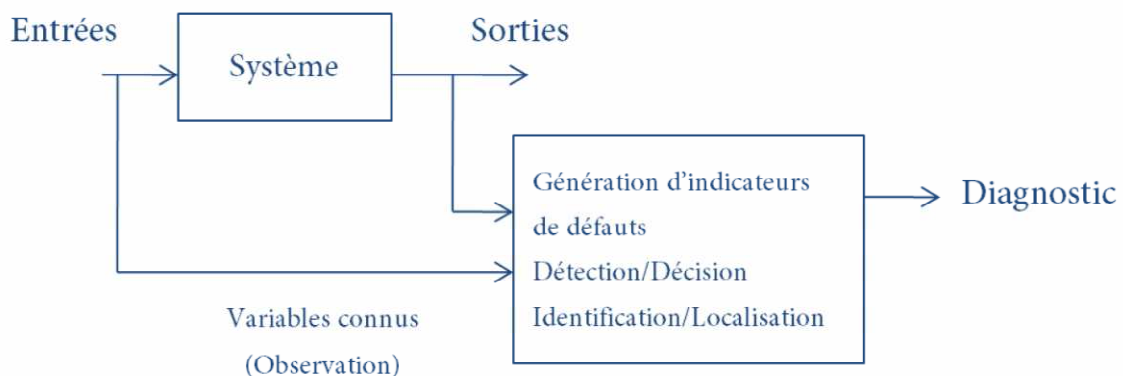


Fig. 1.6 Principe général du diagnostic [89]

1.5.1 Redondance de l'information

Pour détecter les éléments défectueux d'un système, un certain degré de redondance est requis. La redondance est définie par le fait de disposer d'une même information de plusieurs manières, et est utilisée pour effectuer des tests de cohérence entre les variables mesurées et les variables du modèle, afin de prendre une décision sur l'existence d'un défaut ou pas [6].

Dans les applications à haut risque, (les systèmes de commande et de surveillance des centrales nucléaires ou les systèmes de pilotage et de navigation des avions) la redondance peut être assurée au moyen de mesures supplémentaires, d'où le nom de la redondance matérielle. Par exemple, les capteurs peuvent être doublés ou triplés et une procédure de vote majoritaire permet de savoir lequel est en défaut ou non. La redondance matérielle a l'avantage d'être fiable et donne un rendement élevé, mais cette approche a des inconvénients physiques liés au poids et à l'espace occupé par le matériel ajouté ainsi que des inconvénients économiques car elle engendre un surcoût. De plus, il arrive que pour des raisons techniques d'installation, les composants ne peuvent pas être dupliqués.

L'alternative à la redondance matérielle est la redondance analytique [6], qui est définie par l'existence d'une ou plusieurs relations ne faisant intervenir que des grandeurs mesurables, vraies en l'absence de défaut. L'infirmité de ces relations met en évidence la présence d'un ou de plusieurs défauts.

1.6 Terminologie du diagnostic des systèmes

Afin d'unifier les terminologies liées au diagnostic, ces définitions sont suggérées par le Comité Technique SAFEPROCESS de l'IFAC [32], [42] :

1.6.1 Fonctionnement normal d'un système

Un système est dit dans un état de fonctionnement normal lorsque les variables le caractérisant (variables d'état, variables de sortie, variables d'entrée, paramètres du système) demeurent au voisinage de leurs valeurs nominales. Le système est dit défaillant dans le cas contraire.

1.6.2 Défaut

Un défaut correspond à la déviation non permise d'au moins une propriété ou variable caractéristique du système par rapport à son comportement acceptable ou habituel ou standard.

1.6.3 Défaillance

Une défaillance est une altération ou cessation de l'aptitude d'un système à accomplir correctement sa (ses) fonction(s) requise(s) en garantissant les performances définies dans des spécifications techniques. La défaillance implique l'apparition d'un défaut puisqu'il existe un écart entre la caractéristique mesurée et théorique. Par contre, un défaut n'implique pas nécessairement une défaillance puisque le dispositif peut très bien continuer à assurer sa fonction principale.

1.6.4 Panne

Une panne est une interruption permanente d'une ou de plusieurs des capacité(s) du système à exécuter une (des) fonction(s) requise(s) dans des conditions de fonctionnement spécifié. Dans le cadre de la maintenance préventive conditionnelle, il est clair que le diagnostic doit permettre de détecter et de localiser un défaut avant que celui-ci ne conduise à une défaillance ou à une panne qui entraînerait l'arrêt du système (Défaut → Défaillance → Panne).

1.6.5 Détection et localisation de défauts

La détection d'un défaut est effective lorsque le mode de bon fonctionnement (sans défaut) ne permet plus d'expliquer le comportement du système. La fonction de détection détermine la présence ou non du défaut ainsi que l'instant de l'apparition. La localisation d'un défaut a lieu, à l'issue de sa détection, il s'agit de déterminer le ou les éléments qui sont à l'origine de son apparition.

1.7 Notion de résidu

Dans la majorité des cas, les mesures et les informations acquises sur un processus ne permettent pas la détection directe d'un défaut. La détection de défauts doit donc passer par la génération d'un indicateur de défaut, couramment appelé **résidu** [6]. C'est un indicateur défini par une relation de consistance. Il est conçu afin d'être nul en moyenne dans un cas de bon fonctionnement. En revanche, dans un cas avec défaut, le résidu s'éloigne de sa valeur moyenne nulle et permet d'indiquer la présence du défaut.

Ces indicateurs issus de l'étape appelée "génération de résidu" sont des signaux résultant de transformations mathématiques leur permettant d'être sensibles aux défauts recherchés. De manière générale, le vecteur de mesure y est lié au vecteur d'état x , au vecteur de commande u , au vecteur des paramètres θ , au vecteur des perturbations v et au vecteur des défauts f par une relation (fonction) F relative au comportement du processus :

$$y = F(x, u, \theta, v, f) \quad (1.20)$$

Un résidu est un vecteur dont la dimension dépend à la fois de la méthode utilisée pour sa génération et du système étudié, avec $r = 0$ dans un cas sans défaut f et sans perturbation v

$$r = G(y - F(x, u, \theta, v, f)) \quad (1.21)$$

Chacune des composantes du résidu est plus ou moins sensible à la présence de défauts. Enfin, il est important de noter que la fonction de "génération de résidu" (G) prendra des formes différentes suivant la méthode de diagnostic utilisée.

1.8 Générateur de résidu

Pour qu'un signal généré à partir des entrées et des sorties d'un système soit un résidu, il faut qu'il soit affecté par un sous-ensemble de défauts. Un résidu est un signal indicateur de défauts. Il reflète la cohérence des données mesurées vis-à-vis du modèle comportemental du système. Un générateur de résidu $Q(s)$ est un système qui filtre les entrées $U(s)$ et sorties $Y(s)$ du système à surveiller et génère un signal appelé résidu. C'est sur l'étude de ce signal particulier que reposent les procédures de diagnostic [6], [42]. s étant la variable de Laplace.

$$R(s) = Q(s) \begin{pmatrix} Y(s) \\ U(s) \end{pmatrix} \quad (1.22)$$

Généralement, lorsqu'un modèle est utilisé, seulement deux caractéristiques statistiques sont prises en compte pour caractériser le résidu : sa moyenne et/ou son écart type.

En pratique, on génère des résidus ayant une moyenne nulle en fonctionnement normal et différents de zéro en fonctionnement défaillant. De façon plus générale, on cherche toujours à calculer un vecteur de résidus $r(t)$ ayant les propriétés suivantes :

$$\begin{aligned} r(t) &= 0 \text{ quand } f(t) = 0 \\ r(t) &\neq 0 \text{ quand } f(t) \neq 0 \rightarrow \text{detection du défaut } f \\ r_i(t) \neq 0 \text{ et } r_j(t) = 0 \text{ quand } f_i(t) \neq 0 \text{ et } f_j(t) = 0 &\rightarrow \text{localiser le défaut } f_i \\ \lim_{t \rightarrow \infty} (f_i(t) - r_i(t)) &= 0 \rightarrow \text{identifier le défaut } f_i \end{aligned} \quad (1.23)$$

1.9 Procédure de détection de défauts

La procédure de détection a pour objectif de déterminer l'apparition et l'instant d'occurrence d'un défaut. Pour parvenir à cet objectif, on utilise des résidus qui sont obtenus en comparant le comportement du modèle du système à celui du système réel. Les résidus sont représentatifs des écarts entre le comportement mesuré/observé du système et le comportement de référence attendu lorsque le système fonctionne normalement. Un moyen générique de construire un résidu est d'estimer le vecteur de sortie y du système. L'estimée \hat{y} est alors soustraite du signal de sortie y afin de former le vecteur de résidus r suivant :

$$r = y - \hat{y} \quad (1.24)$$

En présence de défauts, le signal r ainsi s'écartera notablement de la valeur zéro et sera identique à zéro lorsque le système fonctionne normalement. Dans la pratique, le résidu n'a pas exactement une valeur nulle en l'absence de défauts car, lors de la phase de modélisation, plusieurs hypothèses simplificatrices sont introduites conduisant à un modèle qui ne reflète pas fidèlement le système réel. La même chose peut être dite sur la synthèse des observateurs, ou l'erreur d'observation n'est pas nulle, mais proche de la valeur « zéro ». De plus, les mesures effectuées sur le système sont le plus souvent entachées de bruits de mesure. Le vecteur de résidus s'écrit alors :

$$r = y_m - \hat{y} \quad (1.25)$$

Où y_m est la sortie mesurée du système qui est composée, en plus de la sortie réelle y , de bruits de diverses natures relatifs à l'instrumentation et aux incertitudes de modélisation. Dans cette situation, une méthode de détection élémentaire consiste à comparer la valeur du résidu à un seuil prédéfini ϵ (fonction des erreurs de modélisation). Une alarme est déclenchée à chaque franchissement de ce seuil à l'instant k , où $f(k)$ représente le vecteur des défauts.

$$\begin{cases} r(k) < \epsilon \Leftrightarrow f(k) = 0 \\ r(k) > \epsilon \Leftrightarrow f(k) \neq 0 \end{cases} \quad (1.26)$$

1.10 Détection de défauts à base de modèles

Ces méthodes sont basées sur l'utilisation de modèle mathématique, elles regroupent les techniques d'estimation d'état. L'utilisation de modèles peut être divisée en deux étapes principales [28].

i. Génération de résidus : Dans cette étape, les signaux d'entrée et de sortie du système sont utilisés pour générer un résidu, c'est-à-dire un signal mettant en évidence la présence d'un défaut.

ii. Analyse des résidus et la prise de décision : Durant la seconde étape, les résidus sont analysés pour décider s'il y a une présence de défaut et sur quel composant du système il est intervenu (localisation) et dans certains cas, déterminer la nature du défaut et sa cause (identification). La décision peut s'effectuer à l'aide d'un simple test de dépassement de seuil sur les valeurs instantanées ou des moyennes mobiles des résidus ou faire appel à la théorie de la décision statistique.

1.11 Méthodes de génération de résidus

De nombreuses méthodes permettant la génération de résidus en utilisant des modèles analytiques ont été proposées. Elles peuvent cependant être classées en trois catégories [28] :

1.11.1 Espace de parité

L'espace de parité est l'une des approches classiques qui utilisent l'algèbre comme outil pour le but de générer le résidu. L'ensemble des valeurs que peuvent prendre les résidus compose un espace de parité. Pour la détection de défauts basée sur l'utilisation de modèles, un résidu est généré en fonction des entrées et des sorties du processus indépendant « le plus possible ». En l'absence de défaut ce résidu est statistiquement nul et lors de l'apparition d'un défaut son amplitude évolue de manière significative. En absence de défaut le résidu ne reflète que l'action des bruits aléatoires et centrés. Si un défaut affecte le système et si sa direction n'est pas colinéaire à celle de l'écart alors son influence se traduira par un changement de la moyenne du résidu [69].

1.11.2 Estimation paramétrique

Elle se base sur l'estimation des paramètres du modèle après la modélisation en évaluant les écarts entre les paramètres du modèle (paramètres de référence) et leurs estimations lors du fonctionnement. Après la génération des résidus, on passe une autre phase appelée évaluation des résidus qui consiste à décider sur la présence d'anomalies dans le comportement du système et à localiser les composants en dysfonctionnement. Il existe deux approches pour la génération des résidus [69] :

- **Génération des résidus directionnels :** les résidus sont conçus de telle façon que le vecteur des résidus reste confiné dans une direction particulière de l'espace des résidus en réponse à un défaut particulier.
- **Génération des résidus structurels :** il s'agit de générer des résidus qui ne sont sensibles qu'à un sous-ensemble particulier de défauts. Les valeurs des résidus sont comparés à des seuils (0 : valeur du résidu en dessous du seuil, 1 : pour la valeur de résidu supérieur au seuil).

1.11.3 Observation-Reconstruction d'état

Le principe fondamental des méthodes de diagnostic à l'aide d'observateurs est la reconstruction d'une partie ou de l'ensemble des états/sorties du système à partir des grandeurs accessibles à la mesure (entrées et sorties du système). Les signaux indicateurs de défauts sont générés en formant la différence entre les grandeurs estimées et les grandeurs réelles. En absence de défauts, les différences convergent vers une valeur critique définie, et dès qu'un défaut apparaisse, ces différences ne sont plus égales à epsilon.

La figure 1.7 illustre le principe de la génération de résidus à base d'observateurs. C'est cette approche que nous allons utiliser pour diagnostiquer le système DCMD dans le chapitre 5. Cette approche est très présente dans la littérature vue sa flexibilité. Elle permet en effet, de générer différentes formes de résidus à partir de l'écart d'observation, mais aussi d'exploiter toute la gamme des techniques d'observation qui compte plusieurs composantes adaptées à la nature du problème d'estimation : système linéaire, non linéaire, continu, discret, perturbé, variant, déterministe, stochastique, affine en la commande, singulier,... etc. Nous n'allons pas détailler les techniques d'observation dans ce mémoire, mais nous en donnons un aperçu et quelques références au début du chapitre 4.

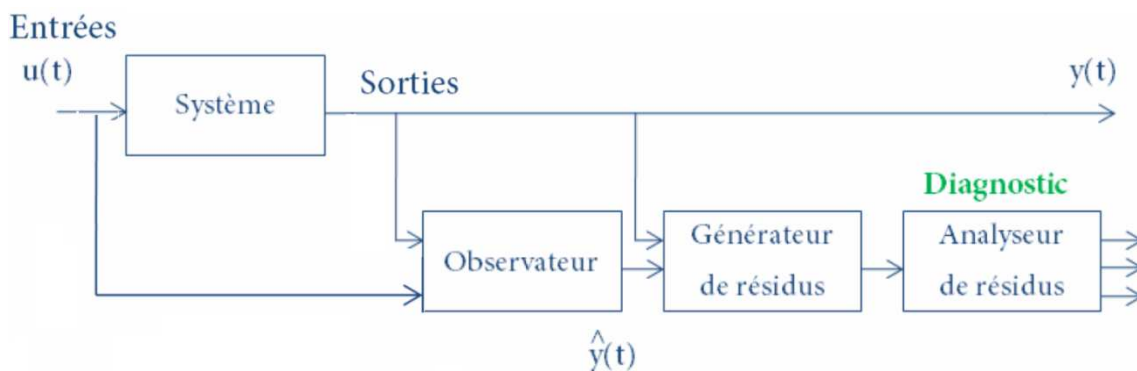


Fig. 1.7 Schéma fonctionnel d'un observateur générateur de résidus [59]

1.12 Conclusion

Dans ce premier chapitre nous avons résumé à titre d'introduction, les notions théoriques nécessaires au développement d'une approche de diagnostic ou d'une commande FTC. Nous avons donné une idée sur les avantages et les inconvénients de chaque représentation mathématique des défauts. Les points forts et les points faibles de chaque méthode de commande FTC ont été mis en évidence, ainsi que l'impacte du choix sur l'aspect pratique en terme de temps de calcul et de performances. Les techniques de diagnostic utilisées pour générer et analyser les résidus ont été également brièvement introduites. Les notions que nous utiliserons seront détaillées au besoin, c'est-à-dire la modélisation du système et des perturbations au chapitre 3, le choix d'une structure d'observation au chapitre 4, et enfin la modélisation des défauts et le développement d'une approche de diagnostic, au dernier chapitre.

Chapitre 02

Aperçu sur les techniques de dessalement

2.1 Introduction

Produire de l'eau douce à partir de l'eau saline (dessalement) ainsi que le traitement des eaux usées et leur recyclage, sont devenus des solutions « inévitables » du problème d'approvisionnement en eau auquel nous faisons face actuellement. Le dessalement de l'eau saline est de plus en plus reconnu comme une option viable puisque les coûts de production ont diminué de façon remarquable durant les dernières décennies. Le dessalement produit l'eau douce à partir de l'eau de mer ou l'eau souterraine saumâtre [78]. L'eau de mer et l'eau souterraine saumâtre sont dessalées à l'aide de deux approches différentes : la distillation par les procédés thermiques (par évaporation) et les procédés membranaires.

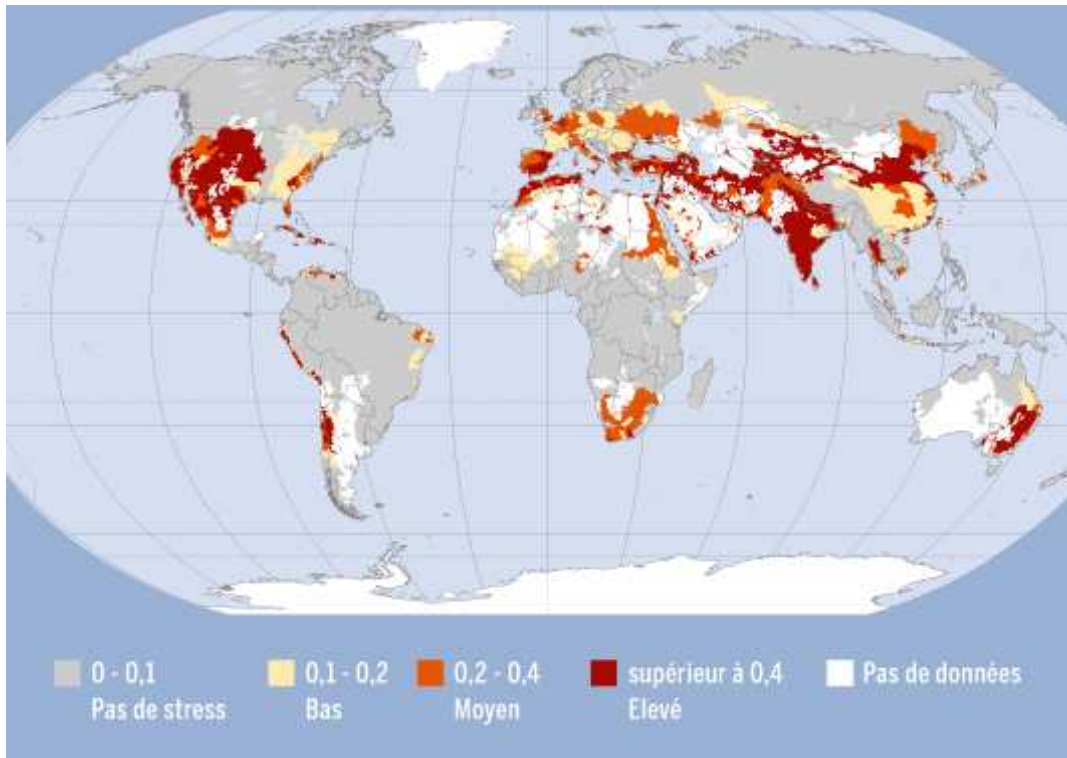
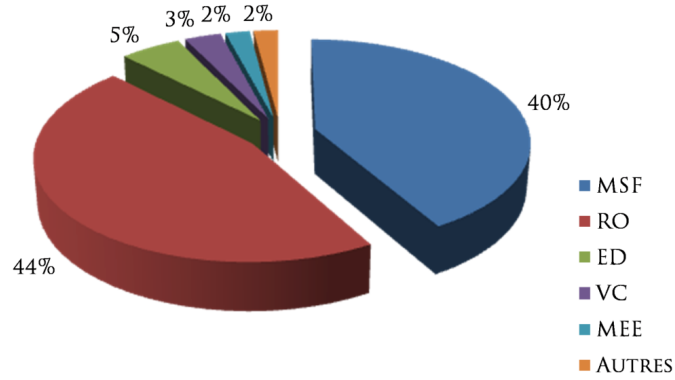


Fig. 2.1 Rapport entre les besoins en eau et les ressources disponibles (1981-2010)

En comparant la capacité des différentes approches, la distillation membranaire par osmose inverse (RO) mène avec 44 % de la capacité mondiale, suivie de près par un processus thermique appelée multi stage flash (MSF) avec 40 % de la capacité totale. Les autres 16 % sont répartis entre les autres processus, tels que l'électrodialyse (ED, 5 %), la compression de vapeur, (3 %), un processus appelé la distillation multi-effets (MEE, 2 %), et d'autres relativement nouveaux concepts (Figure 2.2) [88].

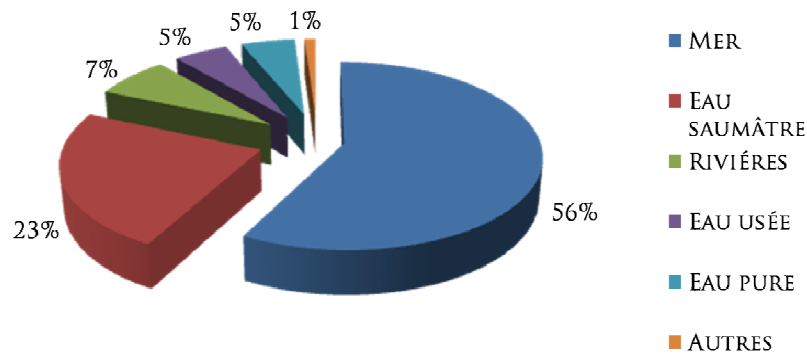
Les principales sources d'alimentation d'eau pour le dessalement sont, l'eau de mer à 58 %, et l'eau souterraine saumâtre, à 23 % (Figure 2.3).

Avec le développement de la technologie des membranes, le coût de l'obtention de l'eau douce à l'aide du processus de dessalement membranaire a considérablement diminué tout au long des deux dernières décennies (Figure 2.4).



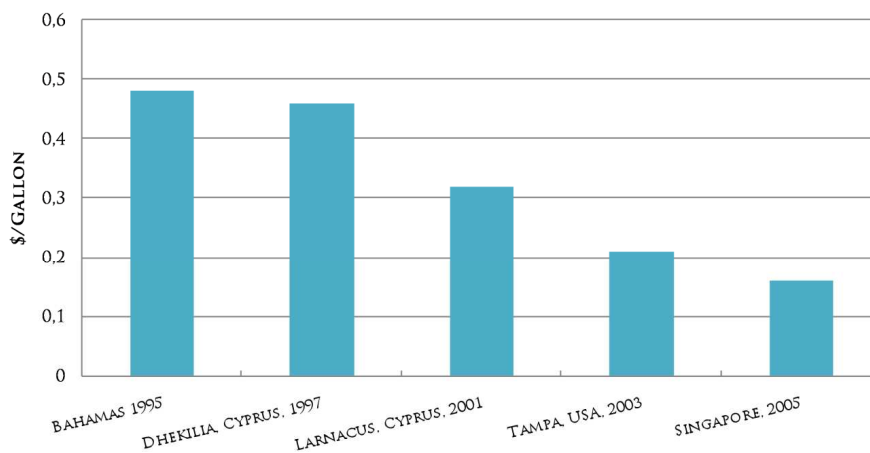
SOURCE : IDA 2002

Fig. 2.2 Capacité de dessalement mondiale par les différents procédés [79]



SOURCE : IDA 2002

Fig. 2.3 Les différentes sources d'eau pour les fins de traitement [79]



SOURCE : CRWPPC

Fig. 2.4 Évolution des coûts unitaires de production RO en fonction du temps [79]

2.2 Les technologies de dessalement

Le dessalement de l'eau peut être défini comme étant un processus qui permet d'obtenir de l'eau douce à partir de l'eau de mer, l'eau saumâtre, en éliminant les minéraux dissous (comme le NaCl). Les technologies actuelles mises en place à cette fin peuvent être divisées en :

- Procédés thermiques, qui évaporent l'eau pour la séparer du sel qui reste dans la saumure. Il existe trois procédés principaux thermiques:
 - L'évaporation flash multi-étages (MSF)
 - La distillation à effet multiple (MED)
 - La compression de vapeur (VC)
- Les procédés de filtration membranaires, qui utilisent une membrane comme agent de séparation. Les procédés membranaires principaux sont l'osmose inverse (RO), l'électrodialyse (ED), et la distillation membranaire (MD).

La MSF et la RO sont les plus utilisées. Ces deux technologies comptent 87 % de la capacité de dessalement dans le monde entier. Les processus membranaires, particulièrement la RO, continuent de prendre les grandes parts du marché de dessalement thermique. Plus de 59 % des capacités nouvellement construites sont basées sur des procédés membranaires [78].

2.3 Procédés de distillation thermiques

Les procédés thermiques sont les principales technologies de production de l'eau douce à partir de l'eau de mer et couvrent environ la moitié de la capacité de dessalement mondiale. Ces technologies peuvent produire une haute pureté avec des coûts d'énergie relativement faibles.

2.3.1 Évaporation flash à multiple étages (MSF, Multi Stage Flash) :

Le MSF est le processus thermique le plus utilisé pour le dessalement. Ce processus est une technologie fiable avec une haute capacité de production malgré les grands besoins énergétiques requis pour son fonctionnement. Le schéma du processus MSF est illustré sur la figure 2.5 où l'eau de mer d'alimentation est chauffée dans une chaudière puis coule à travers un certain nombre de chambres mises en série. L'eau coule de façon que la température et la pression diminuent rapidement. L'introduction soudaine de l'eau chauffée à chaque étage déclenche sa détente et son évaporation instantanée (flash) [14] ; la vapeur est ensuite condensée en tubes. Il est possible de récupérer l'énergie de la chaleur de condensation.

2.3.2 Distillation à effets multiples (MED, Multi Effect Distillation)

La MED est une technique d'évaporation à film mince, dans laquelle la vapeur produite par l'une des chambre (chaque chambre ou évaporateur de la série correspond à un "effet") est condensée dans la chambre suivante, qui a une basse température et pression, comparé au côté d'alimentation. Ce principe est illustré sur la figure 2.6. En termes de consommation d'énergie, la technologie MED est plus économique que la MSF. [14]

2.3.3 La compression de vapeur (VC, Vapor Compression)

La VC (figure 2.7) est un processus de dessalement où la vapeur est comprimée mécaniquement. La quantité de chaleur dégagée par la vapeur au cours de la compression est réutilisée pour l'évaporation de l'eau d'alimentation. La VC est utilisée lorsque l'eau de refroidissement et la vapeur à faible coût ne sont pas facilement disponibles [30].

Le procédé de distillation (VC) est utilisé pour des installations de dessalement de petite ou moyenne capacité : de quelques litres à 3000 m³/jour [14].

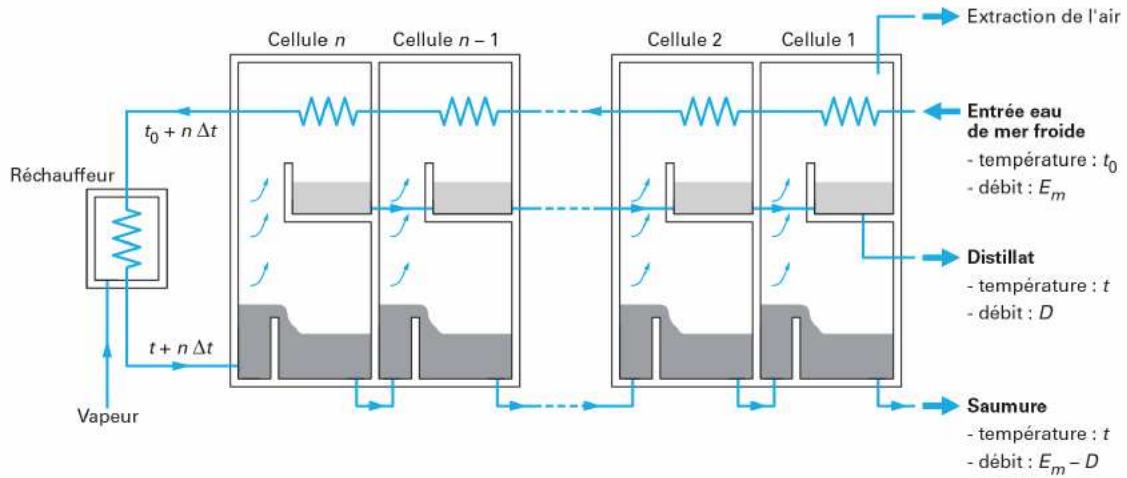


Fig. 2.5 Système à détentes successives (MSF) à 3 étages

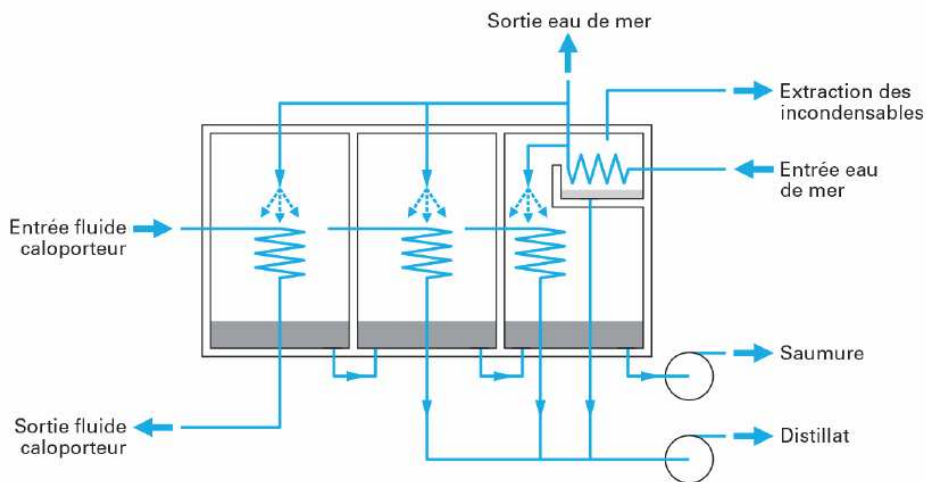


Fig. 2.6 Système d'évaporation à effets multiples (MED)

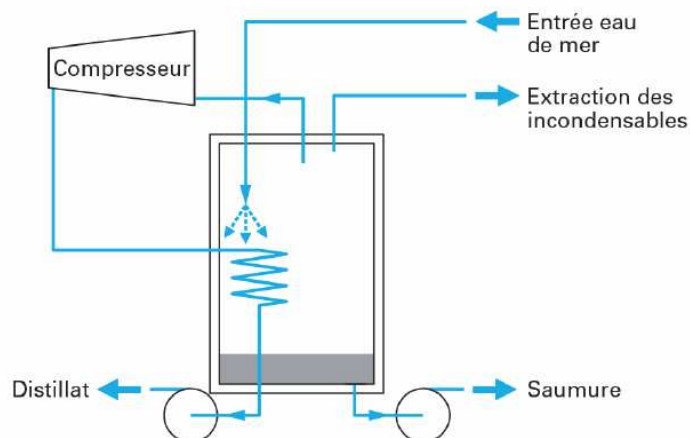


Fig. 2.7 Unité d'évaporation à simple-effet avec compression de vapeur

2.4 Les procédés membranaires

Les processus de dessalement membranaires sont des techniques nouvelles en comparaison avec les processus de distillation thermiques. Au cours des 50 dernières années, d'immenses progrès ont été réalisés dans le domaine de la technologie des membranes. En fait, l'osmose inverse (RO) représente le segment ayant la croissance la plus rapide du marché de dessalement. En 2002, 43,5 % de l'ensemble des usines de dessalement de l'eau en cours d'utilisation ont été des usines RO [80]. La technologie des membranes peut être utilisée pour le dessalement de l'eau de mer et l'eau saumâtre. Toutefois, elle est plus utilisée pour dessaler l'eau saumâtre parce que la consommation d'énergie est proportionnelle à la teneur en sel de l'eau d'alimentation. La technologie des membranes est également en mesure d'éliminer les micro-organismes et les contaminants organiques de l'eau d'alimentation. En comparaison avec les processus de distillation thermiques, la technologie de dessalement membranaire a réduit les coûts en capital et nécessite moins d'énergie. Cependant, la salinité de l'eau produite est plus élevée (<500 ppm TDS pour signifier part per million in total dissolved solid) que celle produite par des techniques thermiques (<25 ppm TDS) [30].

2.4.1 L'osmose inverse (RO)

Dans le processus RO (figure 2.8), l'eau d'alimentation doit être prétraitée en éliminant les particules non désirés puis elle est pompée à haute pression à travers des membranes perméables. La qualité de l'eau produite dépend de la pression, de la concentration des sels dans l'eau d'alimentation, et de la constante de perméation de sel des membranes. Si la qualité de l'eau produite n'est pas aussi élevée que prévu, elle peut être améliorée par l'ajout d'une membrane RO [14].

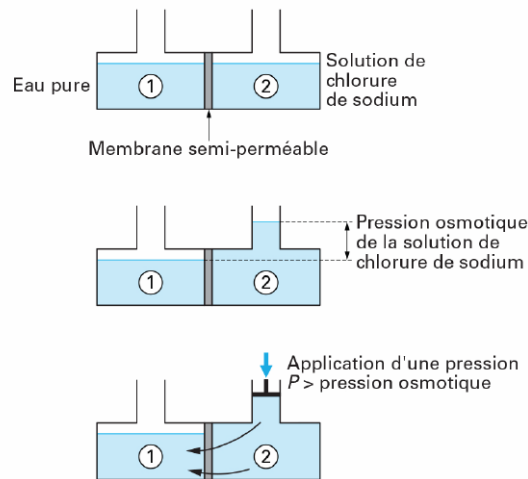


Fig. 2.8 Principe de l'osmose inverse

2.4.2 L'électrodialyse (ED)

L'ED est un processus de dessalement membranaire actionné par un autre type de force motrice, le potentiel électrique. Des centaines de paires de charges positives et négatives sont assemblés dans une membrane chargée (pile) pour atteindre le mode pratique. Les autres processus appelé électrodialyse inverse (EDR) fonctionnent avec les mêmes principes que la ED, mais inversent périodiquement la polarité du système pour réduire la mise à l'échelle et le colmatage de la membrane [14]. L'électrodialyse représente environ 3 % de la capacité de dessalement mondiale [80]. La figure 2.9 montre un schéma de la ED.

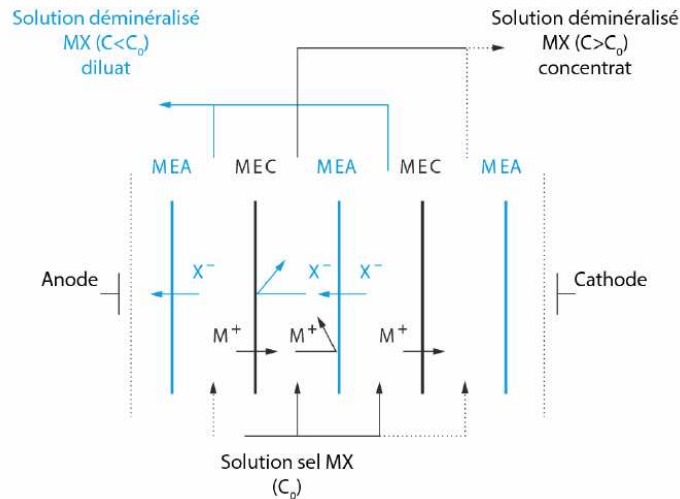


Fig. 2.9 Principe de l'électrodialyse (ED)

Puisque les processus de distillation thermique consomment plus d'énergie, l'utilisation des procédés membranaires pour le dessalement a nettement augmenté au cours des dernières années. Comme la pénurie d'énergie est aigüe, développer des technologies de dessalement à faible coût et énergie devient de plus en plus important. Parmi les axes de recherche dans ce domaine [4], [71].

- L'amélioration de la perméabilité des membranes.
- Améliorer ou élaborer de nouvelles méthodes pour réduire l'utilisation de l'énergie, ou récupérer l'énergie perdue.
- L'amélioration des méthodes de prétraitement et de post-traitement visant à réduire la consommation de produits chimiques.
- L'amélioration des matériaux dans les systèmes à osmose inverse.
- Le développement de nouvelles membranes.
- L'élaboration des membranes avec une meilleure résistance au fouling.

2.5 La distillation membranaire (MD)

La distillation membranaire (MD) est un processus relativement nouveau qui fait l'objet de nombreux travaux de recherches dans le monde entier. C'est une alternative de séparation à faible coût, avec une grande économie d'énergie comparée aux méthodes conventionnelles comme la distillation par osmose inverse (RO). Cependant, la MD a également plusieurs limitations, qui ont comme conséquence un manque d'intérêt général pour le processus. La limite primaire résulte de la définition du phénomène lui-même : la solution à traiter doit être aqueuse, avec une quantité limitée de matières organiques pour éviter le mouillage de la membrane poreuse hydrophobe. Par conséquent, malgré le rendement de la MD dans les applications de dessalement, les perspectives actuelles de son intégration dans l'industrie de dessalement sont sombres.

Les progressions les plus importantes en technologie des MD auront lieu lorsque les industriels chercheront à trouver de nouveaux procédés moins coûteux et moins agressifs vis-à-vis de l'environnement par rapport aux procédés actuels. Ainsi, beaucoup de chercheurs consacrent leurs efforts pour la détermination de nouvelles applications de la MD dans les secteurs : médical, environnemental/ traitement des déchets, l'industrie alimentaire et l'industrie de dessalement.

Généralement, le processus MD peut utiliser les sources d'énergie naturelles telles que le vent, l'énergie solaire, l'énergie des marées, et l'énergie thermique industrielle de faible qualité (fumée) comme source de chaleur, sa température de fonctionnement est relativement basse. Par conséquent, son potentiel pour le dessalement est très grand [14].

2.6 Concept et mécanisme de la distillation membranaire

Le concept de distillation membranaire (MD) est venu à partir du processus de distillation classique. Ces deux processus sont basés sur l'équilibre vapeur-liquide. Il y a un changement de phase dans le processus. Mais la température de fonctionnement dans la distillation membranaire est beaucoup inférieure que le point d'ébullition de la solution à traiter.

À Rome, le 5 mai 1986, IUPAC (International Union for Pure and Applied Chemistry) a donné la définition de la distillation membranaire comme suit. Le terme " Membrane Distillation" doit être appliqué aux opérations à membrane ayant les caractéristiques suivantes : [1]

- La membrane doit être poreuse
- La membrane ne doit pas être mouillée par les liquides du processus
- Pas de condensation capillaire à l'intérieur des pores de la membrane
- Seulement la vapeur devrait être transportée par les pores de la membrane poreuse
- La membrane ne doit pas altérer l'équilibre vapeur-liquide des différents composants dans les liquides du processus
- Au moins un côté de la membrane devrait être en contact direct avec le liquide du processus
- Pour chaque composant la force motrice est un gradient de pression partielle dans la phase vapeur.

Selon cette définition, la membrane pour la MD devrait être fortement poreuse et hydrophobe. Le mécanisme de la MD est montré sur la figure 2.10. Dans un processus MD, la température du côté d'alimentation doit être plus haute que le côté perméat, et les composés volatils traversent la membrane sous forme de vapeur et se condensent sur l'autre côté de la membrane hydrophobe.

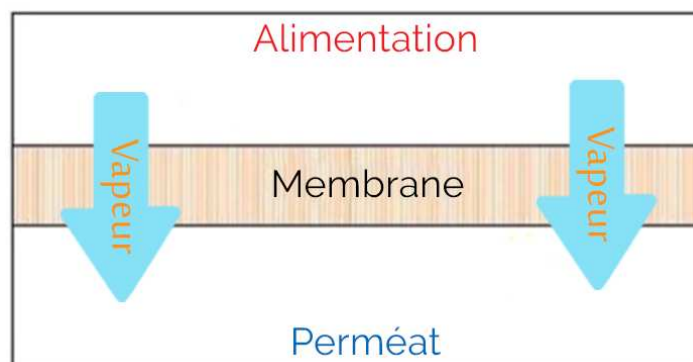


Fig. 2.10 Principe de la distillation membranaire [79]

2.7 Configurations de la distillation membranaire (MD)

La distillation membranaire (MD) est divisée en quatre types de configurations, suivant la méthode de condensation employée [46] : Distillation Membranaire à Contact Direct (DCMD), Distillation Membranaire avec Entrefer (AGMD), Distillation Membranaire à Balayage de Gaz (SGMD) et Distillation Membranaire à Vide (VMD).

2.7.1 Distillation membranaire à contact direct (DCMD)

Dans le processus DCMD, qui est le plus utilisé pour le dessalement, un côté de la membrane est en contact direct avec la solution d'alimentation et l'autre côté de la membrane est en contact direct avec le perméat et le fluide de refroidissement. La température de la solution d'alimentation est plus haute que celle du côté perméat, pour créer une force motrice transportant la vapeur à travers la membrane. Puisque la membrane est la seule barrière entre les deux côtés (alimentation et perméat), le flux perméat obtenu dans la DCMD est élevé. Malheureusement, c'est également vrai pour le flux d'énergie par conduction de chaleur, de sorte que la perte de chaleur dans la DCMD est également très élevée. Cela signifie que la DCMD peut consommer une quantité significative d'énergie. La figure 2.11 montre le mécanisme de la DCMD.

2.7.2 Distillation membranaire avec entrefer (AGMD)

Dans le processus AGMD, seule la solution d'alimentation est en contact avec la membrane. Le perméat est condensé sur une surface de refroidissement. Il y a un entrefer situé entre la membrane et la surface de refroidissement pour réduire la perte d'énergie par conduction de chaleur à travers la membrane. Le principal inconvénient de l'entrefer est qu'il y a une résistance additionnelle au transfert de masse. L'AGMD est adaptée à toutes les compositions d'alimentation, pour lesquelles la DCMD peut être appliquée. Elle est également adaptée à la séparation d'autres composés volatils à partir d'une solution aqueuse tels que l'alcool [3], [46]. La DCMD n'est cependant pas applicable pour ce dernier cas, parce que ces substances sont susceptibles de mouiller la membrane du côté perméat (suite à une baisse de tension superficielle et/ou un plus petit angle de contact avec la membrane). Dans l'AGMD, le liquide perméat n'est pas en contact direct avec la surface de la membrane. Par conséquent, il y a moins de danger de mouillage. La figure 2.12 montre le mécanisme de l'AGMD.

2.7.3 Distillation membranaire à balayage de gaz (SGMD)

Dans la SGMD, également appelé distillation membranaire à dépouillement d'air, le perméat est enlevée par un gaz de balayage et est condensé par la suite à l'extérieur du module. Semblable à l'AGMD, elle peut également être utilisée pour enlever les composés volatils de l'eau [91]. L'avantage de l'utilisation d'un gaz de balayage est que la résistance au transfert de masse de l'entrefer est considérablement réduite. L'inconvénient toutefois, est la dilution de la vapeur (perméat) par le gaz de balayage, ce qui conduit à une demande plus élevée sur la capacité du condenseur, et à une augmentation de la consommation d'énergie. La figure 2.13 montre le mécanisme de la SGMD.

2.7.4 Distillation membranaire à vide (VMD)

Au lieu d'utiliser le gaz de balayage, la vapeur peut être enlevée par évacuation et condensation externe subséquente. La VMD peut être utilisée pour la séparation de divers mélanges aqueux avec composés volatils [5], [52]. Elle a été récemment proposée comme un moyen pour le dessalement de l'eau de mer [20]. La figure 2.14 montre le mécanisme de VMD.

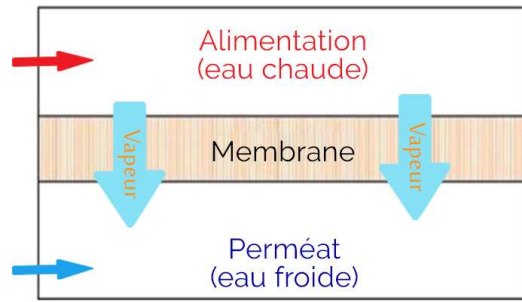


Fig. 2.11 Distillation membranaire à contact direct (DCMD) [79]

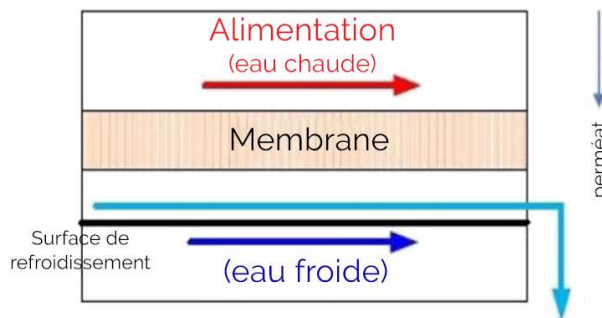


Fig. 2.12 Distillation membranaire avec entrefer (AGMD) [79]

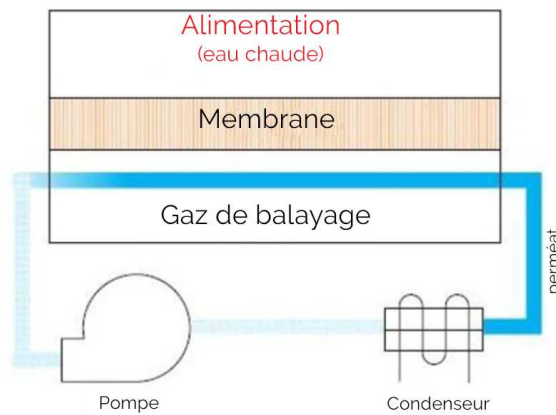


Fig. 2.13 Distillation membranaire à balayage de gaz (SGMD)[79]

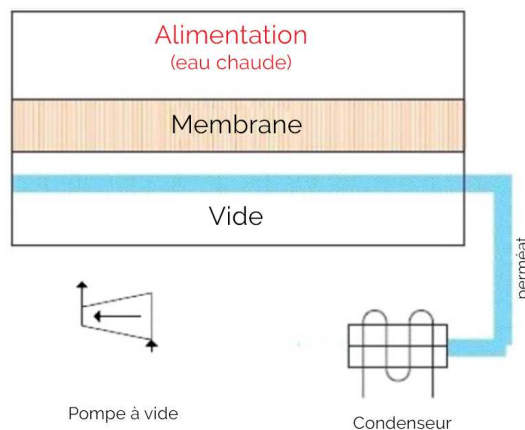


Fig. 2.14 Distillation membranaire à vide (VMD) [79]

2.8 Caractéristiques de la MD

- La distillation membranaire est une technologie émergente qui peut être utilisée non seulement pour le dessalement, mais aussi pour le recyclage [20] de l'eau. Elle diffère des autres technologies membranaires au niveau la force motrice, qui est la différence dans la pression de vapeur de l'eau à travers la membrane, plutôt que la pression totale.
- Les membranes pour la MD sont microporeuses et hydrophobes, ce qui permet la diffusion de la vapeur d'eau, mais pas l'eau liquide.
- La polarisation de concentration ne joue pas un rôle majeur dans les MD, par ce que le flux est limitée par la polarisation de la température. Un traitement préparatoire étendu comme pour la RO n'est pas nécessaire [87]. L'alimentation peut avoir un indice de colmatage SDI (silt density index i.e. la capacité du liquide à remplir les pores) aussi haut que 100, mais les composés qui rendent les membranes hydrophiles, comme les agents tensio-actifs et les composés volatils qui ne sont pas voulus dans le perméat, doivent être évités.
- La pression de d'alimentation peut être élevée par un chauffage, ce qui crée le gradient de pression de vapeur. Toutefois, la température d'alimentation n'a pas besoin d'atteindre le point d'ébullition.
- Les applications importantes de la distillation membranaire sont dans le domaine de la purification de l'eau ou dans le traitement des eaux usées [87]. Si les solutés organiques sont présents dans la solution aqueuse, la tension superficielle va diminuer rapidement (risque de mouillage).
- Le processus de distillation membranaire peut être utilisé tant que la concentration en matières organiques ne dépasse pas une certaine valeur critique. Sinon, si la concentration en matières organiques dépasse la valeur critique, la membrane microporeuse sera mouillée (remplie de liquide) et dans ce cas, la distillation membranaire n'est plus applicable.

2.9 Comparaison des configurations MD

Chaque configuration de la MD présente des avantages et des inconvénients. Le choix d'une configuration par rapport à une autre dépend du domaine d'application. Le tableau 2.1 présente une comparaison entre les différentes configurations MD [79].

2.10 Membranes utilisés dans la distillation membranaire

Les point forts de la distillation membranaire sont le fait que le processus se déroule à une température modérée, que la différence de température est relativement faible entre les deux liquides entrant en contact avec la membrane, et que le flux est relativement élevé. Aussi, puisque l'entraînement des particules dissoutes est évité, le perméat présente un grand degré de pureté. Cependant, la MD est possible seulement si une condition est vérifiée : les pores de la membrane ne sont pas remplis de liquide. C'est-à-dire que la puissance de mouillage du liquide doit être basse, et que le matériau de la membrane doit être hydrophobe. Les matériaux qui remplissent ces conditions sont par exemple : le polypropylène (pp), fluorure de polyvinylidène (PVDF) et polytétrafluoroéthylène (PTFE, téflon) [14].

Module	Avantages	Inconvénients
DCMD	<ul style="list-style-type: none"> • Le moyen le plus simple et le plus facile à réaliser pratiquement. • Le flux distillat est plus stable que la plupart des autres modes. • Gain en sortie élevé. • La configuration la plus appropriée pour l'enlèvement des matières volatiles. 	<ul style="list-style-type: none"> • Comparée à la VMD, le flux obtenu est relativement faible. • Polarisation thermique plus élevée parmi les autres modes • Le flux distillat est plus sensible à la concentration d'alimentation • La qualité du distillat est complètement sensible au mouillage des pores. • Convient principalement pour des solutions aqueuses.
AGMD	<ul style="list-style-type: none"> • Les pertes thermiques les plus basses parmi les autres modes. • Aucun risque de mouillage sur le côté distillat. • Tendance faible de fouling dans les membranes. 	<ul style="list-style-type: none"> • L'entrefer appliqué présente une résistance supplémentaire au transfert de masse. • La conception du module est difficile. • Procédure de modélisation difficile due à la présence de plusieurs variables. • Le plus bas gain en sortie.
VMD	<ul style="list-style-type: none"> • Capacité d'enlever les produits volatiles et les composés aromatiques. • Aucune possibilité de mouillage du côté distillat. • Un flux de distillat élevé. • Polarisation thermique faible. 	<ul style="list-style-type: none"> • Un grand risque de mouillage de pores. • Une faible sélectivité pour les volatiles. • Exige un condenseur externe, et du vide dans le côté distillat. • Taux de fouling élevé.
SGMD	<ul style="list-style-type: none"> • Polarisation thermique la plus faible parmi les autres modes. • Aucun risque de mouillage dans le côté distillat. • Perspective de développement meilleure surtout pour les fins de concentrations des solutions aqueuse. 	<ul style="list-style-type: none"> • Le besoin de sécher et de nettoyer le flux du gaz de balayage. • Une complexité supplémentaire • Récupération de la chaleur difficile. • Un flux de distillat relativement faible.

Tableau 2.1 Comparaison des configurations MD [79]

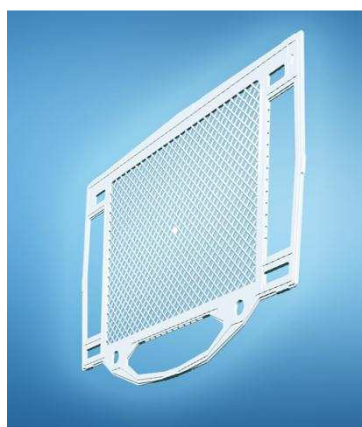


Fig. 2.15 Membrane pour la MD à base de polypropylène

2.11 Avantages de la distillation membranaire

- La distillation membranaire a d'abord été conçue comme un processus capable de fonctionner avec une faible énergie externe, alors que la distillation conventionnelle s'appuie sur des vitesses de vapeur élevées afin de fournir un bon contact liquide-vapeur. La MD nécessite une dépense minimum de capital et de terre pour l'usine [91]. Le grand espace de vapeur exigé par une colonne de distillation conventionnelle peut être remplacé dans la distillation membranaire par le petit volume d'une membrane microporeuse, généralement de l'ordre de 100 Microm d'épaisseur.
- La distillation membranaire nécessite juste une membrane microporeuse hydrophobe. Donc, les équipements pour les procédés MD peuvent être beaucoup plus petits, ce qui se traduit par une économie en termes de biens immobiliers. Les températures d'exploitation requises sont faibles, parce qu'il n'est pas nécessaire de chauffer les liquides jusqu'à ébullition. La basse température du processus combiné à la réduction de la taille des équipements réduit la perte de chaleur.
- Les températures d'alimentation dans la MD sont généralement dans la plage de 60°C à 90°C, bien que des températures aussi basses que 30°C ait été utilisées. Par conséquent, la chaleur résiduelle de faible qualité et et/ou les sources d'énergie alternatives telles que l'énergie solaire et géothermique peuvent être combinée avec les systèmes de distillation membranaire pour un coût efficace, et un système de séparation liquide à faible consommation d'énergie. En effet, les systèmes de distillation membranaires fonctionnant à l'énergie solaire ont été montrés pour être des concurrents à l'osmose inverse dans les régions éloignées [14].
- Les faibles températures de fonctionnement ont également rendu la distillation membranaire attrayante pour l'industrie alimentaire. Les jus de fruits concentrés peuvent être préparés avec une meilleure saveur et une meilleure couleur. Dans le domaine médical aussi, où les températures élevées peuvent stériliser les fluides biologiques [87].
- Puisque la MD est un processus entraîné thermiquement, les pressions de fonctionnement sont généralement de l'ordre de zéro à quelques centaines de kPa, et sont relativement faible par rapport à aux processus entraînés par la pression tels que la RO. Les basses pressions de fonctionnement se traduisent par une baisse dans les coûts du matériel, et une augmentation de la sécurité.
- Un autre avantage des systèmes de distillation membranaire est leur efficacité en termes de rejet de soluté. Puisque la distillation membranaire fonctionne selon le principe de l'équilibre vapeur-liquide, 100 % (théoriquement) des ions, des macromolécules, colloïdes, cellules et autres constituants non volatils sont rejetées. En revanche, les processus basés sur la pression tels que la RO, NF, UF et MF n'ont pas atteint de tels niveaux élevés de rejet.
- En RO, NF, UF et MF, les membranes sont une partie du processus, et dans la MD, la membrane agit seulement comme un support physique et une interface liquide-vapeur [14]. En outre, le fouling des membranes est relativement faible, parce que les pores sont relativement grands par rapport aux pores de la RO/UF. Soit un pore de 0.1-0.5 μm pour la MD et de 0.1-5,000 nm pour la RO pour rejeter les particules selon le type de filtrage (Filtration de particule $\geq 1 \mu\text{m}$, MF $\geq 50 \text{ nm}$, UF $\geq 3 \text{ nm}$, NF $\geq 1 \text{ nm}$ et HF $> 0.1 \text{ nm}$)

Malgré tous ces avantages de la MD, elle n'a pas encore reçu une grande attention pour l'utilisation dans l'industrie de distillation et du dessalement. La raison principale est le manque de membranes convenables (durée de vie, fouling). Cependant, en raison de la pénurie d'eau et la pénurie d'énergie, le processus MD connaîtra un autre sort dans un avenir proche, notamment pour le dessalement.



Fig. 2.16 Usine de distillation membranaire, installée à l'intérieur d'un conteneur (Namibie)

2.12 Les défis de la MD

Bien que le processus MD ait été découvert en 1963 par Bodet, c'est-à-dire il y a plus de 50 ans [79], il est toujours en développement, et jusqu'à présent ne connaît pas une large application industrielle que ce soit pour le dessalement ou pour le traitement des eaux résiduaires. La question à poser est : quelles sont les obstacles devant l'industrialisation du dessalement basé sur les techniques MD ?

Entre-temps, plusieurs aspects de cette technologie en constante évolution, n'ont pas encore été résolus et continuent à poser des obstacles à son développement. Certains aspects importants sont la compréhension de l'effet de l'hydrodynamique sur la polarisation, le fouling des membranes, la chute du flux de distillat et les pertes de chaleur dans le processus. Le développement de modules spécifiques, principalement des membranes ayant de meilleures caractéristiques, est le défi technologique le plus important.

À cet égard, la compréhension approfondie du fonctionnement des processus MD, à travers la modélisation des phénomènes de transfert qui y ont lieu, est essentielle. C'est en effet, un outil puissant pour accéder rapidement à une meilleure maîtrise de la question, tout en économisant le temps, l'énergie et les coûts, engendrés par des essais expérimentaux purs.

2.13 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté assez succinctement, les différentes technologies de dessalement. Leurs avantages et leurs inconvénients du point de vue rendement et consommation d'énergie ont été également abordés. Nous avons introduit la distillation membranaire et en particulier la DCMD comme une technique « candidate » concurrente aux techniques de distillation conventionnelles, car elle possède un rendement élevé et nécessite peu d'énergie pour fonctionner. Elle tarde cependant à intéresser les industriels car il y a des aspects qui ne sont pas encore maîtrisés. Du point de vue technologique, il s'agit principalement de l'absence de membranes spécifiques, i.e. ayant des caractéristiques à usage industriel en termes de durée de vie et en termes de résistance au fouling. Il s'agit aussi du point de vue conceptuel, de pouvoir expliquer et maîtriser le comportement interne de la station. Une modélisation rigoureuse qui aiderait à mieux comprendre les phénomènes internes de la DCMD fera l'objet du chapitre suivant.

Chapitre 03

Modélisation de la station DCMD

3.1 Introduction

La distillation membranaire (MD) est devenue un domaine de recherche et de développement qui évolue de façon rapide depuis les années 90. La MD fournit une technologie de dessalement potentiellement rentable, surtout lorsqu'elle est combinée avec la chaleur résiduelle, ou les sources de chaleur solaires-thermiques ou géothermiques. Dans la MD, qui est une combinaison de la distillation traditionnelle et la séparation membranaire, les transferts de chaleur, de masse, et de quantité de mouvement à travers la membrane microporeuse ont lieu simultanément. Par conséquent, la modélisation et/ou la prédiction des variations du flux de distillat est compliquée, notamment si l'on utilise des méthodes de simulation numérique conventionnelles, vu la nécessité de résolution simultanée des équations de transfert de chaleur et de masse.

Notre étude sera basée sur la configuration DCMD, qui est la configuration la plus utilisée, et la plus appropriée pour les applications de dessalement [14]. Le but de ce chapitre est de développer un nouveau modèle d'état dynamique de la DCMD, capable de prédire la distribution de la température dans les deux canaux de l'installation. L'accès au profile de température est d'une grande utilité, vu que toutes les caractéristiques de la station dont le rendement, en dépendent. Comme le modèle est introduit pour la première fois, nous conduirons des simulations pour vérifier les résultats qu'il retourne. D'abord pour vérifier si les résultats respectent les principes de fonctionnement de la DCMD, c'est-à-dire si le modèle reproduit le même comportement attendu : profile de température, polarisation, effets des différentes grandeurs sur les sorties du système. Puis une deuxième validation des résultats se fera à travers la comparaison avec des données expérimentales publiées dans la littérature.

3.2 Approches de modélisation des systèmes MD

Bien que le processus MD ait été découvert en 1963 par Bodel, c'est-à-dire il y a plus de 50 ans [79], il est toujours en développement, et jusqu'à présent n'a pas été appliqué dans le milieu industriel que ce soit pour le dessalement ou pour le traitement des eaux résiduaires. Entre-temps, plusieurs aspects de cette technologie en constante évolution, n'ont pas encore été résolus et continuent à poser des obstacles à son développement. Certains aspects importants sont la compréhension de l'effet de l'hydrodynamique sur la polarisation, le fouling des membranes, la chute du flux de distillat et les pertes de chaleur dans le processus. Le développement de modules spécifiques, principalement des membranes ayant de meilleures caractéristiques, est le défi technologique le plus important. À cet égard, la compréhension approfondie du fonctionnement des processus MD, à travers la modélisation des phénomènes de transfert qui y ont lieu, est essentielle. C'est en effet, un outil puissant pour accéder rapidement à une meilleure maîtrise de la question, tout en économisant le temps, l'énergie et les coûts, engendrés par des essais expérimentaux purs.

Plusieurs modèles ont été utilisés pour les processus MD. Ils peuvent être classés en quatre catégories [47], [27] :

- Modèles de transfert de chaleur.
- Modèles de transfert de masse.
- Modèles empiriques.
- Modèles de transfert de masse à l'intérieur de la membrane.

Les approches de modélisation classiques (Tableau 3.1), qui ont été élaborés en se basant sur les chiffres de Nusselt et Sherwood sont des méthodes semi-empiriques, et donnent les valeurs moyennes de la température et de la concentration plutôt que leurs distributions [37]. Il est à noter que ces approches sont développées pour un certain type de module, avec un régime d'écoulement donné, et une géométrie particulière. Par conséquent, elles ne peuvent pas être utilisées de façon fiable pour l'optimisation.

L'élaboration d'un modèle générique applicable au processus MD nécessite des méthodes rigoureuses et robustes. Cette tâche est complexe et difficile en raison de la nécessité de résoudre les équations de transfert de masse et de chaleur simultanément. Dans ce travail, nous proposons une approche de modélisation dans l'espace d'état, développée pour la première fois pour la DCMD ; où système prend la forme de M sous-système d'état mis en cascade en opérant des transformations sur les équations aux dérivées partielles qui régissent son fonctionnement. Ce modèle, une fois validé, ouvrira de nouvelles possibilités pour mieux comprendre les phénomènes de transfert dans le processus DCMD. Il rendra possible l'utilisation des outils de l'automatique pour résoudre certains dysfonctionnements telle que la mauvaise polarisation et l'encrassement des membranes (le fouling).

3.3 Les phénomènes de transfert dans le processus DCMD

3.3.1 Le transfert de masse

Comme mentionné précédemment, La distillation membranaire (MD) est un procédé de séparation, non-isotherme à basse pression, dans lequel un flux d'alimentation chaud est en contact direct avec une membrane microporeuse hydrophobe, à travers les pores de-laquelle la vapeur d'eau est transférée [47], [79] - voir figure 3.1.

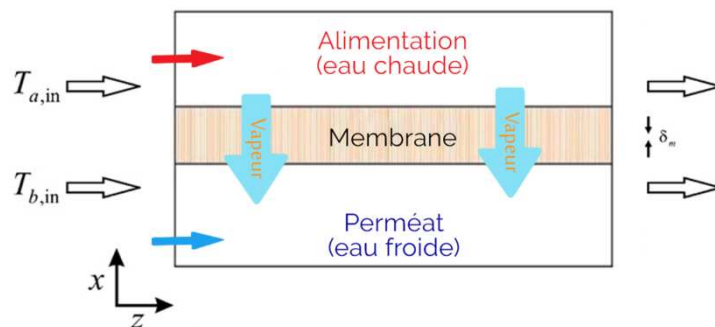


Fig. 3.1 Principe de la distillation DCMD (coordonnées cartésiennes)

Le transfert de masse à travers les pores de la membrane est proportionnel à la différence des pressions de saturation des deux cotés de celle-ci. Cette différence est due au gradient de température. Le transfert de masse ou la diffusion des molécules dans la DCMD, peut être généralement décrite comme suit [20] :

$$\left. \begin{aligned} J &= c_m \Delta P^{sat} = c_m (P_a^{sat} - P_b^{sat}) \\ &\text{ou} \\ J &= c_m [(1 - x_{NaCl})(1 - 0.5x_{NaCl} - 10x_{NaCl}^2)P_a^{sat} - P_b^{sat}] \end{aligned} \right\} \quad (3.1)$$

La deuxième formule de (3.1) s'applique pour le cas non idéal, où x_{NaCl} est la fraction molaire de $NaCl$ dans la solution saline. P_a^{sat} , P_b^{sat} sont respectivement les pressions de saturation des côtés chaud et froid de la membrane, déterminées par l'équation d'Antoine :

$$P_s^{sat} = 133.32 \times 10^{\left(8.10765 - \frac{1450.286}{T_s + 235}\right)} \quad (3.2)$$

Avec T_s la température en $^{\circ}C$ et $s = a, b$ étant le « côté ». C'est-à-dire $s = a$ pour le côté chaud et $s = b$ pour le côté froid.

Le terme c_m dans (3.1) dépend du type de la membrane et de la nature de diffusion des molécules (transfert de masse) à travers les pores de celle-ci. Un certain nombre de modèles de diffusion ont été utilisés pour décrire la nature de diffusion des molécules volatiles à travers les pores de la membrane, comme la diffusion de Knudsen, diffusion de Poiseuille (visqueuse) et la diffusion moléculaire (Figure. 3.2) [20], [47].

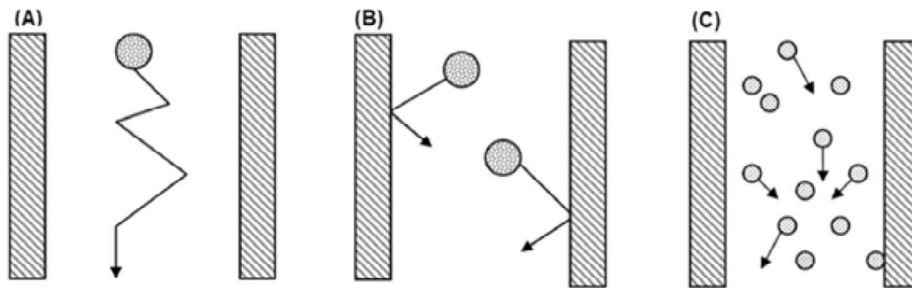


Fig. 3.2 Mécanismes de transfert de masse (diffusion) dans la MD [79]
(A) moléculaire, (B) de Knudsen et (C) de Poiseuille

Il est à noter que le MFP (Mean Free Path) du perméat, contrôle le mécanisme de transfert de masse dans le processus MD [50], et est décrit par $\lambda = \frac{k_B T}{\sqrt{2} \pi P d_e}$ où k_B , T et P , sont la constante de Boltzman, la température absolue, et la pression moyenne au sein des pores, et d_e le diamètre de collision ($2,641 \text{ \AA}$ pour la vapeur d'eau [50]). Si le MFP est beaucoup plus grand que la taille des pores de la membrane, le mécanisme de diffusion dominant est celui de Knudsen [20]. Et si le MFP est plus petit que la taille des pores, la diffusion de type Poiseuille est dominante [47]. En présence d'air dans les pores de la membrane (principalement dans la SGMD et AGMD), la diffusion moléculaire est le mécanisme de transfert de masse dominant [47].

Comme mentionné précédemment, la température d'alimentation dans les processus MD se situe généralement entre $40^{\circ}C$ et $80^{\circ}C$. À une pression normale, le MFP correspondant à la vapeur d'eau est de $1,32 \cdot 10^{-7} m < \lambda < 1,49 \cdot 10^{-7} m$ [79].

Le transport des molécules volatiles par les pores de la membrane a été étudié de façon extensive, et plusieurs modèles théoriques ont été développés pour prédire le rendement de la MD [20], [47]. Les différents types de mécanismes proposés pour le transfert de masse sont :

- **Le modèle d'écoulement Knudsen** : qui se produit dans les pores qui ont une taille plus petite que le MFP à une pression et température données.

- **Le modèle de Poiseuille ou visqueux** : prédomine dans les pores plus grands que le MFP, et dans le cas d'existence d'une grande différence de pression dans l'ensemble des pores.
- **Le modèle de diffusion moléculaire ordinaire** : où les molécules d'eau diffusent à travers l'air à l'intérieur des grands pores de la membrane.
- **la diffusion superficielle** : qui est un mécanisme de transfert de molécules à la surface de la membrane, mais généralement négligé dans la modélisation de la MD, parce qu'en raison de la nature hydrophobe des membranes utilisées, l'interaction des molécules de surface sera très petite.

La figure 3.3 représente l'analogie entre l'association des résistances au transfert de masse dans le processus MD et l'association des résistances dans les circuits électriques. Il est important de mentionner que la nature physique du transfert de masse peut être différente lorsqu'on utilise la même membrane, sous différentes configurations MD. En outre, pour les membranes ayant une répartition des pores, divers mécanismes de transfert de masse peuvent se produire simultanément [79].

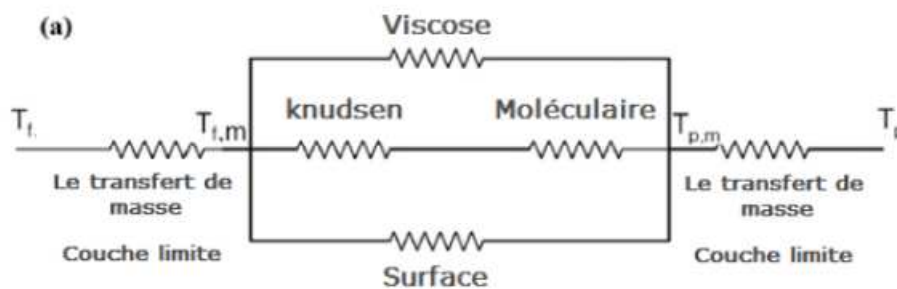


Fig. 3.3 Arrangement en série et en parallèle des résistances dans le transfert de masse [79]

Le coefficient de transfert de la membrane c_m dans la DCMD (équation (3.1)) peut être estimé par une somme pondérée par des paramètres $\alpha(T)$ et $\beta(T)$ de diffusion de Knudsen et de Poiseuille (modèles de flux visqueux) [77] :

$$c_m = c_k + c_p \quad (3.3)$$

$$c_m = 1.064 \alpha(T) \frac{\varepsilon r}{\tau \delta_m} \sqrt{\frac{M_w}{RT_m}} + 0.125 \beta(T) \frac{\varepsilon r^2}{\tau \delta_m} \frac{M_w P_m}{\eta_v RT_m} \quad (3.4)$$

Où $\alpha(T)$ et $\beta(T)$ sont respectivement les contributions des modèles de diffusion Knudsen et de Poiseuille. M_w est le poids moléculaire de l'eau, P_m est la pression de saturation moyenne de la membrane. R est la constante des gaz parfaits, r est le rayon des pores de la membrane, T_m est la température moyenne dans la membrane. δ_m correspond à l'épaisseur de la membrane, ε est la porosité de la membrane, et η_v est la viscosité du gaz et τ est le facteur de tortuosité.

3.3.2 La quantité d'eau produite

La quantité d'eau pure produite par le système de dessalement par DCMD peut être déterminée par l'équation suivante :

$$J = W_m \times \sum_{j=1}^M J_j \quad (3.5)$$

Où : W_m est la surface de la membrane (m^2), J_j en ($kg.m^{-2}.s^{-1}$) est le flux par surface élémentaire donné par l'équation 3.1 (correspond au sous-système j , au sens de la modélisation que nous proposons)

Modèle	Sous-Modèle	Avantages	Inconvénients
Transfert de chaleur	<ul style="list-style-type: none"> modèles basés sur les nombres de Nusselt modèles de membrane à conductivité thermique 	<ul style="list-style-type: none"> largement utilisés 	<ul style="list-style-type: none"> aucune possibilité de mouillage de pores du côté distillat valables pour le régime laminaire une faible validité pour la température à l'interface membranaire fortement sensibles aux paramètres d'exploitation utilisés
Transfert de masse	<ul style="list-style-type: none"> modèles basés sur les nombres de Sherwood polarisation de Concentration la pression partielle et l'activité de l'eau 	<ul style="list-style-type: none"> largement utilisés utilisés uniquement pour le côté d'alimentation 	<ul style="list-style-type: none"> impossible de prédire le coefficient de polarisation de concentration. fortement sensibles aux paramètres d'exploitation utilisés pas largement validées par des données expérimentales affectés par la distribution des pores et la structure de la membrane.
Modèles empiriques	<ul style="list-style-type: none"> réseau de neurones artificiels. méthode de Taguchi méthode de la Surface de réponse 	<ul style="list-style-type: none"> utiles pour l'optimisation des MD étudient l'interaction entre les paramètres du système 	<ul style="list-style-type: none"> grand nombre de données expérimentales est nécessaire pas pratique pour la conception des modules/membranes.
Modèles de transfert de masse à l'intérieur de la membrane	<ul style="list-style-type: none"> la loi de Fick modèle de gaz poussiéreux modèles de distribution de taille des pores modèle de Liz Schofield Modèle Monte Carlo 	<ul style="list-style-type: none"> modèles très pratiques largement utilisés basés sur des principes connus utilisés pour les systèmes multi-composants Utiles pour la conception de membranes 	<ul style="list-style-type: none"> manque d'études pour les modules MD modèles complexes à utiliser

Tableau 3.1 Les approches classiques de modélisation des processus MD [79]

3.3.3 Le transfert de Chaleur

Les modèles de transfert de chaleur sont appliqués pour décrire et quantifier le transfert de l'énergie calorifique dans les deux canaux du module. Le but est de pouvoir prédire les distributions spatiales des températures du flux d'alimentation et du distillat, et celles sur les surfaces de la membrane. Il existe deux grandes contributions à la transmission de chaleur dans le processus DCMD :

- Le transfert de chaleur du liquide d'alimentation à la membrane et à partir de celle-ci au côté distillat (par convection).
- Le transfert de chaleur à travers la membrane elle-même (par conduction).

Il est intéressant de mentionner que le transfert de chaleur par conduction à travers la membrane est défavorable, car c'est une perte dans le potentiel de la force motrice du procédé et c'est l'origine d'incertitudes dans la modélisation. En d'autres termes, il n'est pas possible de mesurer directement ou de prédire la conduction de chaleur dans la membrane. Ce phénomène constitue l'un des plus grands défis à relever dans la conception des membranes pour les applications MD, et spécialement pour la DCMD. Il est indiqué que les membranes à faible énergie de surface facilitent la formation d'un film d'air ou de vapeur adjacent à celle-ci, et qui est en mesure de réduire considérablement le transfert de chaleur par conduction [79]. Autrement dit, la fabrication de membranes avec une grande hydrophobicité (PTFE) pourrait être efficace pour réduire la perte de chaleur par conduction.

Comme pour le transfert de masse, le transfert de chaleur est souvent modélisé par des circuits électriques, à travers l'analogie entre les résistances thermiques et les résistances électriques, comme illustré dans la figure 3.4. Ces résistances sont celles de la couche limite de la solution d'alimentation chaude, celle de la couche limite du côté distillat, et les diverses résistances au transfert de chaleur spécifique à la membrane.

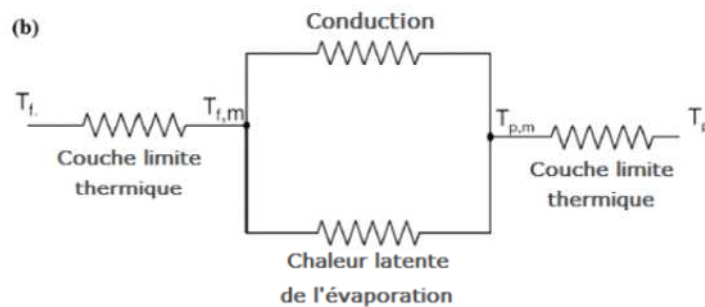


Fig. 3.4 Arrangement en série et en parallèle des résistances dans le transfert de chaleur

Pour notre cas, la propagation de la température dans le processus DCMD est décrite par l'équation (3.6). Pour un débit symétrique et laminaire, une distribution de température symétrique et sans production d'énergie interne [77] :

$$\rho C_p \left(\frac{\partial T}{\partial t} + \underbrace{u \frac{\partial T}{\partial x} + v \frac{\partial T}{\partial z}}_{\text{convection}} \right) = k \left(\frac{\partial^2 T}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 T}{\partial z^2} \right) \quad (3.6)$$

Dans notre étude, nous faisons deux d'hypothèses simplificatrices : l'effet de la conduction selon l'axe z est négligé (il subsiste seulement le long l'axe x) et l'effet de convection existe seulement le long l'axe z . D'où la nouvelle forme de l'équation (3.6). C'est l'équation de base dans la modélisation DCMD [88] :

$$\rho C_p \left(\frac{\partial T}{\partial t} + v \frac{\partial T}{\partial z} \right) = k \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} \quad (3.7)$$

Cette équation peut être réécrite sous la forme suivante :

$$\frac{\partial T}{\partial t} = \frac{k}{\rho C_p} \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} - v \frac{\partial T}{\partial z} = \alpha \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} - v \frac{\partial T}{\partial z} \quad (3.8)$$

tel que : $\alpha = \frac{k}{\rho C_p}$ est le coefficient de transfert de chaleur par convection, qui est fonction du temps et de la température [26] puisqu'il dépend de la conductivité thermique (k), (C_p) la capacité calorifique et de (ρ) la densité de l'eau de mer. La vitesse d'écoulement le long de l'axe z a un profil parabolique, et peut être exprimée par l'équation :

$$v(x) = 6\bar{v}_s \left(\frac{x}{d_s} - \frac{x^2}{d_s^2} \right) \quad (3.9)$$

tel que $\bar{v}_s = \bar{v} = \frac{Q}{d_s W}$ est la vitesse moyenne, Q étant le débit volumique, W Largeur du canal et d_s sa hauteur. On considère $d_a = d_b = d$.

3.3.4 La polarisation de température et de concentration

a) La polarisation de température

Dans les processus alimentés thermiquement tel que les systèmes de distillation membranaire, lorsqu'une différence de température est établie à travers la membrane, le transport de matière et de chaleur se produit à travers celle-ci. Ce transfert simultané de chaleur et de masse contribue à la polarisation de température qui se produit lorsque la solution d'alimentation est maintenue à une température plus élevée que celle de la solution froide. Le transport de la vapeur d'eau à travers les pores de la membrane a lieu à partir du côté chaud vers le côté froid de la membrane, donc la température de la surface chaude de la membrane diminue (resp. la température de la surface froide de la membrane augmente), ce dernier va créer un gradient de température le long l'axe x . Ce phénomène est exprimé par un coefficient appelé le coefficient de polarisation de température "TPC".

b) La polarisation de concentration

Ce phénomène est presque similaire au phénomène de polarisation de température. Le fait qu'il y ait un flux de perméat à travers la membrane et que la membrane retienne certaines particules, entraîne leur accumulation progressive sur sa surface. Ce phénomène génère une concentration au voisinage de la membrane plus élevée que la concentration dans la solution. Cette différence de concentration a pour effet de générer un gradient de concentration le long l'axe x qui dépend des conditions hydrodynamiques environnantes. C'est ce que l'on appelle la polarisation de concentration. Globalement ceci se traduit par une réduction de la perméabilité.

Il est à savoir que l'effet de la polarisation de concentration sur le rendement du processus de distillation membranaire est minime [67]. Cela a également été confirmé expérimentalement dans [7] et [59] où l'on a constaté une légère baisse de seulement 6 % dans le flux du perméat lorsque la concentration du sel est passée de 1 à 10 % (10 fois plus de concentration).

3.3.5 Les condition aux limites

Les conditions aux limites du processus DCMD sont données dans [37] par les équations suivantes et sont schématisé sur la figure 3.5.

$$\begin{cases} T_s(x, 0) = T_{s,in} \\ \frac{dT_s(0,z)}{dx} = 0 \\ k_a \frac{\partial T_a(d,z)}{\partial x} = - \left[\lambda J + \frac{k_m}{\delta_m} (T_a(d,z) - T_b(d,z)) \right] \\ k_b \frac{\partial T_b(d,z)}{\partial x} = \left[\lambda J + \frac{k_m}{\delta_m} (T_a(d,z) - T_b(d,z)) \right] \end{cases} \quad (3.10)$$

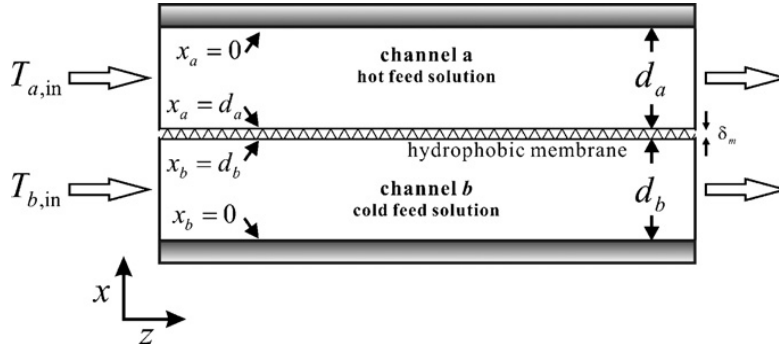


Fig. 3.5 Le schéma de l'emplacement des conditions aux limites du système

3.4 Modélisation du procédé

Nous allons consacrer cette partie à la modélisation du système DCMD dans l'espace d'état en prenant compte du transfert de mass et du transfert de chaleur simultanément. Nous devons pour ce faire, transformer les équations aux dérivées partielles en un système d'équation différentielles ordinaires en utilisant la méthode des différences finies et en définissant un maillage interne du système [13].

3.4.1 Formulation

Puisque la température a une distribution bidimensionnelle $T = T(x, z)$, nous considérons tout d'abord $(M + 1)$ colonnes séparées par une distance constante Δz le long de l'axe z avec des indices $j = 0, \dots, M$; se qui subdivise chaque côté du système en (M) sous-systèmes $\Sigma_{j=1, \dots, M}^S$. Pour chaque côté du processus, nous considérons $(N + 2)$ lignes séparées par un écart constant Δx le long de l'axe x avec des indices $i = 0, \dots, N + 1$. La maillage interne du système et la subdivision en sous-systèmes qui en résulte, sont schématisés sur la figure 3.6.

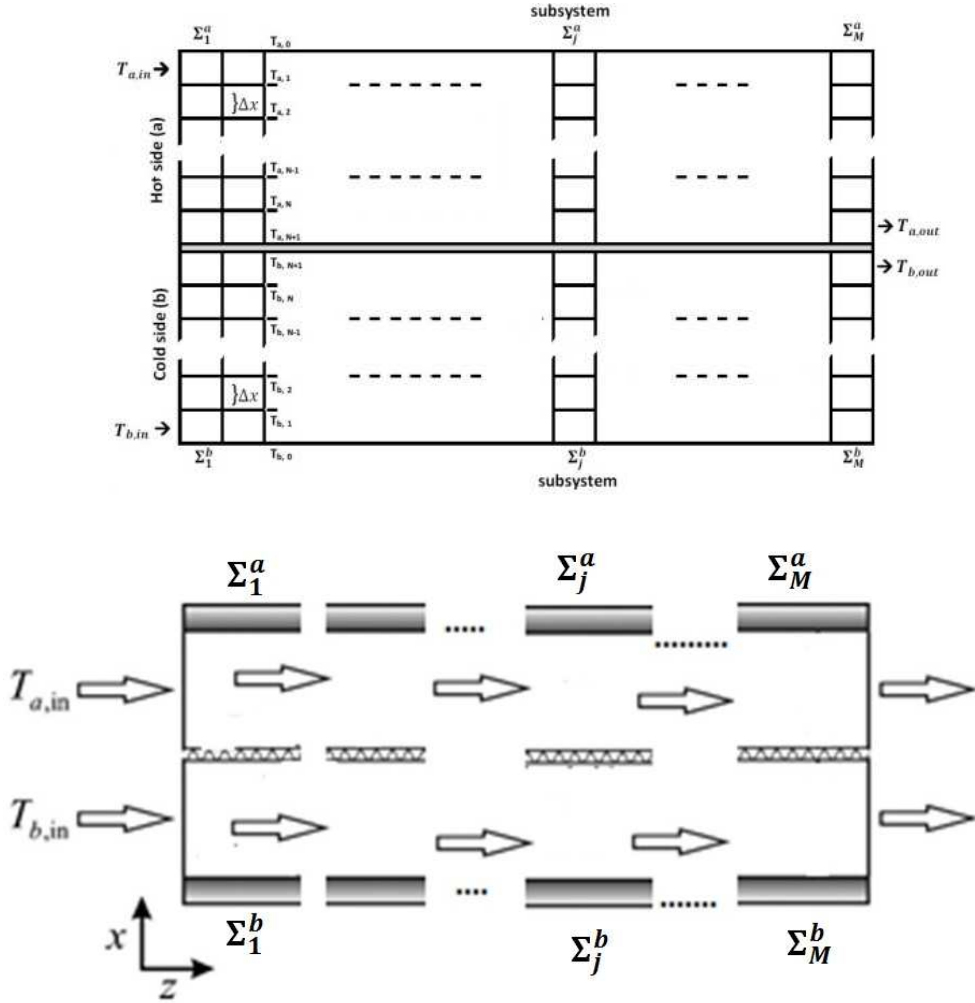


Fig. 3.6 Maillage interne du système (haut) et subdivision en M sous-systèmes (bas)

On introduit la notation ${}^j T_{s,i}$ pour la température du point (i,j) dans le côté s . Et on considère pour un sous-système Σ_j^s , les lignes à indice $i = 1, \dots, N$, afin de construire un vecteur d'état dont les composantes sont les températures des points (i,j) :

$${}^j \chi_s = [{}^j \chi_{s,1} \dots {}^j \chi_{s,N}]^T = [{}^j T_{s,1} \dots {}^j T_{s,N}]^T \quad (3.11)$$

Puisque l'écoulement est laminaire on peut considérer que la sortie de chaque sous-système est égale au vecteur d'état. En outre, en raison de conditions aux limites, la température résultante mesurable de tout le processus DCMD correspond à celle du dernier sous-système ($j = M$). Cela signifie que :

$${}^j y_s = {}^j C_s {}^j \chi_s = {}^j \chi_s \quad \forall j \quad (3.12)$$

De plus, la sortie y d'un sous système donné, représente l'entrée du prochain sous système :

$${}^j u_s = {}^{j-1} y_s \quad (3.13)$$

3.4.2 Approximation des dérivées partielles

Afin de simplifier les équations aux dérivées partielles, on utilise la méthode des différences finies, basés sur les formules de Taylor du premier ou du second ordre selon la précision désirée [37].

$$\begin{cases} f''(x) = \frac{1}{h^2} [f(x+h) - 2f(x) + f(x-h)] \\ f'(x) = \frac{1}{h} [f(x+h) - f(x)] \quad \text{or} \\ f'(x) = \frac{1}{2h} [-3f(x) + 4f(x+h) - f(x+2h)] \end{cases} \quad (2.14)$$

De sorte que pour un point (i, j) donné, le terme de conduction le long de l'axe x peut être approximé par :

$$\frac{\partial^2 ({}^j T_i)}{\partial x^2} = \frac{1}{\Delta x^2} ({}^j T_{i+1} - 2{}^j T_i + {}^j T_{i-1}) \quad (3.15)$$

et le terme de convection le long de l'axe z peut être approximé par :

$$\frac{\partial ({}^j T_i)}{\partial z} = \frac{1}{\Delta z} ({}^{j+1} T_i - {}^j T_i) \quad (3.16)$$

Nous considérons aussi que la propagation de la température par convection le long de l'axe z est relativement faible, et peut être approximée par une fonction linéaire perturbée, donc le terme $\frac{\partial ({}^j T_i)}{\partial z}$ devient:

$$\frac{\partial ({}^j T_i)}{\partial z} = \frac{1}{\Delta z} ({}^j T_i - {}^{j-1} T_i) + {}^j \beta_i \quad (3.17)$$

Où ${}^j \beta_i$ est une perturbation bornée, résultant de l'approximation de modélisation.

Maintenant on réécrit l'équation (3.8) d'un point donné (i, j) dans le côté " s " :

$$\frac{\partial ({}^j T_{s,i})}{\partial t} = {}^j \alpha_{s,i} \frac{\partial^2 ({}^j T_{s,i})}{\partial x^2} - v_i \frac{\partial ({}^j T_{s,i})}{\partial z} \quad (3.18)$$

Ensuite on y introduit (3.15) et (3.17), le résultat est exprimé par :

$$\frac{\partial ({}^j T_{s,i})}{\partial t} = \left[{}^j \alpha_{s,i} \frac{1}{\Delta x^2} ({}^j T_{s,i+1} - 2{}^j T_{s,i} + {}^j T_{s,i-1}) - \frac{v_{s,i}}{\Delta z} {}^j T_{s,i} \right] + \frac{v_{s,i}}{\Delta z} {}^{j-1} T_{s,i} + v_{s,i} {}^j \beta_{s,i} \quad (3.19)$$

Notons que le signe de $(v_i {}^j \beta_{s,i})$ n'a pas d'importance puisque le terme de perturbation ${}^j \beta_{s,i}$ est inconnu.

Le paramètre α d'un sous-système Σ_j^s est donné par : ${}^j \alpha_{s,i} = \frac{k_{s,i}}{\rho_{s,i} C_{ps}}$ où les indices (i, j) reflètent le fait que ces coefficients sont des fonctions de la température comme nous l'avons mentionné plus haut, et qu'ils varient par conséquent d'un sous-système à un autre.

3.4.3 Application des conditions aux limites

L'application de la première condition aux limites stipule que dans la première (resp. dernière) colonne : $j = 0$ (resp. $j = M$) qui correspondent au premier et dernier mur vertical intérieur du processus DCMD pour les deux côtés, la température est la même au niveau de toutes les lignes et elle est égale à la température d'entrée (resp. sortie).

$$\begin{cases} {}^0T_{s,i} = T_{s,in} & \forall i \\ {}^MT_{s,i} = T_{s,out} & \forall i \end{cases} \quad (3.20)$$

L'application des transformations (3.14) sur les équations des conditions aux limites (3.10) donne :

➤ Dans première ligne $i = 0$ (correspondant à la première paroi horizontale du processus) :

$${}^jT_{s,0} = \frac{4{}^jT_{s,1} - {}^jT_{s,2}}{3} \quad (3.21)$$

➤ Dans la dernière ligne $i = N + 1$ (correspondant à la couche limite avec la membrane) [88] :

▪ Pour le côté chaud ($s=a$) :

$${}^jT_{a,N+1} = \frac{1}{3} \left[4{}^jT_{a,N} - {}^jT_{a,N-1} - \frac{2\Delta x}{k_{a,N}} \left(\lambda J + \frac{k_m}{\delta_m} ({}^jT_{a,N} - {}^jT_{b,N}) \right) \right] \quad (3.22)$$

▪ Pour le côté froid ($s=b$):

$${}^jT_{b,N+1} = \frac{1}{3} \left[4{}^jT_{b,N} - {}^jT_{b,N-1} + \frac{2\Delta x}{k_{b,N}} \left(\lambda J + \frac{k_m}{\delta_m} ({}^jT_{a,N} - {}^jT_{b,N}) \right) \right] \quad (3.23)$$

3.4.4 Approximation des paramètres variables

Nous allons tenir compte des variations paramétriques en fonction de la température, et les introduire comme perturbations de modélisation dans le modèle d'état final. Considérons que le paramètre α (c'est-à-dire k , C_p et ρ aussi) dans les deux côtés, subit de petites variations inconnues mais bornées autour de sa valeur nominale α_{sn} :

$${}^j\alpha_{s,i} = \alpha_{sn} + \Delta^j\alpha_{s,i}, \quad s = \{a, b\} \quad (3.24)$$

$$\begin{cases} \alpha_{sn} = \frac{k_{an}}{\rho_{sn} c_{ps}} \\ |\Delta^j\alpha_{s,i}| \leq \sigma_{\alpha_s}; \quad \sigma_{\alpha_s} > 0 \end{cases} \quad (3.25)$$

De plus, le terme de perturbation bornée β introduit dans l'équation (3.17) est tel que :

$$|{}^j\beta_{s,i}| \leq \sigma_{\beta_s}; \quad \sigma_{\beta_s} > 0 \quad (3.26)$$

Puis, en rassemblant toutes les variations $\Delta^j \alpha_{s,i}$ dans un vecteur ${}^j \theta_{\alpha s}$ et tous les termes de perturbation ${}^j \beta_{s,i}$ dans un vecteur ${}^j \theta_{\beta s}$; nous obtenons :

$${}^j \theta_{\alpha s} = [{}^j \theta_{\alpha s,1} \dots {}^j \theta_{\alpha s,N}]^T = [\Delta^j \alpha_{s,1} \dots \Delta^j \alpha_{s,N}]^T \quad (3.27)$$

$${}^j \theta_{\beta s} = [{}^j \theta_{\beta s,1} \dots {}^j \theta_{\beta s,N}]^T = [{}^j \beta_{s,1} \dots {}^j \beta_{s,N}]^T \quad (3.28)$$

3.5 Développement du modèle d'état

3.5.1 Les équations d'état

Le choix précédent des états, des entrées et des sorties (3.11-3.13), avec l'approximation des paramètres variables (3.24) et les termes de perturbation (3.27), (2.28), permet de construire un modèle d'état pour déterminer la distribution de température en chaque point (i, j) tel que (3.19) devient :

$${}^j \dot{x}_{s,i} = \left[\alpha_{sn} \frac{1}{\Delta x^2} (j x_{s,i+1} - 2j x_{s,i} + j x_{s,i-1}) - \frac{v_{s,i}}{\Delta z} j x_{s,i} \right] + \frac{v_{s,i}}{\Delta z} j u_{s,i} + \frac{1}{\Delta x^2} (j x_{s,i+1} - 2j x_{s,i} + j x_{s,i-1}) j \theta_{\alpha s,i} + v_{s,i} j \theta_{\beta s,i} \quad (3.29)$$

Et puisque les deux états $i = 1$ et $i = N$ dépendent des conditions aux limites, l'équation (3.29) se développe comme suit :

▪ **Pour $i = 1$:**

On a ${}^j x_{s,0}$ à partir de l'équation (3.21), et l'équation (3.29) devient :

$${}^j \dot{x}_{s,1} = \left[\left(-\frac{2}{3} \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} - \frac{v_{s,1}}{\Delta z} \right) j x_{s,1} + \frac{2}{3} \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} j x_{s,2} \right] + \frac{v_{s,1}}{\Delta z} j u_{s,1} + \frac{1}{\Delta x^2} \left(-\frac{2}{3} j x_{s,1} + \frac{2}{3} j x_{s,2} \right) j \theta_{\alpha s,1} + v_{s,1} j \theta_{\beta s,1} \quad (3.30)$$

▪ **Pour $1 < i < N$:**

L'équation (3.29) donne :

$${}^j \dot{x}_{s,i} = \left[\frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} j x_{s,i-1} - \left(2 \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} + \frac{v_{s,i}}{\Delta z} \right) j x_{s,i} + \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} j x_{s,i+1} \right] + \frac{v_{s,i}}{\Delta z} j u_{s,i} + \frac{1}{\Delta x^2} (j x_{s,i-1} - 2j x_{s,i} + j x_{s,i+1}) j \theta_{\alpha s,i} + v_{s,i} j \theta_{\beta s,i} \quad (3.31)$$

▪ **Pour $i = N$:**

On a ${}^j x_{a,N+1}$ et ${}^j x_{b,N+1}$ à partir de les équations (3.22) et (3.23), et on considère le terme de couplage entre Σ_j^a et Σ_j^b :

$${}^j x_{ab} = 2\Delta x \left(\lambda J + \frac{k_m}{\delta_m} (j x_{a,N} - j x_{b,N}) \right) \quad (3.32)$$

D'où : les équations (3.22) et (3.23) deviennent :

$$\left. \begin{aligned} jx_{a,N+1} &= \frac{1}{3} \left[4jx_{a,N} - jx_{a,N-1} - \frac{jx_{ab}}{k_{a,N}} \right] \\ jx_{b,N+1} &= \frac{1}{3} \left[4jx_{b,N} - jx_{b,N-1} + \frac{jx_{ab}}{k_{b,N}} \right] \end{aligned} \right\} \quad (3.33)$$

Pour une écriture plus simple on introduit le terme \bar{s} tel que :

$$\bar{s} = \frac{2s-a-b}{b-a} = \begin{cases} -1 & si \quad s = a \\ +1 & si \quad s = b \end{cases} \quad (3.34)$$

$$jx_{s,N+1} = \frac{1}{3} \left[4jx_{s,N} - jx_{s,N-1} + \bar{s} \frac{jx_{ab}}{k_{s,N}} \right] \quad (3.35)$$

▪ D'où pour $i = N$

$$j\dot{x}_{s,N} = \left[\frac{2}{3} \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} jx_{s,N-1} - \left(\frac{2}{3} \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} + \frac{v_{s,i}}{\Delta z} \right) jx_{s,N} \right] + \frac{v_{s,N}}{\Delta z} ju_{s,N} + \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} \bar{s} \frac{jx_{ab}}{3k_{s,N}} + \frac{1}{\Delta x^2} \left(\frac{2}{3} jx_{s,N-1} - \frac{2}{3} jx_{s,N} + \frac{\bar{s}}{3k_{s,N}} jx_{ab} \right) j\theta_{\alpha s,N} + v_{s,N} j\theta_{\beta s,N} \quad (3.36)$$

3.5.2 Forme matricielle du Modèle

Il est possible de regrouper les termes des équations (3.30), (3.31) et (3.36) pour simplifier leur écriture en une forme d'état matricielle perturbée. Les matrices du modèle d'un sous-système sont déduites comme suit :

• Les matrices dynamiques jA_s

En regroupant les coefficients des variables d'état dans les expressions de leurs dérivées temporelles, on forme la matrice dynamique $N \times N$ tri-diagonale pour le sous-système Σ_j^s

$$jA_s = \begin{bmatrix} jA_{s1} \\ \vdots \\ jA_{sN} \end{bmatrix} \quad (3.37)$$

Tel que les lignes sont :

$$\left. \begin{aligned} jA_{s1} &= [a_{s1,1} \quad a_{s1,2} \quad 0 \quad 0 \quad \dots \quad 0] \\ jA_{si} &= [0 \quad \dots \quad 0 \quad a_{si,i-1} \quad a_{si,i} \quad a_{si,i+1} \quad 0 \quad \dots \quad 0] \\ jA_{sN} &= [0 \quad \dots \quad 0 \quad a_{sN,N-1} \quad a_{sN,N}] \end{aligned} \right\} \quad (3.38)$$

et les éléments de chaque ligne sont :

$$\left\{ \begin{aligned} a_{s1,1} &= -\left(\frac{2}{3} \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} + \frac{v_{s,1}}{\Delta z} \right), \quad a_{s1,2} = \frac{2}{3} \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} \\ a_{si,i-1} &= \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2}, \quad a_{si,i} = -\left(2 \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} + \frac{v_{s,i}}{\Delta z} \right), \quad a_{si,i+1} = \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} \\ a_{sN,N-1} &= \frac{2}{3} \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2}, \quad a_{sN,N} = -\left(\frac{2}{3} \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} + \frac{v_{s,N}}{\Delta z} \right) \end{aligned} \right\} \quad (3.39)$$

• **Les matrices d'entrée/sortie jB_s et jC_s**

En regroupant les coefficients des commandes dans les expressions des dérivées temporelles, on forme la matrice d'entrée $N \times N$ suivante pour le sous-système Σ_j^s . La matrice de sortie est bien évidemment l'identité pour tous les sous-systèmes, par construction (3.12).

$$\left. \begin{aligned} {}^jB_s &= \text{diag}({}^jB_{si}), \quad {}^jB_{si} = \frac{v_{s,i}}{\Delta z} \quad \forall i \\ {}^jC_s &= I_N, \quad \forall j \end{aligned} \right\} \quad (3.40)$$

• **Les termes de perturbation**

On va tout d'abord à partir des équations (3.27) et (3.28) former le vecteur ${}^j\theta_s$ qui contient toutes les variations bornées dues aux approximations, et le vecteur ${}^j\psi_s(jx_s, {}^j\theta_s)$ qui contient toutes les perturbations qui en résultent. Ils ont la forme:

$${}^j\theta_s = \begin{bmatrix} {}^j\theta_{\alpha s} \\ {}^j\theta_{\beta s} \end{bmatrix} \quad (3.41)$$

$${}^j\psi_s(jx_s, {}^j\theta_s) = \begin{bmatrix} {}^j\psi_{s1} \\ \vdots \\ {}^j\psi_{sN} \end{bmatrix} \quad (3.42)$$

▪ **Pour $i = 1$**

$${}^j\psi_{s1} = \frac{1}{\Delta x^2} \left(-\frac{2}{3} {}^jx_{s,1} + \frac{2}{3} {}^jx_{s,2} \right) {}^j\theta_{\alpha s,1} + v_{s,1} {}^j\theta_{\beta s,1} \quad (3.43)$$

▪ **Pour $1 < i < N$**

$${}^j\psi_{si} = \frac{1}{\Delta x^2} ({}^jx_{s,i-1} - 2{}^jx_{s,i} + {}^jx_{s,i+1}) {}^j\theta_{\alpha s,i} + v_{s,i} {}^j\theta_{\beta s,i} \quad (3.44)$$

▪ **Pour $i = N$:**

$$\begin{aligned} {}^j\psi_{sN} &= \frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} \bar{s} \frac{{}^jx_{ab}}{3k_{s,N}} + \frac{1}{\Delta x^2} \left(\frac{2}{3} {}^jx_{s,N-1} - \frac{2}{3} {}^jx_{s,N} + \frac{\bar{s}}{3k_{s,N}} {}^jx_{ab} \right) {}^j\theta_{\alpha s,N} + v_{s,N} {}^j\theta_{\beta s,N} \\ {}^j\psi_{sN} &= \left[\frac{\alpha_{sn}}{\Delta x^2} \bar{s} \frac{{}^jx_{ab}}{3k_{s,N}} \frac{1}{{}^j\theta_{\alpha s,N}} + \frac{1}{\Delta x^2} \left(\frac{2}{3} {}^jx_{s,N-1} - \frac{2}{3} {}^jx_{s,N} + \frac{\bar{s}}{3k_{s,N}} {}^jx_{ab} \right) \right] {}^j\theta_{\alpha s,N} + v_{s,N} {}^j\theta_{\beta s,N} \end{aligned} \quad (3.45)$$

On peut aussi mettre l'expression de ${}^j\psi_s(jx_s, {}^j\theta_s)$ sous la forme compacte suivante :

$${}^j\psi_s(jx_s, {}^j\theta_s) = {}^j\psi_{s\alpha} {}^j\theta_{\alpha s} + {}^j\psi_{s\beta} {}^j\theta_{\beta s} = {}^j\psi_s(jx_s) {}^j\theta_s \quad (3.46)$$

Tel que :

$$\left. \begin{aligned} {}^j\psi_{s\beta} &= \text{diag}({}^j\psi_{s\beta i}), \quad {}^j\psi_{s\alpha} = \text{diag}({}^j\psi_{s\alpha i}) \\ {}^j\psi_s(jx_s) &= [{}^j\psi_{s\alpha} \quad {}^j\psi_{s\beta}] \end{aligned} \right\} \quad (3.47)$$

${}^j\psi_{s\alpha i}$, ${}^j\psi_{s\beta i}$ sont les coefficients de ${}^j\theta_{\alpha s,i}$ et de ${}^j\theta_{\beta s,i}$ dans (3.43 à 3.45) et ${}^j\theta_s$ introduit dans (3.41).

Proposition 3.1 :

Le profile de température interne du système DCMD peut être prédit par le modèle d'état en cascade construit à partir de l'ensemble des modèles d'état de ses sous-systèmes Σ_j^s définis comme suit, $^j x_s \in \mathbb{R}^N, ^j u_s \in \mathbb{R}^N, ^j \theta_s \in \mathbb{R}^{2N}$:

$$\Sigma_j^s: \begin{cases} ^j \dot{x}_s = ^j A_s ^j x_s + ^j B_s ^j u_s + ^j \Psi_s(^j x_s) ^j \theta_s \\ ^j y_s = ^j C_s ^j x_s \end{cases} ; j = 1, \dots, M \quad (3.48)$$

Preuve 3.1 :

La série de modèles (3.48) est une conséquence directe des développements effectués dans les Sections 3.4 et 3.5. ■

Remarques :

- Le modèle d'état global est obtenu par l'interaction des modèles des sous-systèmes mis en cascade comme représenté sur la figure 3.6.
- Chaque sous-système Σ_j^s est alimenté par la sortie du sous-système en amont Σ_{j-1}^s et agit à son tour sur le sous-système en aval Σ_{j+1}^s .
- D'après nos recherches bibliographiques, cette approche de modélisation est introduite pour la première fois.
- Elle permet d'obtenir le profile de température interne selon le maillage désiré et donne accès à l'évaluation précise de tous les paramètres qui dépendent de la température (à l'instar des autres techniques de résolution, RK4 – MOL – ADI) [16], [26].
- En revanche, son avantage principale est qu'elle rend possible l'utilisation des techniques de l'automatique (commande et surveillance à base d'observateur ...etc)
- Nous exploiterons ce modèle dans les chapitres suivant pour concevoir un observateur d'état et développer une approche de diagnostic pour détecter les situations de fouling dans la membrane.
- L'objectif de notre travail –rappelons-le- est de fournir une technique permettant de prévenir les situations de fouling au moment opportun pour lancer les opérations de maintenance appropriées.
- Mais avant de passer à l'utilisation du modèle, nous allons évaluer son fonctionnement sur la base des courbes caractéristique de la DCMD. Et nous allons comparer ses résultats avec des données expérimentales publiées.

3.6 Simulation et validation du modèle

Nous procédons d'abord à l'évaluation du comportement global du modèle pour montrer qu'il reproduit les mêmes courbes caractéristiques d'un système DCMD. Puis nous comparons les résultats qu'il retourne en termes d'entrées/sorties avec des résultats publiés obtenus sur une plateforme expérimentale. La géométrie du dispositif DCMD représenté sur la figure 3.7 est tirée de [41]. Un dispositif rectangulaire de longueur 0,4 m et de largeur 0,15 m, composé de deux compartiments de 0,001m de hauteur chacun, séparés par une membrane (PTFE) hydrophobe, poreuse et dont les caractéristique sont résumés dans le tableau 3.2. Les autres propriétés des fluides et des conditions d'expérimentation sont données dans le tableau 3.3.

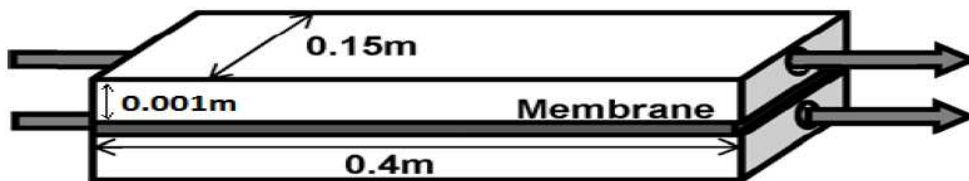


Fig. 3.7 La géométrie du dispositif DCMD

Membrane	Caractéristique
La matière.	PTFE (polytetrafluoroethylene).
Le diamètre du Pore	0,22 μm
L'épaisseur de la membrane	0,110 mm
La conductivité thermique de PTFE solide (k_s).	0,178 W/(m.K)
La porosité de la membrane.	83 %

Tableau 3.2 Caractéristique de la membrane [41]

3.6.1 Simulation en régime statique

Dans cette partie nous allons aborder des simulations en régime statique. Cette approche qui est utilisée par plusieurs travaux s'intéressant à la modélisation DCMD [41], [79], permet de simuler un grand nombre de sous systèmes, en un temps réduit, et avec une grande précision. Le principe est de simuler les M sous systèmes comme suit :

1. Simuler la dynamique de chaque sous système jusqu'à ce qu'il se stabilise.
2. Prendre la valeur de l'état en régime permanent, la stocker et l'injecter dans le prochain sous système.

Malgré la meilleure stabilité numérique de cette approche, elle présente deux inconvénients majeurs. Le premier étant qu'elle ne permet pas de voir l'évolution de la distribution de la température au cours du temps, et le second est dans le fait qu'elle n'est pas adaptée aux applications de surveillance, ou de diagnostic, qui nécessitent une connaissance des valeurs instantanées des variables du système. Les figures 3.8 et 3.9 représentent l'approche de programmation pour la simulation du modèle en régime statique.

Paramètres	Définition	Valeurs	Unité
M	Nombre de Sous-système	2000	/
N	Nombre d'états par sous-système	20	/
d_a	Hauteur du canal chaud	0,001	m
d_b	Hauteur du canal froid	0,001	m
L	Longueur du canal	0,4	m
Δx	Pas entre deux lignes	$5 \cdot 10^{-5}$	m
Δz	Pas entre deux colons	$2 \cdot 10^{-4}$	m
W	Largeur du canal	0,15	m
r	Rayon du Pore	$0,11 \cdot 10^{-6}$	m
δ_m	Épaisseur des la membrane	$1,1 \cdot 10^{-4}$	m
ε	Porosité de la membrane	83%	/
τ	Tortuosité de la membrane	1.2048	/
ρ_a	Densité de l'eau de mer	1035	$Kg \cdot m^{-2}$
ρ_b	Densité de l'eau pure	998,2	$Kg \cdot m^{-2}$
k_a	Conductivité thermique de l'eau de mer	0,596	$W \cdot m^{-1} \cdot K^{-1}$
k_b	Conductivité thermique de l'eau pure	0,607	$W \cdot m^{-1} \cdot K^{-1}$
C_{pa}	Capacité calorifique du flux d'eau de mer	4180	$J \cdot Kg^{-1} \cdot K^{-1}$
C_{pb}	Capacité calorifique du flux de l'eau pure	3850	$J \cdot Kg^{-1} \cdot K^{-1}$
R	Constante des gaz parfaits	8,3134	$J \cdot K^{-1} \cdot mol^{-1}$
v_b	Vélocité de l'eau pure	0,28	$m \cdot s^{-1}$
λ	Chaleur latente de l'eau	$2,264 \cdot 10^6$	$J \cdot Kg^{-1}$
η	Viscosité de la vapeur d'eau	$2,29 \cdot 10^{-9}$	$N \cdot s \cdot m^{-2}$

Tableau 3.3 Paramètres du système [41]

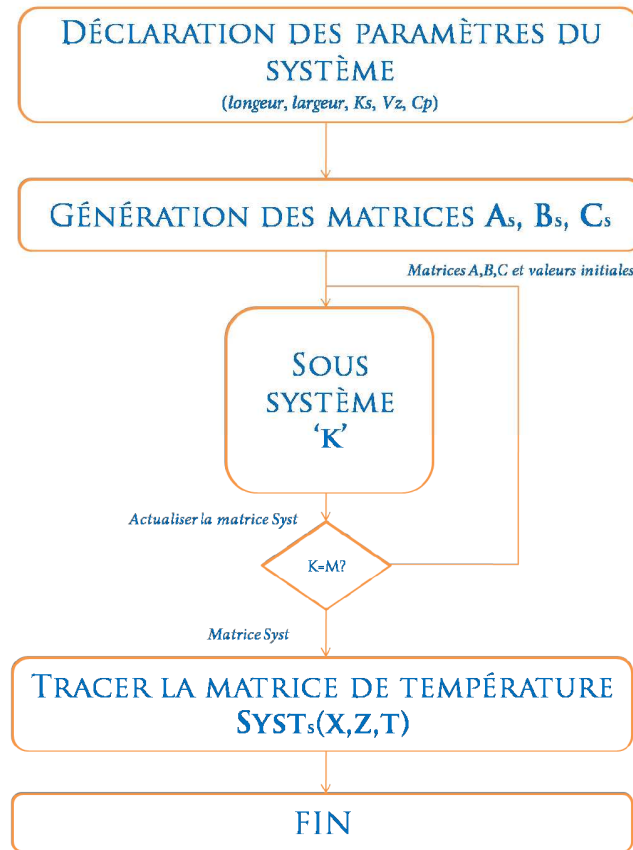


Fig. 3.8 Logigramme de l'algorithme de simulation (régime statique)

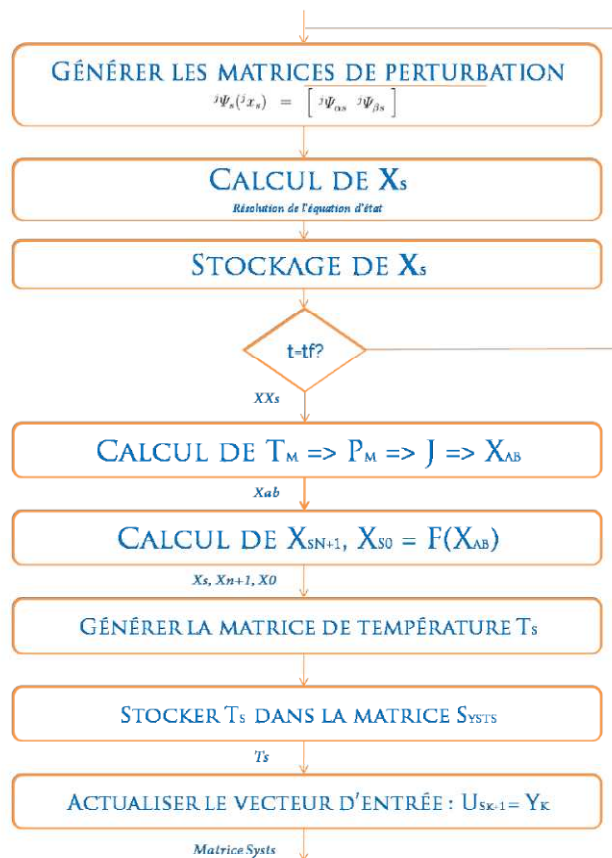


Fig. 3.9 Logigramme de l'algorithme de simulation pour chaque sous système (cas statique)

3.6.1.1 Flux énergétique

La figure 3.10 représente la distribution de la température dans les cotés chaud et froid de la station en régime permanent. Ces courbes sont conformes aux profils caractéristiques de la DCMD trouvées dans la littérature. On voit clairement l'effet de l'augmentation du nombre de sous systèmes sur la précision des résultats. Il est clair aussi que les variations remarquables de la température ont lieu près de la membrane. Une diminution d'environ 7°C de la température de la solution chaude, et une augmentation de la température du côté froid d'environ 6°C. La distribution de la température en fonction de la longueur de la membrane (axe z) est présentée sur la figure 3.11. La température du côté chaud diminue, et celle du côté froid augmente de façon identique aux résultats expérimentaux de [41]. Ceci est dû aux transferts de chaleur par conduction selon l'axe x, et par convection selon l'axe z.

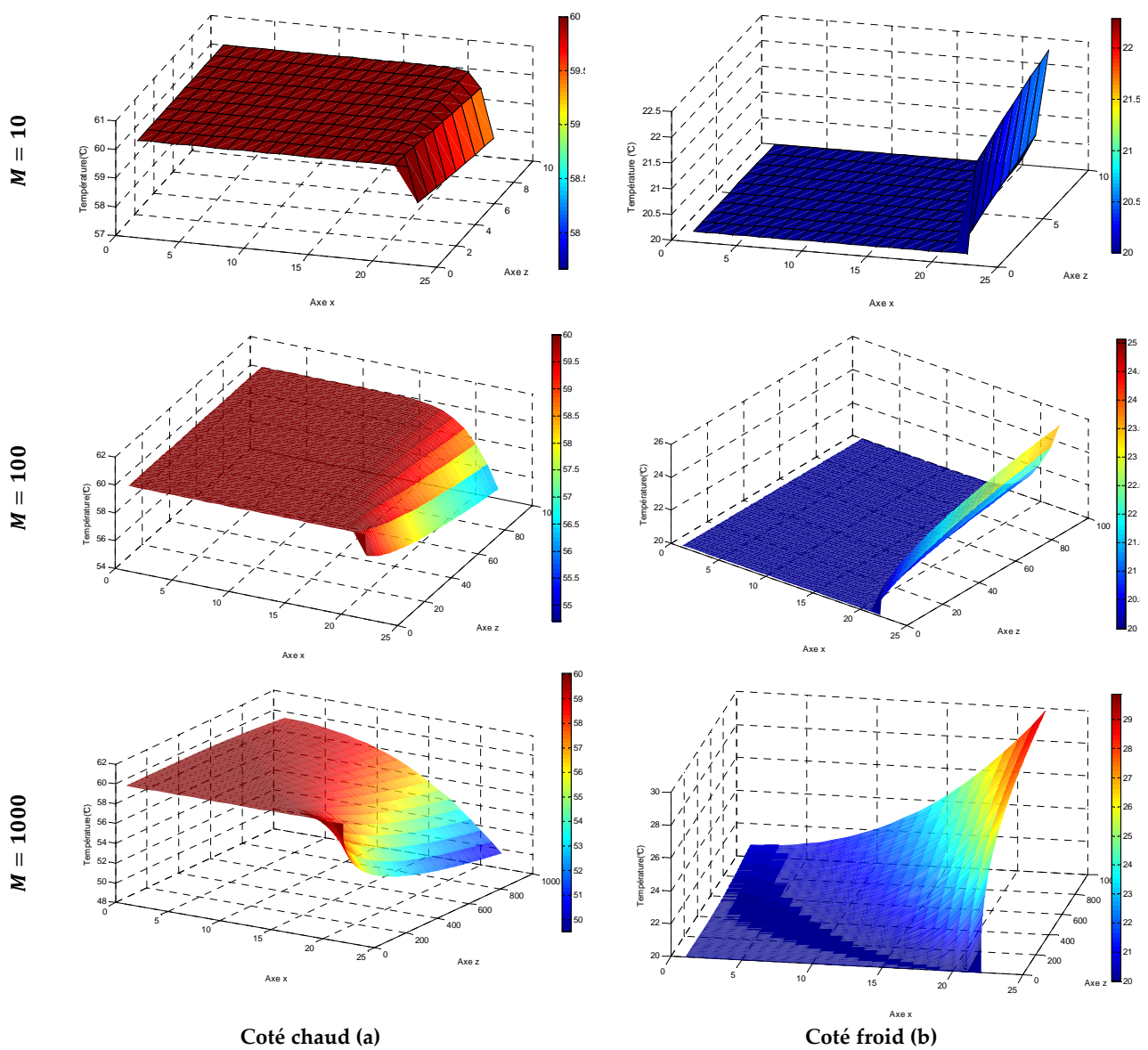


Fig. 3.10 Distribution de la température obtenue par le modèle d'état

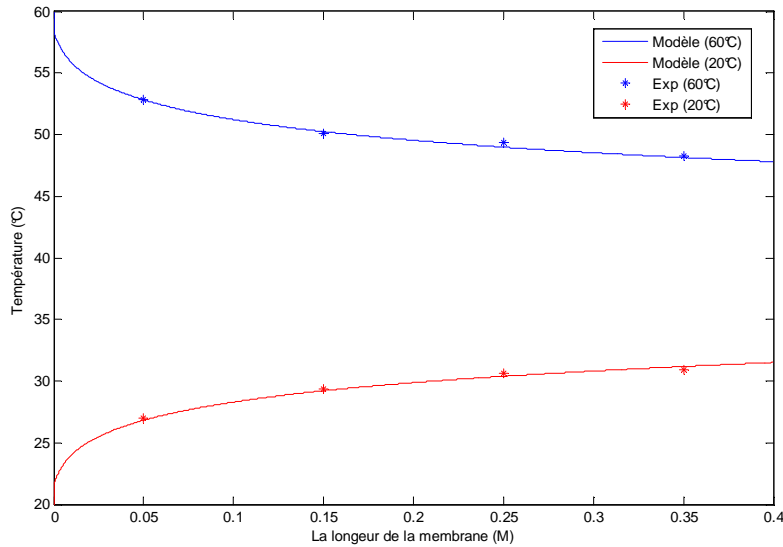


Fig. 3.11 Evolution de la température le long de la membrane (Modèle VS Expérience [41]).

3.6.1.2 Flux massique :

La distribution du flux massique par unité de surface le long de la membrane, et sa variation en fonction de la vitesse d'écoulement sont représentées sur les figures 3.12 et 3.13 respectivement. Plus on est proche de la sortie du système, plus le flux massique diminue. Ceci est bien connu en DCMD et s'explique puisque la différence de température des deux côtés de la membrane diminue sous l'effet du transfert de chaleur, c.à.d. la force motrice des phénomènes de transfert diminue le long de l'axe z. En plus, on voit que les valeurs donné par le modèle sont proches aux valeurs expérimentales.

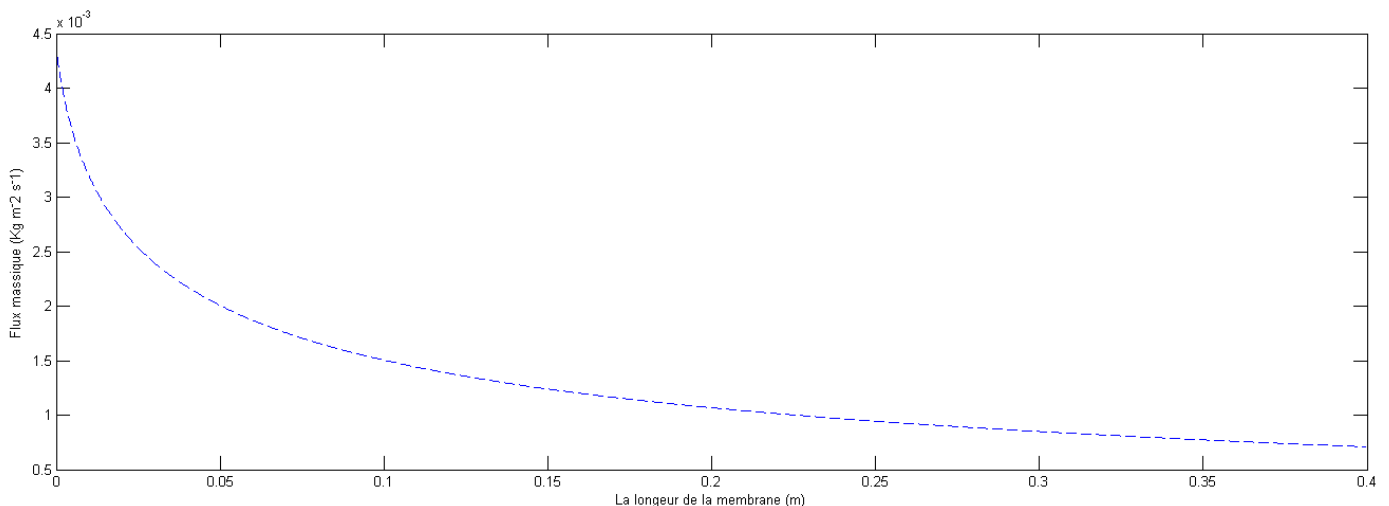


Fig. 3.12 Distribution du flux massique le long de la membrane

La figure 3.14 représente la variation du coefficient de transfert de masse et de la différence de la pression de la vapeur des deux côtés de la membrane, en fonction de la vitesse d'écoulement. On voit clairement que les variations données par le modèle et les données expérimentales sont proches, ce qui prouve la validité du modèle d'état.

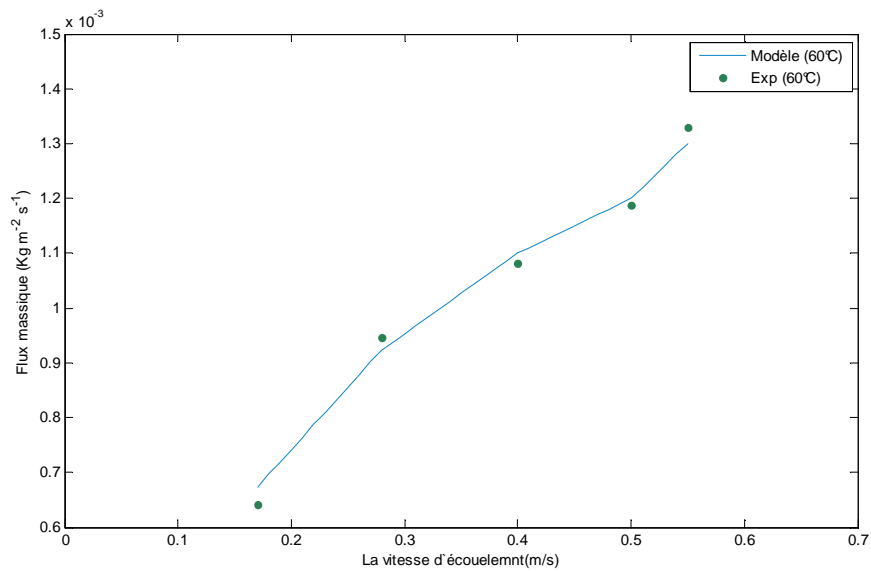
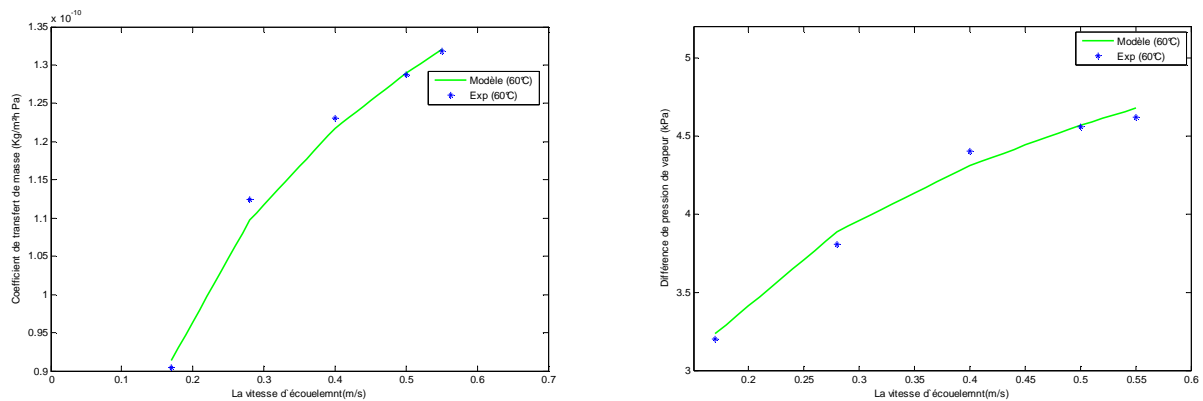


Fig. 3.13 Flux massique en fonction de la vitesse d'écoulement (Modèle VS Expérience [41])



Sur le Coefficient de transfert de masse

Sur le Gradient de pression membranaire

Fig. 3.14 Effet de la vitesse d'écoulement

3.6.2 Simulation en régime dynamique

La simulation en régime dynamique, introduit une augmentation importante dans le temps et la complexité des calculs, vu que tous les paramètres varient à chaque instant pour les M sous systèmes. En plus, les procédures numériques deviennent plus sensibles, et risquent de diverger sous l'effet d'une petite variation paramétrique. Cependant, cette approche est plus réaliste et donne toujours des valeurs valides. Plus important encore, elle est adaptée aux applications de commande, et de diagnostic. La simulation en mode dynamique utilise le même algorithme que l'approche statique avec une modification majeure, qui est la simulation en fonction du temps de tous les M sous systèmes. La modification de l'algorithme est expliquée dans le diagramme de la figure 3.15.

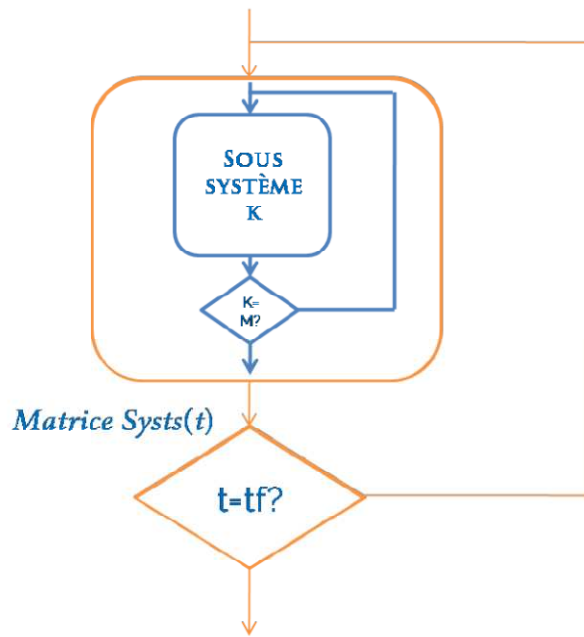


Fig. 3.15 Logigramme de simulation (régime dynamique)

3.6.2.1 Résultats de la simulation

La figure 3.16 représente la distribution de température dans le canal chaud de l'installation en fonction du temps, pour des températures d'entrées : chaude de 60°C , et froide de 20°C , et pour une vitesse de $0,17\text{ ms}^{-1}$ pour les deux solutions. On voit que la température diminue lentement en fonction du temps, du côté de la membrane et du côté de la sortie, à cause des transferts de masse par conduction selon l'axe x , et convection selon l'axe z .

La figure 3.17 représente la distribution de la température de sortie du système suivant l'axe x , à des instants différents, on voit l'évolution de la température en fonction du temps, et sa valeur finale en régime permanent.

L'évolution du flux massique d'un sous système de la station DCMD en fonction du temps est donnée dans la figure 3.18.

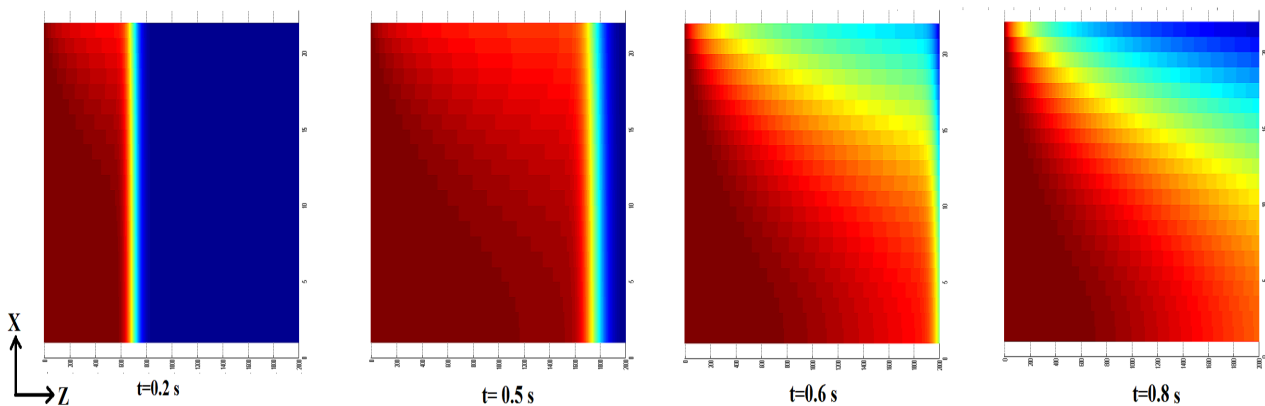


Fig. 3.16 Evolution spatio-temporelle de la température dans le canal chaud.

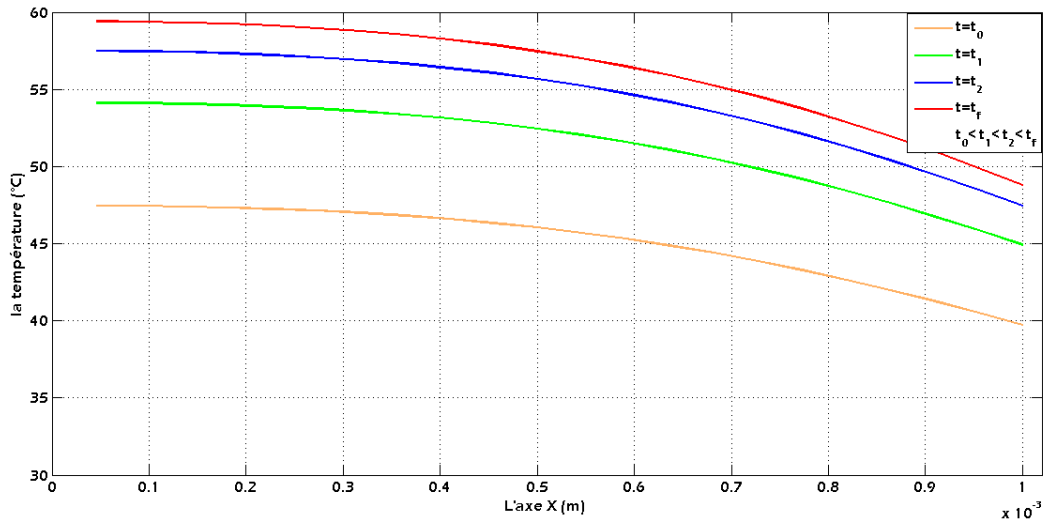


Fig. 3.17 Evolution de la température de sortie (z=M) en fonction du temps

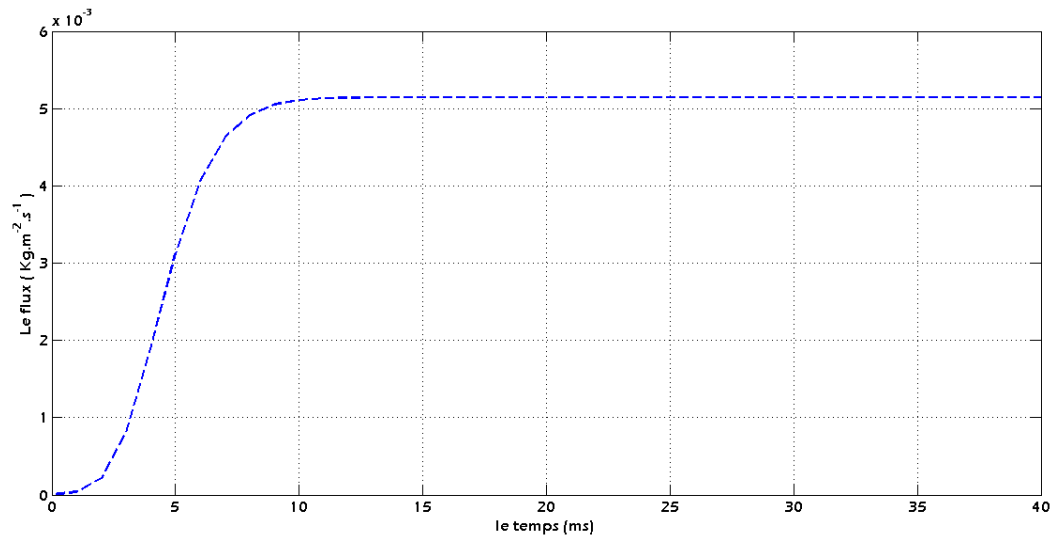


Fig. 3.18 Evolution du flux massique d'un sous système en fonction du temps

3.7 Validation du modèle

Le test de validation entrée/sortie est très concluant. L'écart entre les résultats expérimentaux de [41] et ceux du modèle d'état ne dépassent pas 5%. La figure 3.19 représente la courbe de validation basée sur la comparaison Modèle/Expérience de l'évolution de la température de sortie du côté chaud. Pour des entrées en température de 60°C pour le coté chaud et de 20°C pour le coté froid, plusieurs vitesses d'écoulement ont été essayées. Les résultats de cette comparaison son récapitulés dans le tableau 3.4.

Vélocité	<i>T_{out}</i> Côté Chaud			<i>T_{out}</i> Côté Froid		
	Expérimental	Modèle	Erreur	Expérimental	Modèle	Erreur
0,17	50,1	49,4	1,14%	29,1	31,1	3,61%
0,28	52,3	52,1	0,30%	27,4	28,1	1,26%
0,39	53,9	53,7	0,27%	26,3	27,0	1,26%
0,50	55,1	54,8	0,57%	25,8	25,8	0,10%
0,55	55,3	55,1	0,28%	25,4	25,4	0,90%

Tableau 3.4 Comparaison des résultats du modèle et des données expérimentales (60°C, 20°C)

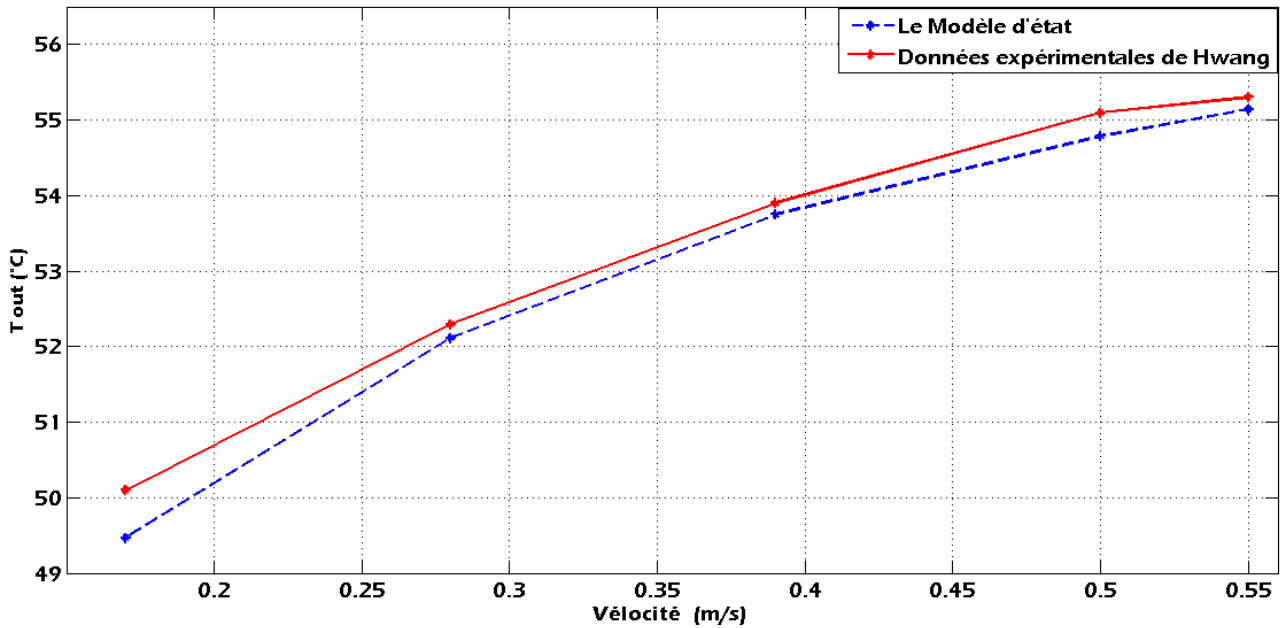


Fig. 3.19 Validation entrées/sorties par comparaison avec des données expérimentales [41].

Nous concluons que le modèle d'état que nous avons développé est très valide, et qu'il reproduit fidèlement le comportement du système réel dans diverses conditions de fonctionnement. Cette étape de validation est nécessaire pour pouvoir passer aux étapes suivantes, c'est-à-dire la synthèse d'un observateur d'état et le développement d'une technique de diagnostic pour la station DCMD.

3.8 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les concepts théoriques et les approches de modélisation appliquées aux systèmes de Distillation Membranaire. Nous avons en suite, développé une nouvelle approche de modélisation des systèmes DCMD. En restructurant les équations de base régissant les transferts de masse et de chaleur dans le système, et en le subdivisant en une série de sous-systèmes agencés en cascade, nous avons élaboré un modèle d'état non linéaire incertain qui reproduit fidèlement le comportement de ce dernier. C'est en effet une approche différente des approches publiées dans la littérature qui sont principalement basées soit sur des observations empiriques, soit sur la résolution numérique des équations différentielles. L'objectif clé de ces méthodes étant la prédiction des profils de température et les paramètres qui en dépendent, notre approche de modélisation offre en plus de ça, la possibilité d'utiliser les techniques de l'automatique (commande et surveillance à base d'observateur ...etc). Les simulations du modèle ont retourné des résultats très valides puisqu'ils reproduisent les courbes caractéristiques du fonctionnement d'une station DCMD en régime statique et dynamique. Nous avons aussi validé le modèle par une comparaison Entrées/Sorties avec des données expérimentales. Nous exploiterons ce modèle dans les chapitres suivants pour concevoir un observateur d'état et développer une approche de diagnostic pour détecter les situations de fouling dans la membrane.

Chapitre 04

Conception d'un observateur pour la supervision de la station DCMD

4.1 Introduction

La théorie de l'estimation tient une place de plus en plus importante en Automatique. La connaissance de l'état du système étudié est nécessaire dans de nombreuses stratégies, notamment de détection de défauts, de diagnostic et de commande. Lorsqu'il n'est pas possible de mesurer directement l'état, et ce pour des raisons physiques ou financières, on a recours à un observateur pour estimer l'état du système. La synthèse de l'observateur exploite les informations disponibles, à savoir le modèle dynamique du système étudié, ses entrées et ses sorties mesurées. Lorsqu'une partie (ou la totalité) des entrées n'est pas disponible, l'observateur est dit à *entrées inconnues*. Le problème à résoudre devient alors plus complexe, puisqu'il s'agit soit d'estimer l'état du système, malgré la présence d'entrées qui interviennent effectivement dans la dynamique du système mais que l'on ne peut pas inclure dans la dynamique de l'observateur, soit d'estimer l'état et les entrées inconnues également. Les observateurs à entrées inconnues interviennent dans le domaine du diagnostic, pour la détection de défauts (qui sont considérés comme des entrées inconnues), la surveillance de capteurs ou l'estimation de perturbations affectant le système [18].

Le but de ce chapitre est de concevoir sur la base du modèle d'état en cascade introduit au chapitre précédent, un observateur capable d'estimer la distribution de température interne du module DCMD d'une manière robuste vis-à-vis des incertitudes paramétriques. Il servira donc, en plus de l'estimation des températures internes, à évaluer tous les paramètres qui en dépendent et qui caractérisent l'état et le fonctionnement (en termes de rendement par exemple) de la station. Mais avant de poser le problème d'estimation pour la station DCMD que nous étudions, nous présentons d'abord, dans les paragraphes suivants, un aperçu sur les concepts théoriques en relation avec la question. Il est à noter que plusieurs travaux de synthèse (état de l'art) sur la conception et le dimensionnement des observateurs non linéaires à entrées connues ou inconnues existent dans la littérature. Ils sont par fois orientés selon leur usage final : commande, estimation, diagnostic, ou selon la classe des systèmes non linéaires étudiés... [57], [58], [62], et ils sont adaptés et mis à jours continuellement. La matière suivante est inspirée en grande partie de [18] et de [62].

4.2 Observateurs linéaires ou non linéaires

L'approximation par linéarisation permet de trouver une solution satisfaisante au problème d'estimation d'état pour une classe assez réduite de systèmes non linéaires. Comme la plupart des systèmes physiques sont non linéaires, il faut trouver des solutions spécifiques pour ces derniers. Les premiers résultats sur les observateurs non linéaires datent des années 1970. Contrairement aux systèmes linéaires qui ont tous la même représentation d'état (à quatre matrices), les systèmes non linéaires ont des représentations d'état très variées, qui exploitent la structure et les propriétés de la fonction non linéaire qui intervient. De nombreuses méthodes ont été développées pour concevoir des observateurs non linéaires, mais le problème reste sans solution dans un grand nombre de cas [18].

Un observateur est un système dynamique qui permet la reconstruction (asymptotique ou exponentielle) de l'état d'un système, à partir des seules informations disponibles et qui sont ses entrées, ses sorties, et son modèle dynamique. Soit le système non linéaire suivant où : $t \geq 0$, $x \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur d'état, $u \in \mathbb{R}^m$ est le vecteur d'entrée, $y \in \mathbb{R}^p$ est le vecteur de sortie, et les conditions initiales sont $x_0 = x(0)$.

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = h(x(t), u(t)) \end{cases} \quad (4.1)$$

On considère le système dynamique suivant dont les entrées sont u et y , et la sortie est l'état estimé $\hat{x} \in \mathbb{R}^n$ et où $z \in \mathbb{R}^q, q \leq n$ avec les conditions initiales $z_0 = z(0)$.

$$\begin{cases} \dot{z}(t) = \Phi(z(t), u(t), y(t)) \\ \hat{x}(t) = \Psi(z(t), u(t), y(t)) \end{cases} \quad (4.2)$$

Si les hypothèses suivantes sont vérifiées :

- (i) $\hat{x}(t_0) = x(t_0) \Rightarrow \hat{x}(t) = x(t), \forall t \geq t_0$
- (ii) l'erreur d'estimation $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$ tend asymptotiquement (respectivement exponentiellement) vers zéro, alors le système (4.2) est un observateur (respectivement un observateur exponentiel) du système (4.1), d'ordre plein si $q = n$, d'ordre réduit si $< n$.

Le problème de synthèse d'un observateur consiste donc à trouver des fonctions Φ et Ψ qui assurent la convergence de l'état estimé \hat{x} vers l'état réel x du système, et ce, indépendamment de $x_0, z_0, u(t)$. Pour étudier la convergence de l'observateur d'un système, des outils concernant la stabilité des systèmes dynamiques sont utilisés, et notamment la théorie élaborée par Lyapunov.

La plupart des approches développées pour l'estimation d'état des systèmes non linéaires, trouvent une inspiration dans les techniques établies pour les systèmes linéaires et pour lesquels, ce problème a été entièrement résolu [18]. En effet, une solution simple et optimale au problème d'estimation d'état des systèmes linéaires est donnée par l'observateur de Luenberger dans le cadre déterministe, et par le filtre de Kalman dans le cadre stochastique.

Dans les deux cas, on considère le modèle dynamique d'un système linéaire défini ci-après où $x \in \mathbb{R}^n, u \in \mathbb{R}^m, y \in \mathbb{R}^p$, et où $w \in \mathbb{R}^r$ et $v \in \mathbb{R}^p$ sont deux bruits blancs gaussiens d'espérance nulle, de covariances respectives Q et R . Ces bruits sont supposés non corrélés. Les matrices du système sont de dimensions appropriées, et les conditions initiales sont définies par $x_0 = x(0)$.

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + Lw(t) \\ y(t) = Cx(t) + v(t) \end{cases} \quad (4.3)$$

4.2.1 Observateur de Luenberger

Dans le cas déterministe, les bruits w et v sont nuls, et Luenberger propose l'observateur suivant pour le système (4.3) :

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + K(y(t) - C\hat{x}(t)) \quad (4.4)$$

La dynamique de l'erreur d'estimation $e(t) = x(t) - \hat{x}(t)$ a pour expression :

$$\dot{e}(t) = (A - KC)e(t) \quad (4.5)$$

Il suffit alors de choisir le gain K de l'observateur de telle sorte que les valeurs propres de la matrice $A - KC$ soient dans le demi-plan complexe gauche.

4.2.2 Filtre de Kalman

La théorie de l'observation de Kalman nécessite, quant à elle, la résolution d'une équation de Riccati. Kalman utilise les propriétés statistiques des bruits w et v et propose la structure d'observateur suivante :

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + K(t)(y(t) - C\hat{x}(t)) \quad (4.6)$$

En minimisant la matrice de covariance de l'erreur d'estimation $P(t) = E[e(t)e(t)^T]$, on obtient l'expression du gain de l'observateur :

$$K(t) = P(t)C^T R^{-1} \quad (4.7)$$

où $P(t)$ est solution de l'équation de Riccati :

$$\dot{P}(t) = AP(t) + P(t)A^T - P(t)C^T R^{-1} CP(t) + LQL^T \quad (4.8)$$

Le problème de l'observation des systèmes linéaires est donc entièrement résolu. C'est loin d'être le cas lorsqu'il s'agit de systèmes non linéaires, voir [18], [62].

4.2.3 Approches stochastiques

Le système non linéaire (4.1) est modifié de la manière suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) + Lw(t) \\ y(t) = h(x(t), u(t)) + v(t) \end{cases} \quad (4.9)$$

$w \in \mathbb{R}^r$ et $v \in \mathbb{R}^p$ sont deux bruits blancs gaussiens d'espérance nulle, de covariances respectives Q et R , non corrélés.

4.2.3.1 Filtre de Kalman étendu

Le filtre de Kalman étendu est une méthode assez répandue pour estimer l'état d'un système non linéaire. Sa conception [75] repose sur la généralisation du filtre de Kalman linéaire (4.6) en utilisant des techniques classiques de linéarisation de la dynamique non linéaire. Ainsi les matrices A et C sont remplacées par les matrices jacobiniennes de f et h , évaluées en $\hat{x}(t)$. Le système étudié est linéarisé à chaque instant le long de trajectoires estimées. On note :

$$A(t) = \frac{\partial f}{\partial x}(\hat{x}(t), u(t)) \quad (4.10)$$

$$C(t) = \frac{\partial h}{\partial x}(\hat{x}(t), u(t)) \quad (4.11)$$

La dynamique du filtre de Kalman étendu se met sous la forme :

$$\dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t), u(t)) + K(t)(y(t) - h(\hat{x}(t), u(t))) \quad (4.12)$$

L'expression (4.7) du gain $K(t)$ devient :

$$K(t) = P(t)C^T(t)R^{-1} \quad (4.13)$$

et l'équation de Riccati (4.8) est elle aussi modifiée :

$$\dot{P}(t) = A(t)P(t) + P(t)A^T(t) - P(t)C^T(t)R^{-1}C(t)P(t) + LQL^T \quad (4.14)$$

On peut souligner qu'il s'agit seulement de résultats locaux, à savoir qu'une convergence globale ne peut être garantie sans hypothèses supplémentaires. Par ailleurs, la synthèse de ce filtre utilise une approximation de Taylor au premier ordre, par conséquent les fonctions f et h doivent être dérivables, ce qui n'est pas le cas pour tous les systèmes non linéaires. D'un autre côté, on peut supposer qu'en utilisant des termes d'ordre supérieur du développement de Taylor, les performances sont améliorées [18]. De manière générale, ces techniques utilisent des calculs très lourds, pour résoudre l'équation de Riccati (4.14) notamment.

4.2.3.2 Linéarisation statistique

Cette technique ne fait pas appel à la linéarisation des nonlinéarités à partir du développement de Taylor, mais utilise des approximations non linéaires plus simples que les fonctions initiales. Par exemple, les fonctions f et h sont remplacées par des polynômes en x choisis par minimisation de l'erreur d'approximation, ce qui donne une formule d'interpolation multidimensionnelle. L'inconvénient majeur de cette technique réside dans l'hypothèse faite sur la densité de probabilité de l'erreur, qui n'est pas connue a priori, et qui est supposée gaussienne par défaut. En outre, la complexité et le volume de calcul sont souvent plus importants que dans le cas du filtre de Kalman étendu.

4.2.4 Approches nécessitant une transformation

Le but est toujours de se rapprocher du cas linéaire, que l'on sait traiter. Ces approches font appel à des transformations non linéaires de l'état d'un système afin de rendre la dynamique de l'erreur d'estimation linéaire. Ainsi l'erreur d'estimation converge linéairement ou quasi linéairement dans un espace d'état qui est une transformation non linéaire du système de coordonnées original. On utilise alors des techniques linéaires pour construire un observateur linéaire, puis on applique la transformation inverse pour obtenir un observateur non linéaire pour le système de départ. On distingue trois principales approches : les techniques de linéarisation exacte, rigoureuses mais peu utilisables en pratique ; des techniques de linéarisation étendue, qui s'appliquent à une plus grande classe de systèmes ; enfin les techniques de plongement, qui utilisent une classe plus large de transformations.

4.2.4.1 Techniques de linéarisation exacte

Les techniques de linéarisation exacte de l'erreur d'estimation reposent sur l'existence d'un changement de coordonnées (c'est-à-dire un difféomorphisme, application bijective différentiable et dont la réciproque est différentiable) qui transforme le système non linéaire initial en un système linéaire auxiliaire. On considère le système non linéaire suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (4.15)$$

L'algorithme mis en œuvre pour construire un observateur du système (4.15) par linéarisation est résumé ci-après.

Étape 1) Étant donné un état initial $x_0 \in \mathbb{R}^n$, le problème de la linéarisation exacte de l'erreur d'estimation consiste à rechercher un difféomorphisme T défini sur un voisinage de x_0 tel que :

$$z(t) = T(x(t)) \quad (4.16)$$

ce qui revient à :

$$x(t) = T^{-1}(z(t)) \quad (4.17)$$

Le difféomorphisme est choisi de telle sorte que le modèle dynamique du système (4.15) se mette, dans le nouveau système de coordonnées, sous la forme canonique observable généralisée suivante :

$$\begin{cases} \dot{z}(t) = Az + g(y, u) \\ y(t) = Cz \end{cases} \quad (4.18)$$

Étape 2) Comme la nonlinéarité g ne dépend que des entrées et des mesures, qui sont connues, par injection on linéarise simplement l'erreur d'estimation. En effet, on choisit comme observateur :

$$\dot{\hat{z}}(t) = A\hat{z}(t) + g(y(t), u(t)) + K(y(t) - C\hat{z}(t)) \quad (4.19)$$

Étape 3) La dynamique de l'erreur d'estimation $e(t) = z(t) - \hat{z}(t)$ s'écrit :

$$\dot{e}(t) = (A - KC)e(t) \quad (4.20)$$

Étape 4) On est donc ramené à un problème linéaire, que l'on sait résoudre, par une technique de placement de pôles. Le gain K est choisi de telle sorte que la matrice $A - KC$ soit stable.

Étape 5) Finalement, pour obtenir une estimation de l'état z du système non linéaire initial, il suffit d'appliquer le difféomorphisme inverse :

$$\hat{x} = T^{-1}(\hat{z}) \quad (4.21)$$

La difficulté majeure de cette méthode de linéarisation exacte réside dans l'obtention du difféomorphisme T . De nombreux articles ont tenté de donner des conditions théoriques garantissant l'existence d'une forme canonique d'observabilité généralisée pour les systèmes non linéaires. En utilisant l'algèbre de Lie [44], [56] ou la théorie des EDP (Equations aux Dérivées Partielles) [45]. Il est à souligner que ces techniques sont des solutions locales, valables dans un voisinage de la condition initiale choisie x_0 .

4.2.4.2 Techniques de plongement

Pour les systèmes qui ne remplissent pas les conditions nécessaires pour être mis sous forme canonique d'observabilité généralisée, on utilise une immersion dans un état de dimension supérieure à celle de l'espace d'état initial, à la place d'un difféomorphisme [61]. Il s'agit donc de trouver une transformation injective (tandis que le difféomorphisme est bijectif), qui concerne une classe plus grande de systèmes non linéaires. On peut souligner que ces techniques sont soit des solutions globales dont les conditions d'application sont très restrictives, soit des solutions locales, valables uniquement dans le domaine de validité de la transformation.

4.2.5 Observateurs à grand gain

Les techniques dites "à grand gain" peuvent être appliquées sans transformation du système initial. Dans ce cas, la conception de l'observateur se fait directement à partir de la structure du système en utilisant la théorie de la stabilité de Lyapunov pour adapter les techniques développées dans le cas linéaire [82] et [55]. La méthode de Thau donne des conditions suffisantes de convergence de l'état estimé vers l'état réel du système, pour la classe des systèmes non linéaires décrits par le modèle suivant où la dynamique de l'état comporte une partie linéaire non commandée et une partie non linéaire commandée, vérifiant en général la condition de Lipschitz par rapport à x (au moins localement) :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + f(x(t), u(t)) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (4.22)$$

L'observateur "à grand gain" possède la structure suivante :

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + f(\hat{x}, u) + L(y - C\hat{x}) \quad (4.23)$$

L'appellation "grand gain" provient de la structure de l'observateur : lorsque la fonction non linéaire f possède une grande constante de Lipschitz, la moindre erreur entre l'état réel et l'état estimé va se répercuter et croître. Par conséquent, le gain L de l'observateur (4.23) doit être important pour compenser cette amplification de l'erreur d'estimation dont la dynamique est :

$$\dot{e}(t) = (A - LC)e(t) + f(x, u) - f(\hat{x}, u) \quad (4.24)$$

Résultat (Thau) : soit k la constante de Lipschitz de $f(\cdot)$, et P, Q deux matrices respectivement symétrique définie positive et définie positive, solutions de l'équation de Riccati suivante fonction du gain L tel que:

$$k < \frac{\lambda_{\min}(Q)}{2\lambda_{\max}(P)} \quad (4.25)$$

$$(A - LC)^T P + P(A - LC) = -Q \quad (4.26)$$

alors (4.23) est un observateur asymptotique du système non linéaire (4.22).

La méthode de Thau n'est pas constructive, elle ne donne aucune indication sur le choix d'un gain satisfaisant la condition (4.25). Il s'agit d'une technique de vérification, qui garantit la convergence asymptotique de l'état estimé \hat{x} vers l'état réel x , lorsque le gain L a déjà été choisi.

[72] propose des méthodes constructives du gain L de l'observateur (4.23), par exemple, s'il existe un petit $\varepsilon > 0$ tel que l'équation de Riccati suivante admette une solution symétrique définie positive P :

$$AP + PA^T + P \left(k^2 I - \frac{1}{\varepsilon} C^T C \right) P + I + \varepsilon I = 0 \quad (4.27)$$

alors pour assurer la convergence asymptotique de l'observateur (4.23), il suffit de choisir :

$$L = \frac{1}{2\varepsilon} PC^T \quad (4.28)$$

Ce résultat ne donne cependant pas d'indication quant aux conditions que doit remplir la matrice $(A - LC)$: par exemple, il ne suffit pas toujours de choisir des valeurs propres de $(A - LC)$ "loin" dans le demi-plan complexe gauche. Ceci a été complété par [73] qui a établi des conditions suffisantes sur la matrice $(A - LC)$ pour que le système dynamique (4.23) soit un observateur du système (4.22) à savoir la paire (A, C) est observable, le gain L est choisi de telle sorte que $(A - LC)$ soit stable et

$$\min_{\omega \in \mathbb{R}_+} \sigma_{\min}(A - LC - j\omega I) > k \quad (4.29)$$

D'autres techniques sont combinées aux techniques à grand gain, [8] propose un observateur à grand gain adaptatif pour les systèmes non linéaires dépendant linéairement de paramètres inconnus

4.2.6 Observateurs à structure variable (Walkot-Zak)

Les observateurs à structure variable constituent une autre famille d'observateurs, où contrairement aux méthodes vues précédemment, le modèle dynamique du système n'est pas parfaitement connu. Il s'agit de développer une certaine robustesse vis-à-vis des incertitudes paramétriques, s'appuyant sur la théorie des modes glissants [86]. La classe des systèmes étudiés est décrite ci-après où f représente les nonlinéarités et les incertitudes du système.

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + f(x(t), u(t)) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (4.30)$$

Avec les hypothèses suivantes :

- (i) la paire (A, C) est détectable, donc il existe une matrice K telle que la matrice $(A - KC)$ soit stable ;
- (ii) la fonction f est de la forme

$$f(x(t), u(t)) = P^{-1} C^T h(x(t), u(t)) \quad (4.31)$$

où P est une matrice symétrique définie positive, solution de l'équation de Lyapunov (P existe d'après l'hypothèse (i)) :

$$(A - KC)^T P + P(A - KC) = -Q < 0 \quad (4.32)$$

et la fonction h est inconnue mais bornée :

$$\|h(x(t), u(t))\| \leq \rho(u(t)) \quad (4.33)$$

On peut souligner que la nonlinéarité n'intervient pas dans la structure de l'observateur proposé :

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + K(y(t) - C\hat{x}(t)) + \mathcal{K}(\hat{x}(t), u(t), y(t)) \quad (4.34)$$

Avec

$$\mathcal{K}(\hat{x}(t), u(t), y(t)) = \begin{cases} \frac{P^{-1}C^T(y(t) - C\hat{x}(t))}{\|y(t) - C\hat{x}(t)\|} \rho(u(t)) & \text{si } (x(t) - \hat{x}(t)) \neq 0 \\ 0 & \text{si } (x(t) - \hat{x}(t)) = 0 \end{cases} \quad (4.35)$$

Le terme $\mathcal{K}(\hat{x}(t), u(t), y(t))$ peut être considéré comme un gain variable, qui devient infini lorsque l'erreur d'estimation est petite. Il est démontré dans [86] que l'observateur (4.34) est un observateur exponentiel du système (4.30). On notera que la connaissance exacte du système n'est pas nécessaire, il suffit de connaître une majoration $\rho(u)$ sur les nonlinéarités ou incertitudes. En revanche, l'hypothèse (ii) impose une contrainte structurelle sur f , qui peut être difficile à vérifier en présence d'incertitudes de modèle. La discontinuité de la fonction \mathcal{K} (4.35) est un autre inconvénient de cette méthode : un régime oscillatoire à hautes fréquences peut apparaître dans la dynamique de l'erreur d'estimation. Ces aspects sont traités et couverts par d'autres versions de l'observateur [18], [57].

4.3 Observateurs à entrées inconnues

Pour les observateurs standard linéaires et non linéaires, dans tous les cas, la reconstruction de l'état se fait à partir des entrées et des sorties du système. Les méthodes de synthèse exposées ne peuvent plus s'appliquer lorsque la dynamique du système est soumise à l'influence d'entrées inconnues découlant des erreurs de modélisation, des défauts de capteurs, ou encore des perturbations ou des bruits (sur l'état ou la sortie du système). Dans ce cas, des techniques adaptées ont été mises au point pour estimer soit l'état seul, soit l'état et également les entrées inconnues. Une description succincte des observateurs à entrées inconnues, ou *UIO* (*Unknown Input Observer* en anglais) est donnée dans les paragraphes suivants [18], [62].

4.3.1 Systèmes linéaires

Les premiers résultats sur l'estimation d'état linéaire datent des années 1970. Si la dynamique des entrées inconnues est connue, on procède à la construction d'un système dynamique augmenté, dont l'état est constitué de l'état du système initial et des entrées inconnues. L'observateur est alors chargé d'estimer ce vecteur d'état augmenté. D'autres techniques de synthèse d'UIO ne nécessitent aucune connaissance sur la dynamique des entrées inconnues. Elles proposent des UIO d'ordre réduit pour les systèmes linéaires comportant des entrées connues et inconnues ainsi que des conditions d'existence de l'observateur sous forme de contraintes de rang basée sur les inverses généralisées de matrices ou encore sur des approches géométriques. Voir [18], [39] et leurs références.

La plupart des procédures reposent sur le même principe : le vecteur d'état est divisé en deux parties par une transformation linéaire. La première partie est influencée directement par les entrées inconnues : elle doit donc être mesurée totalement. La seconde partie, libre de toute perturbation inconnue, est estimée par l'UIO d'ordre réduit. Ainsi [61] propose un observateur exponentiel pour le système linéaire suivant où $x \in \mathbb{R}^n$ est l'état du système, $y \in \mathbb{R}^{n_y}$ la sortie, $u \in \mathbb{R}^{n_u}$ l'entrée, $\Gamma(u, y)$ est une fonction non linéaire connue et $d \in \mathbb{R}^{n_d}$ est l'entrée inconnue :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + \Gamma(u(t), y(t)) + Bd(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (4.36)$$

L'observateur proposé est :

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + \Gamma(u(t), y(t)) + Bd(t) + K(y(t) - C\hat{x}(t)) \quad (4.37)$$

La perturbation $d(t)$ peut être estimée à partir des signaux disponibles et les gains F_i et G_j , de dimensions appropriées :

$$\dot{\hat{d}}(t) = F_1y(t) + F_2\dot{y}(t) + G_1\hat{x}(t) + G_2\dot{\hat{x}}(t) + G_3\Gamma(u(t), y(t)) \quad (4.38)$$

Si les conditions suivantes sont vérifiées :

- (i) il existe une matrice F_2 telle que $F_2CB - I_{n_d} = 0$
- (ii) il existe une matrice K telle que la matrice $A - B(F_1C + F_2CA) - KC$ soit stable (au sens de Hurwitz)

alors en posant $G_1 = -F_1C + F_2CA$, $G_2 = 0$ et $G_3 = -F_2C$, $\hat{x}(t)$ et $\hat{d}(t)$ convergent exponentiellement vers $x(t)$ et vers $d(t)$, respectivement.

Les approches algébriques dont la décomposition en valeurs singulières sont également utilisées pour la synthèse d'UIO de systèmes linéaires. Le cas d'un UIO d'ordre plein est analysé dans [22] pour le système LTI suivant tel que $x \in \mathbb{R}^n$ est l'état du système, $u \in \mathbb{R}^k$ le vecteur des entrées connues, $v \in \mathbb{R}^m$, le vecteur des entrées inconnues, $y \in \mathbb{R}^p$ le vecteur des sorties.

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + Dv(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (4.39)$$

Le système dynamique suivant :

$$\begin{cases} \dot{z}(t) = Nz(t) + Ly(t) + Gu(t) \\ \hat{x}(t) = z(t) - Ey(t) \end{cases} \quad (4.40)$$

est un observateur du système (4.39) si et seulement si :

- (i) $\text{rang}(CD) = \text{rang}(D)$
- (ii) $\text{rang} \begin{pmatrix} sP & -PA \\ C & \end{pmatrix} = n, \forall s \in \mathbb{C}, \text{Re}(s) \geq 0$, où $P = I_n + EC$

D'autres techniques ont été développées spécialement pour les systèmes singuliers. Par exemple la résolution d'une équation de Sylvester généralisée avec contraintes [21] ou la construction d'un observateur à entrées inconnues, de type proportionnel-intégral (PI) [54] pour le système du type :

$$\begin{cases} E\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + Nf(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (4.41)$$

où $x \in \mathbb{R}^n$ est l'état du système, $u \in \mathbb{R}^{n_u}$ le vecteur des entrées connues, $f \in \mathbb{R}^{n_f}$ le vecteur des entrées inconnues, $y \in \mathbb{R}^m$ le vecteur des sorties et $E \in \mathbb{R}^{e \times n}$, les autres matrices étant de dimensions appropriées. on suppose que : $\text{rang}(E) \leq \min\{e, n\}$, $\text{rang}(N) = n_f$ et $\text{rang}(C) = m$ et on définit le système singulier augmenté suivant :

$$\begin{pmatrix} E & 0 \\ 0 & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \dot{x}(t) \\ \dot{f}(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A & N \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x(t) \\ f(t) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} B \\ 0 \end{pmatrix} u(t) \quad (4.42)$$

Si le rang de $(sE^T - A^T \quad C^T)^T$ est égal à n pour tout $s \in \mathbb{C}$, tel que $\text{Re}(s) \geq 0$ et si

$$\text{rang} \begin{pmatrix} E & A \\ 0 & E \\ 0 & C \end{pmatrix} = n + \text{rang}(E) \quad (4.43)$$

on peut alors définir l'observateur suivant :

$$\begin{cases} \dot{z}(t) = Fz(t) + L_1 y(t) + L_2 \dot{y}(t) + Ju(t) + T_1 N \hat{f}(t) \\ \hat{f}(t) = L_3 (y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{x}(t) = M_1 z(t) + T_2 y(t) \\ \hat{y}(t) = C \hat{x}(t) \end{cases} \quad (4.44)$$

Les conditions suffisantes de stabilité asymptotique de l'erreur d'estimation de l'état et des entrées inconnues sont les suivantes :

$$\text{rang} \begin{pmatrix} E \\ C \end{pmatrix} = n \quad (4.45)$$

$$\text{rang} \begin{pmatrix} sE - A & -N \\ 0 & sI_{n_f} \\ C & 0 \end{pmatrix} = n + n_f, \forall s \in \mathbb{C}, \text{Re}(s) \geq 0 \quad (4.46)$$

4.3.2 Observateurs à entrées inconnues appliqués au diagnostic

Les observateurs à entrées inconnues sont également utilisés pour le diagnostic. En effet, les processus physiques subissent la plupart du temps des perturbations aussi diverses que des défauts de capteurs, des bruits, des incertitudes de mesures ou de modélisation. L'utilisation d'observateurs à entrées inconnues, permet d'estimer ces dernières (qui agissent justement comme perturbations) pour les identifier et/ou de les éliminer et de minimiser ainsi leur impact sur le système [18].

Soit le système suivant où les entrées inconnues représentent les perturbations et les incertitudes de modélisation :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(x(t), u(t)) + K(x(t), u(t))f(t) + E(x(t))d(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (4.47)$$

f matérialise les défauts de composants et d représente les perturbations et les erreurs de modélisation. Le but est de construire un observateur qui élimine totalement l'influence de d , tout en restant sensible aux défauts f , puisqu'il s'agit justement de détecter les défaillances des composants du système. On cherche alors une transformation linéaire de l'état $z = T(x)$ pour que le système résultant ne soit plus influencé par les incertitudes d . Dans ce cas, le modèle transformé a pour dynamique :

$$\dot{T}(x(t)) = \frac{\partial T(x(t))}{\partial x} \cdot \left(A(x(t), u(t)) + K(x(t), u(t))f(t) + E(x(t))d(t) \right) \quad (4.48)$$

Il faut donc imposer :

$$\frac{\partial T(x(t))}{\partial x} \cdot E(x(t)) = 0 \quad (4.49)$$

Le modèle transformé (4.48) se réduit alors à :

$$\dot{T}(x) = \frac{\partial T(x)}{\partial x} \cdot \left(A(x, u) + K(x, u)f(t) \right) \quad (4.50)$$

Ce modèle est dit à perturbations séparées, puisqu'il ne dépend plus des entrées inconnues d . La conception d'UIO est bien entendu aussi utilisée pour la détection de défauts ou à la génération de résidus dans les systèmes non linéaires [36], [57].

4.3.3 Observateurs à entrées inconnues de systèmes non linéaires

Il n'y a pas de technique générale pour la conception d'UIO pour les systèmes non linéaires puisque ces derniers présentent diverses formes de non linéarité. Une panoplie d'approches existe dans la littérature et chaque cas doit être traité à part [18], [62]. Nous donnons ci-après deux exemples à titre d'illustration.

Soit par exemple le système singulier [11] :

$$\begin{cases} E\dot{x}(t) = f(x(t)) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (4.51)$$

on définit l'observateur suivant :

$$\begin{cases} \dot{z}(t) = g(z(t), y(t)) \\ \hat{x}(t) = z(t) + Qy(t) \end{cases} \quad (4.52)$$

Si les hypothèses suivantes sont vérifiées :

- (i) $\text{rang} \begin{pmatrix} E \\ H \end{pmatrix} = n$ où $H = \frac{\partial h}{\partial x}(0)$;
- (ii) la paire (PF, H) est détectable avec $F = \frac{\partial f}{\partial x}(0)$

alors il existe une matrice non singulière $\begin{pmatrix} P & Q \\ a & b \end{pmatrix}$ telle que :

$$\begin{pmatrix} P & Q \\ a & b \end{pmatrix} \begin{pmatrix} E \\ H \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} I \\ 0 \end{pmatrix} \quad (4.53)$$

et l'observateur (4.52) garantit que $\hat{x} \rightarrow x$ avec $L(\hat{x}(t), h(\hat{x}(t))) = 0$

$$g(z(t), y(t)) = Pf(\hat{x}(t)) + L(\hat{x}(t), y(t)) \quad (4.54)$$

D'autres approches sont trouvées dans [62], où l'on présente des techniques (illustrées par des exemples) de synthèse d'observateurs à entrées inconnues pour les systèmes non linéaires, et parmi lesquelles, une technique laborieuse basée sur les changements de coordonnées et l'utilisation des inverses généralisés de matrices. Elle est adaptée à une classe particulière de systèmes non linéaires (les procédés biochimiques) multi-entrées/multi-sorties de la forme :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = f(u, x) + G(u, s)v \\ y(t) = \bar{C}x = x^1 \end{cases} \quad (4.55)$$

où l'état du système $x = \begin{pmatrix} x^1 \\ X \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n$, $x^1 \in \mathbb{R}^p$ est la sortie du système, $X \in \mathbb{R}^{n-p}$ est la partie de x comportant tous les états non mesurés ; l'entrée connue $u(t) \in \mathcal{U}$ l'ensemble des fonctions absolument continues à dérivées bornées de \mathbb{R}^+ dans U un compact de \mathbb{R}^v ; $v \in \mathbb{R}^m$ est l'entrée inconnue avec $m \leq p$; $f(u, x) = \begin{pmatrix} f^1(u, x) \\ f_X(u, x) \end{pmatrix} \in \mathbb{R}^n$, $f^1(u, x) \in \mathbb{R}^p$, $f_X(u, x) \in \mathbb{R}^{n-p}$ et $G(u, s) = \begin{pmatrix} G^1(u, s) \\ G_X(u, s) \end{pmatrix}$ est une matrice de dimension $n \times m$ où $G^1(u, s)$ et $G_X(u, s)$ sont respectivement de dimension $p \times m$ et $(n-p) \times m$ matrices ; $s(t)$ est un signal connu borné dont la dérivée première par rapport au temps est aussi bornée ; finalement $\bar{C} = [I_p \ 0_{p \times (n-p)}]$.

En adoptant un paquet d'hypothèses dont :

- (i) La matrice $G^1(u, s)$ est de rang plein en colonnes pour tout $u \in \mathcal{U}$ et pour tout $t \geq 0$
- (ii) La dérivée par rapport au temps de l'entrée inconnue $v(t)$ est une fonction complètement inconnue $\varepsilon(t)$ qui est uniformément bornée, c'est-à-dire, il existe un réel inconnu strictement positif $\beta_\varepsilon > 0$ tel que :

$$\sup_{t \geq 0} \|\varepsilon(t)\| \leq \beta_\varepsilon \quad (4.56)$$

On suppose aussi que la matrice G^1 se décompose comme suit (ce qui est toujours possible en réordonnant les sorties) :

$$G^1(u, s) = \begin{pmatrix} G_1^1(u, s) \\ G_2^1(u, s) \end{pmatrix} \quad (4.57)$$

où $G_1^1(u, s)$ est une sous-matrice de G^1 de dimension $m_0 \times m$ avec $m \leq m_0 \leq p$ et qui est de rang plein.

D'après l'hypothèse (i), nous avons :

$$\text{rang}(\bar{C}G(u, s)) = \text{rang}(G^1(u, s)) = \text{rang}(G_1^1(u, s)) = m \quad \forall u(t) \in U, \forall t \geq 0 \quad (4.58)$$

De plus, pour éviter la dégénérescence de la matrice G_1^1 , on suppose qu'il existe deux réels $\alpha_G, \beta_G > 0$ tel que $u(t) \in U, \forall t \geq 0$, on a :

$$\alpha_G^2 I_m \leq (G_1^1(u, s))^T (G_1^1(u, s)) \leq \beta_G^2 I_m \quad (4.59)$$

Les différents cas traité sont distingués suivant la dimension du vecteur de commandes inconnues, d'autres hypothèses sont introduites au fur et à mesure. Pour plus de détail consulter [62].

4.4 Problème d'estimation pour la station DCMD

La taille des modules du procédé DCMD, ainsi que leur nature ne permettent pas le placement de capteurs sur la membrane [79]. Or la connaissance et la prédiction du gradient de température à l'intérieur du module, ainsi que les températures de la couche membranaire est indispensable pour comprendre et surveiller les variations du flux massique de l'eau produite, ou pour avoir une idée sur l'état de la membrane. C'est pourquoi la synthèse d'un observateur peut être très utile pour aboutir à cette fin, vu que les seules informations disponibles sont les débits et les températures d'entrée et de sortie.

Les observateurs classiques ne sont pas convenables pour le modèle d'état que nous avons développé. Pour les M sous-systèmes mis en cascade, nous ne disposons que des entrées principale (sous-système Σ_1^S) et des sorties finales (sous-système Σ_M^S). Autrement dit, partant du sous-système M , nous rencontrons des problèmes d'estimation d'état mais où les entrées ne sont pas connues. En effet, excepté pour le premier sous-système (Σ_1^S), les entrées ne sont pas connues. Elles n'agissent cependant pas comme des perturbations à éliminer ou à identifier pour en compenser l'effet, mais comme des entrées utiles « implicites » que nous ne pouvons pas mesurer directement mais dont la connaissance est nécessaire pour l'estimation de l'ensemble des variables d'état.

Nous développons donc un observateur à entrées inconnues (UIO) ayant la même structure que le modèle d'état (3.48). I.e. composé de M observateurs (UIO) à entrées inconnues en cascade comme illustré sur la figure 4.1 pour un coté de l'installation. L'observateur ainsi obtenu sera utilisé pour estimer la distribution interne de la température et les paramètres qui en dépendent mais aussi pour surveiller l'état de la membrane afin de prévenir les situations de fouling sévères ou irréversibles. Nous démontrons analytiquement la convergence de l'observateur et vérifions ses performances par simulation.

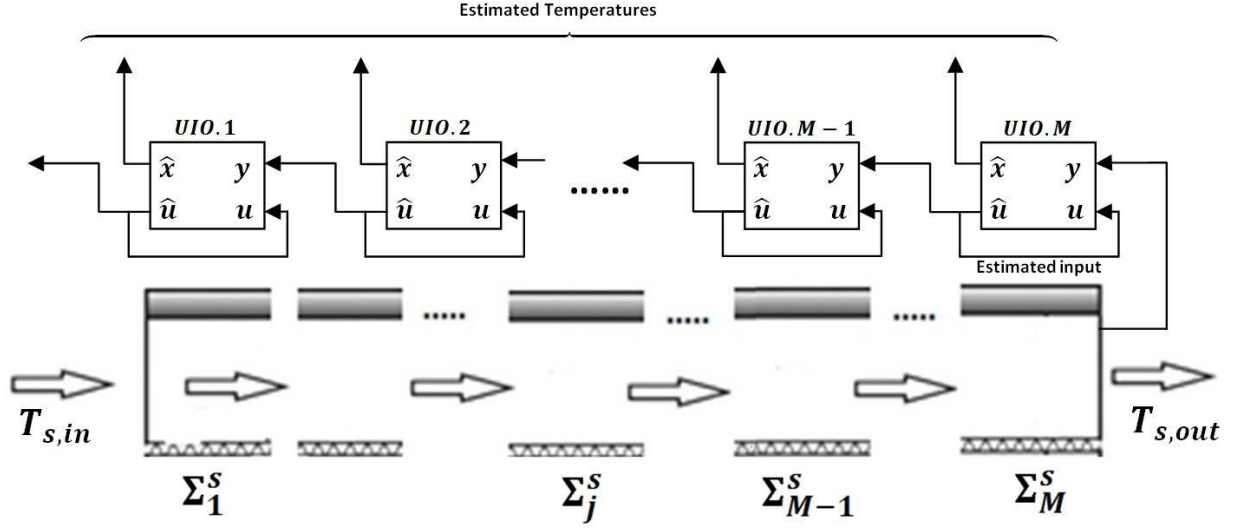


Fig. 4.1 diagramme de l'observateur UIO en cascade (coté chaud)

4.4.1 Étude de l'observabilité de la commande et des états

Les définitions relatives aux observateurs comme les conditions d'observabilité et de détectabilité des états et des commandes lorsqu'elles ne sont pas connues, sont rappelées en annexe A. Malgré les termes de perturbation et les nonlinéarités, et surtout l'aspect inconnu des commandes « implicites » qui caractérisent le modèle (3.48) du système DCMD, l'étude de l'observabilité des états et des commandes se ramène grâce à une restructuration du modèle, au cas le plus simple du système linéaire (4.3) non perturbé. C.à.d la caractérisation de l'observabilité de la paire (A, C) par la l'évaluation du rang de la matrice d'observabilité rappelée ci-dessous :

$$(A, C) \text{ observable} \begin{cases} \Leftrightarrow \mathcal{O}(A, C) \text{ est de rang plein} \\ \Leftrightarrow \text{rang}(\mathcal{O}(A, C)) = n = \dim(x) \end{cases} \quad (4.60)$$

Proposition 4.1 :

Les états et les entrées de tous les sous-systèmes du modèle d'état (3.48) sont observables.

Preuve 4.1 :

Nous démontrons la (proposition 4.1) par réécriture du modèle (3.48) sous une forme canonique d'observabilité et par vérification de la condition (4.60) ■

4.4.2 Restructuration du modèle non perturbé

Partant de (3.48), on considère le modèle non perturbé de Σ_j^s , c.à.d. sans le terme ${}^j\psi_s({}^jx_s){}^j\theta_s$:

$$\left({}^{j}u_s = {}^{j-1}y_s = {}^{j-1}C_s {}^{j-1}x_s = {}^{j-1}x_s \right) \Rightarrow {}^j\dot{x}_s = {}^jA_s {}^jx_s + {}^jB_s {}^{j-1}x_s \quad (4.61)$$

Ce qui donne pour $j = M, \dots, 1$

$$\begin{cases} {}^M\dot{x}_s = {}^MA_s {}^Mx_s + {}^MB_s {}^{M-1}x_s \\ \vdots \\ {}^1\dot{x}_s = {}^1A_s {}^1x_s + {}^1B_s {}^0x_s \end{cases} \quad (4.62)$$

ou bien sous la forme compacte suivante :

$$\begin{cases} \dot{X}_g = A_g X_g + B_g U_g \\ Y_g = C_g X_g \end{cases} \quad (4.63)$$

Où, X_g le vecteur d'état global de dimension $[(N \cdot M) \times 1]$, $U_g = {}^0x_s = {}^1u_s$ est le vecteur des températures d'entrée et $Y_g = {}^M y_s$ est le vecteur des températures de sortie mesurable.

$$X_g = [{}^M x_s \quad {}^{M-1} x_s \quad \dots \quad {}^1 x_s], \quad U_g = {}^1 u_s, \quad Y_g = {}^M y_s = {}^M C_s {}^M x_s = {}^M x_s \quad (4.64)$$

A_g est une matrice carrée de dimensions $[(N \cdot M) \times (N \cdot M)]$, B_g une matrice de dimensions $[(N \cdot M) \times N]$ et C_g de dimensions $[N \times (N \cdot M)]$ formées comme suite :

$$\left(\begin{array}{l} A_g = \begin{bmatrix} A_{g1} \\ \vdots \\ A_{gM} \end{bmatrix}, \begin{cases} A_{g1} = [{}^MA_s \quad {}^MB_s \quad [0] \dots [0]] \\ A_{gj} = [[0] \dots [0] \quad [{}^jA_s] \quad [{}^jB_s] \quad [0] \dots [0]] \\ A_{gM} = [[0] \dots [0] \quad [{}^1A_s]] \end{cases} \\ \hline B_g = \begin{bmatrix} [0] \\ \vdots \\ [0] \\ [{}^1B_s] \end{bmatrix}, C_g = [{}^MC_s][0] \dots [0] = [I_N][0] \dots [0] \end{array} \right) \quad (4.65)$$

Donc, la matrice d'observabilité est définie comme suit :

$$\mathcal{O}(A_g, C_g) = \begin{bmatrix} \mathcal{O}_1 \\ \vdots \\ \mathcal{O}_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_g \\ C_g A_g \\ \vdots \\ C_g A_g^{M-1} \end{bmatrix} \quad (4.66)$$

On remarque bien que la matrice d'observabilité $\mathcal{O}(A_g, C_g)$ est triangulaire de dimension $[(N \cdot M) \times (N \cdot M)]$ composée des blocs suivants :

$$\begin{cases} \mathcal{O}_1 = C_g = [I_N][0] \dots [0] \\ \mathcal{O}_2 = C_g A_g = [{}^MA_s][{}^MB_s][0] \dots [0] \\ \mathcal{O}_3 = \mathcal{O}_2 A_g = [[\mathcal{O}_{31}][\mathcal{O}_{32}][{}^MB_s {}^{M-1}B_s] [0] \dots [0]] \\ \mathcal{O}_4 = \mathcal{O}_3 A_g = [[\mathcal{O}_{41}][\mathcal{O}_{42}][\mathcal{O}_{43}][{}^MB_s {}^{M-1}B_s {}^{M-2}B_s] [0] \dots [0]] \\ \vdots \\ \mathcal{O}_r = [[\mathcal{O}_{r1}] \dots [\mathcal{O}_{rr-1}][\mathcal{O}_{rr}] [0] \dots [0]] \end{cases} \quad (4.67)$$

Tel que les éléments diagonaux sont donnée par :

$$\begin{cases} \mathcal{O}_{11} = I_N \\ \mathcal{O}_{rr} = \prod_{k=0}^{r-2} B_s^{M-k} \end{cases} \quad (4.68)$$

D'où la forme simple du déterminant de la matrice d'observabilité :

$$|\mathcal{O}(A_g, C_g)| = \prod_r |\mathcal{O}_{rr}| \quad (4.69)$$

Et puisque toutes les matrices ${}^j B_s$ sont régulières (c.à.d. $|{}^j B_s| \neq 0$), la matrice d'observabilité $\mathcal{O}(A_g, C_g)$ est de rang plein ($N \cdot M$), d'où le vecteur global des états est complètement observable. Et par voie de conséquence les états et les entrées des sous-systèmes Σ_j^s sont tous observables ■

Ceci s'explique par le fait que les entrées inter-systèmes sont des images des états ; à savoir, comme stipulé dans le Chapitre 3, l'entrée d'un sous-système est la sortie du sous-système qui le précède. Ainsi, nous pouvons passer à l'étape suivante qui est la synthèse de l'observateur.

4.4.3 Synthèse de l'observateur à entrée inconnue

4.4.3.1 Principe de l'estimation d'état par l'UIO

Pour observer tous les sous-systèmes (c.à.d. le système complet) nous allons construire un ensemble d'observateurs (UIO) en cascade comme illustré sur la figure 4.1 et expliqué ci-après :

1. On estime par le 1^{er} observateur les états et les entrées du sous-système M à partir des mesures des sorties disponibles.
2. un deuxième observateur (UIO) estime les états et les entrées du sous-système $(M - 1)$ à partir des résultats de 1.
3. On continue de la même manière jusqu'au premier sous-système, et on compare l'entrée globale estimée avec l'entrée du système réel.

4.4.3.2 Observateur à entrée inconnue UIO générique.

Les modèles d'état des sous-systèmes ont la même écriture qui se simplifie sous la forme générale suivante (sans les indices j et s) où u, x, y et θ resp. A, B, C et Ψ ont le même rôle que dans le modèle (3.48)

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu + \Psi(x)\theta \\ y = Cx \end{cases} \quad (4.70)$$

Il faut que l'observateur assure la convergence des erreurs d'estimations sur les entrées $\tilde{u} = u - \hat{u}$ et sur les états $\tilde{x} = x - \hat{x}$ vers zéro, malgré la présence du terme de perturbation : $\Psi(x)\theta$. Nous envisageons de traiter le cas le plus défavorable c.à.d. la déviation θ prend une valeur maximale θ_m .

Proposition 4.2

Soit le terme de perturbation $\Psi(x, \theta)$ introduit dans (3.42) et soit un vecteur θ_m tel que :

$$\max (\|\theta\|, \|\hat{\theta}\|) \leq \|\theta_m\| \leq \sigma_\theta \quad (4.71)$$

Où, $\hat{\theta}$ est l'estimation de θ et σ_θ un scalaire positif, alors la fonction Ψ vérifie les propriétés suivantes :

1) $\Psi(x, \theta)$ est bornée en θ i.e.

$$\begin{cases} \|\Psi(x, \theta)\| \leq \|\Psi(x, \theta_m)\| \leq \sigma_\theta \|\Psi(x)\| \\ \|\Psi(x, \hat{\theta})\| \leq \|\Psi(x, \theta_m)\| \leq \sigma_\theta \|\Psi(x)\| \end{cases} \quad (4.72)$$

2) $\Psi(x, \theta)$ est Lipchitzienne en x i.e.

$$\exists \sigma_\psi > 0 \mid \|\Psi(x, \theta) - \Psi(\hat{x}, \theta)\| \leq \sigma_\psi \|x - \hat{x}\| \leq \sigma_\psi \tilde{x} \quad (4.73)$$

$$\|\Psi(x)\theta - \Psi(\hat{x})\hat{\theta}\| = \|\Delta\Psi\| \leq \sigma_\psi \sigma_\theta \tilde{x} \quad (4.74)$$

Preuve 4.2

La 1^{ière} propriété découle directement de la forme multiplicative de $\Psi(x, \theta)$ exprimée dans (3.46) et la 2^{ième} propriété est vérifiée en annexe B ■

Ces propriétés sont exploitées pour prouver la proposition 4.3 suivante.

Proposition 4.3

Considérons le modèle d'état défini par (4.70) et l'observateur à entrées inconnues suivant :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = A\hat{x} + B\hat{u} + \Psi(\hat{x})\hat{\theta} + L(y - \hat{y}) \\ \hat{y} = C\hat{x} \\ \dot{\hat{u}} = \eta(y - \hat{y}) \end{cases} \quad (4.75)$$

Alors, les erreurs d'estimation sur l'état $\tilde{x} = x - \hat{x}$ et sur la commande $\tilde{u} = u - \hat{u}$ convergent asymptotiquement vers zéro si l'on trouve des gains de dimensions appropriées η, L et des matrices symétriques définies-positives P, R ($P > 0, R > 0, P = P^T, R = R^T$) qui vérifient la condition LMI suivante :

$$\begin{bmatrix} [(A - LC)^T P + P(A - LC) + 2\sigma_\psi \sigma_\theta P] & [PB - C^T \eta^T R] \\ [B^T P - R\eta C] & 0 \end{bmatrix} < 0 \quad (4.76)$$

Preuve 4.3

Partant du système non linéaire défini par la relation (4.70) et l'observateur d'état entré inconnue défini par (4.75), on exprime d'abord la dynamique de l'erreur d'estimation sur l'état :

$$\begin{aligned}\dot{\tilde{x}} &= (A - LC)\tilde{x} + B\tilde{u} + (\Psi(x)\theta - \Psi(\hat{x})\hat{\theta}) \\ \dot{\tilde{x}} &= (A - LC)\tilde{x} + B\tilde{u} + \Delta\Psi\end{aligned}\quad (4.77)$$

La dynamique de u est négligeable devant \hat{u} à cause de la supposition faite en (3.17) sur la lenteur des variations de la température le long de l'axe z . i.e.

$$\dot{\tilde{u}} = \dot{u} - \dot{\hat{u}} = \dot{u} - \eta C \tilde{x} = -\eta C \tilde{x} \quad (4.78)$$

Pour assurer que les erreurs convergent vers zéro, on exploite la fonction de Lyapounov définie positive suivante où P et R sont deux matrices symétriques définies positives:

$$V = \tilde{x}^T P \tilde{x} + \tilde{u}^T R \tilde{u} \quad (4.79)$$

Sa dérivée par rapport au temps est donnée par :

$$\dot{V} = \dot{\tilde{x}}^T P \tilde{x} + \tilde{x}^T P \dot{\tilde{x}} + \tilde{u}^T R \dot{\tilde{u}} + \dot{\tilde{u}}^T R \tilde{u} \quad (4.80)$$

$$\dot{V} = \dot{\tilde{x}}^T P \tilde{x} + \tilde{x}^T P \dot{\tilde{x}} - \tilde{u}^T R \eta C \tilde{x} - \tilde{x}^T C^T \eta^T R \tilde{u} \quad (4.81)$$

En remplaçant (4.77) :

$$\dot{V} = \tilde{x}^T [(A - LC)^T P + P(A - LC)] \tilde{x} + \tilde{u}^T B^T P \tilde{x} + \tilde{x}^T P B \tilde{u} + 2\tilde{x}^T P \Delta\Psi - \tilde{u}^T R \eta C \tilde{x} - \tilde{x}^T C^T \eta^T R \tilde{u} \quad (4.82)$$

$$\dot{V} = \tilde{x}^T [(A - LC)^T P + P(A - LC)] \tilde{x} + \tilde{u}^T [B^T P - R \eta C] \tilde{x} + \tilde{x}^T [P B - C^T \eta^T R] \tilde{u} + 2\tilde{x}^T P \Delta\Psi \quad (4.83)$$

Or on a à partir de l'équation (4.74) :

$$2\tilde{x}^T P \Delta\Psi \leq 2\sigma_\psi \sigma_\theta \tilde{x}^T P \tilde{x} \quad (4.84)$$

Donc on peut écrire l'équation (4.83) sous la forme suivante :

$$\dot{V} \leq \tilde{x}^T [(A - LC)^T P + P(A - LC) + 2\sigma_\psi \sigma_\theta P] \tilde{x} + \tilde{u}^T [B^T P - R \eta C] \tilde{x} + \tilde{x}^T [P B - C^T \eta^T R] \tilde{u} \quad (4.85)$$

Alors :

$$\dot{V} \leq [\tilde{x} \ \tilde{u}]^T M_V \begin{bmatrix} \tilde{x} \\ \tilde{u} \end{bmatrix} \quad (4.86)$$

Tel que :

$$M_V = \begin{bmatrix} [(A - LC)^T P + P(A - LC) + 2\sigma_\psi \sigma_\theta P] & [P B - C^T \eta^T R] \\ [B^T P - R \eta C] & 0 \end{bmatrix} \quad (4.87)$$

Finalement, Pour que \dot{V} soit définie négative, il faut que M_V soit défini négative :

$$\dot{V} < 0 \Leftrightarrow M_V < 0 \Leftrightarrow \begin{bmatrix} [(A - LC)^T P + P(A - LC) + 2\sigma_\psi \sigma_\theta P] & [PB - C^T \eta^T R] \\ [B^T P - R\eta C] & 0 \end{bmatrix} < 0 \quad (4.88) \quad \blacksquare$$

Ainsi, nous avons montré théoriquement et analytiquement qu'il est tout à fait possible de reconstruire conjointement et avec une erreur qui s'annule asymptotiquement, l'état et l'entrée a priori inconnue, de chaque sous-système Σ_j^s grâce à l'observateur (4.75) et ce à partir des seules informations disponibles à sa sortie principale (sous-système Σ_M^s). La mise en cascade des observateurs (figure 4.1) engendrera une erreur globale cumulative sensée s'annuler elle aussi. Cette erreur globale représente l'écart entre l'entrée réelle principale du système DCMD (appliquée au sous-système Σ_1^s) et celle obtenue par la série d'observateurs pour ce dernier. C'est donc un très bon indice de performance pour l'observateur. C.à.d. que si l'erreur globale s'annule malgré son aspect cumulatif, cela veut dire que l'observateur est à la fois précis et robuste vis-à-vis des incertitudes et des perturbations paramétriques.

Nous allons dans la section suivante, vérifier par simulation, les résultats obtenus et les performances de l'observateur proposé. Mais avant, nous faisons quelque remarque d'ordre pratique.

- L'inégalité (4.88) inclut un terme non linéaire (*PLC*) ce qui rend le problème LMI non faisable. Pour surmonter ce problème, on introduit le changement de variable suivant : $K = P^{-1}L$ [17] afin de rendre chaque terme du problème LMI dépendant d'une seule variable inconnue, et rendre possible sa résolution par ordinateur (LMI Toolbox de Matlab par exemple)
- Pour les besoins de simulation, vu que la solution fournie par le résolveur LMI (à cause de la nature du problème) n'est pas unique, on accepte la valeur retournée pour le gain L , et on agit sur le gain η pour améliorer la dynamique de \hat{u} . Ceci peut être réalisé par un choix judicieux des valeurs propres (pôles) de la matrice η .
- Il n'est pas possible pour des raisons pratiques (stabilité des routines numériques et limitation des capacités de calcul des machines utilisées) d'augmenter indéfiniment le nombre de sous-systèmes, dans le but d'améliorer la qualité du profil de température estimé. En effet, l'algorithme de simulation du modèle seule contient beaucoup de boucles. Le nombre augmente avec l'introduction de l'observateur.
- Nous commençons par tester l'observateur sur un seul sous-système, puis un système subdivisé en 30 sous-système dans chaque coté.

4.5 Simulations et résultats

Les simulations réalisées avec les paramètres du tableau 3.3 donnent des résultats très satisfaisants qui confirment l'efficacité de l'observateur UIO dans l'estimation des températures et des paramètres internes de la station DCMD.

4.5.1 Simulation d'un sous système

A partir de la seule information sur la sortie du système, son état et son entrée sont estimés par l'observateur pour des valeurs initiales nulles des estimées. L'estimation de l'entrée est comparée à sa valeur originale pour valider le résultat suivant le schéma de la figure 4.2

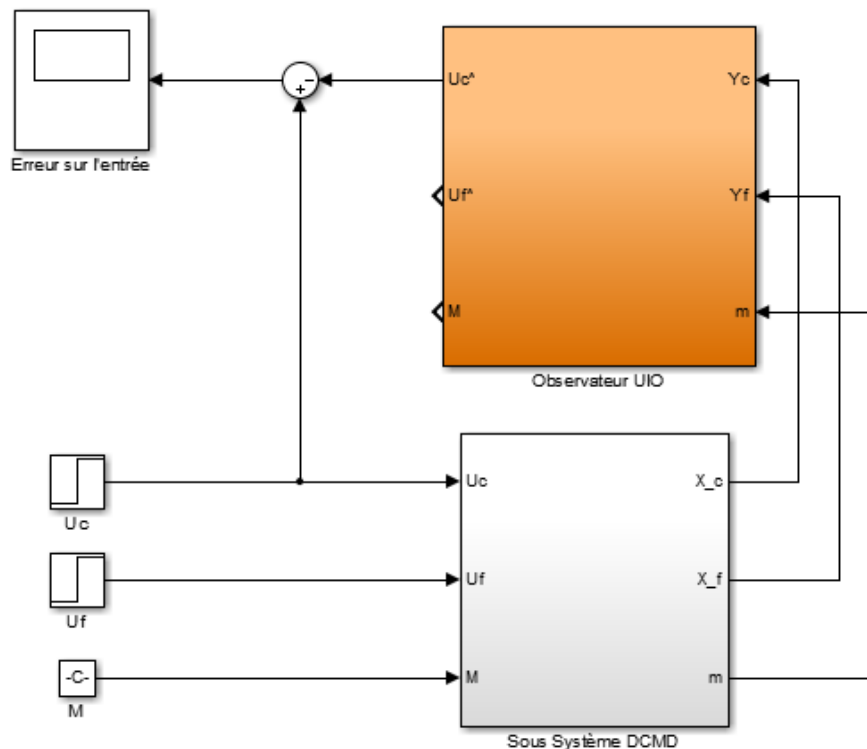


Fig. 4.2 Schéma de simulation d'un sous système DCMD

Les états du sous-système et leurs estimées sont représentés sur les figures 4.3 et 4.4 pour les côtés chaud et froid respectivement. Les erreurs d'estimation convergent asymptotiquement vers zéro comme montré sur la figure 4.5.

Etant rassuré de la validité des résultats et de stabilité des programmes, nous pouvons augmenter le niveau des tests et passer à la simulation de l'observateur en cascade pour la station en entier, suivant un maillage bien déterminé. Le maillage est limité cependant à cause des remarques faites plus haut.

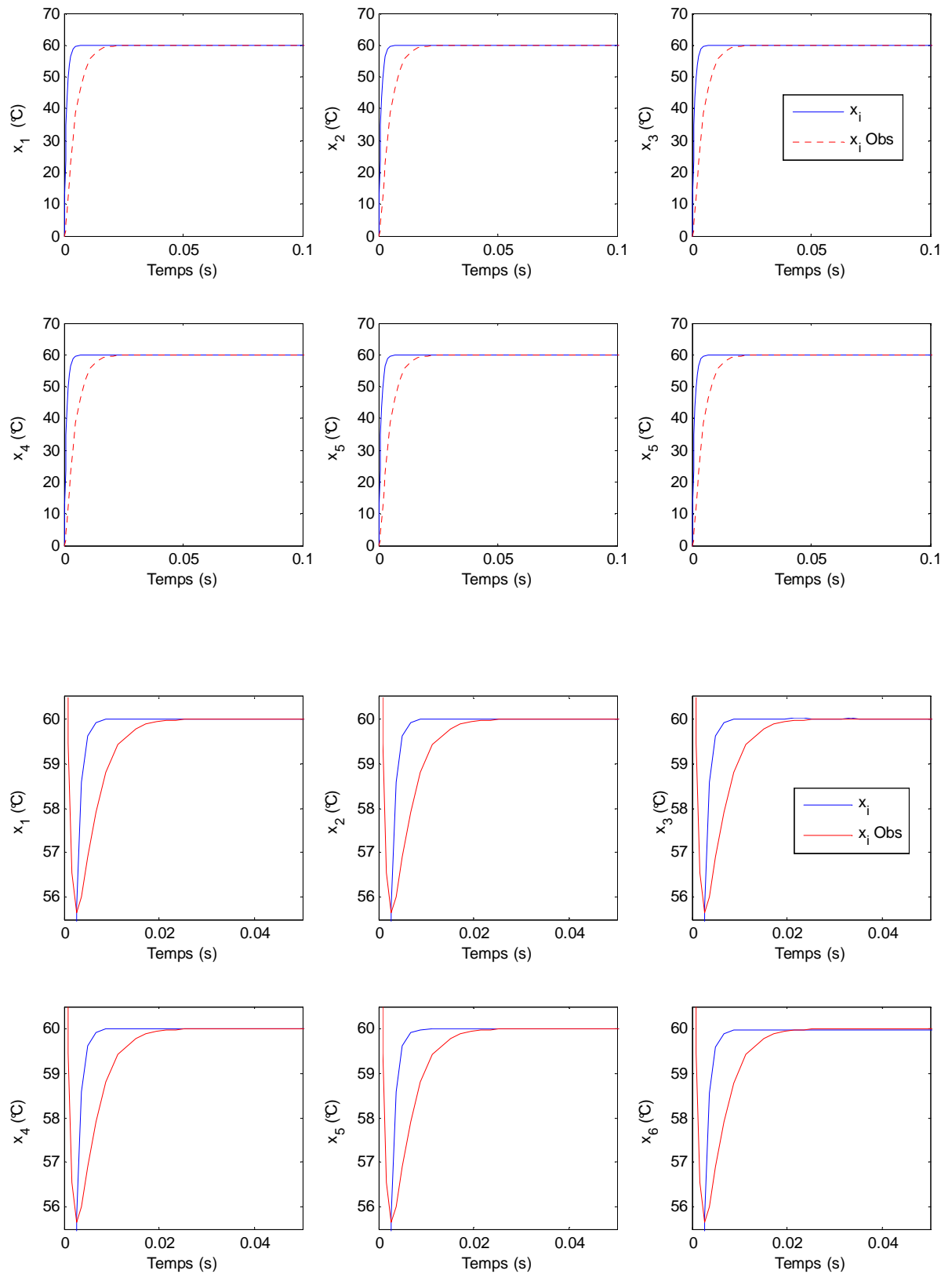


Fig. 4.3 Simulation de l'observateur pour un sous-système (coté chaud)

Haut : Convergence des estimées vers les états du sous système

Bas : Comportement en régime transitoire – initialisation de l'observateur à 70°C

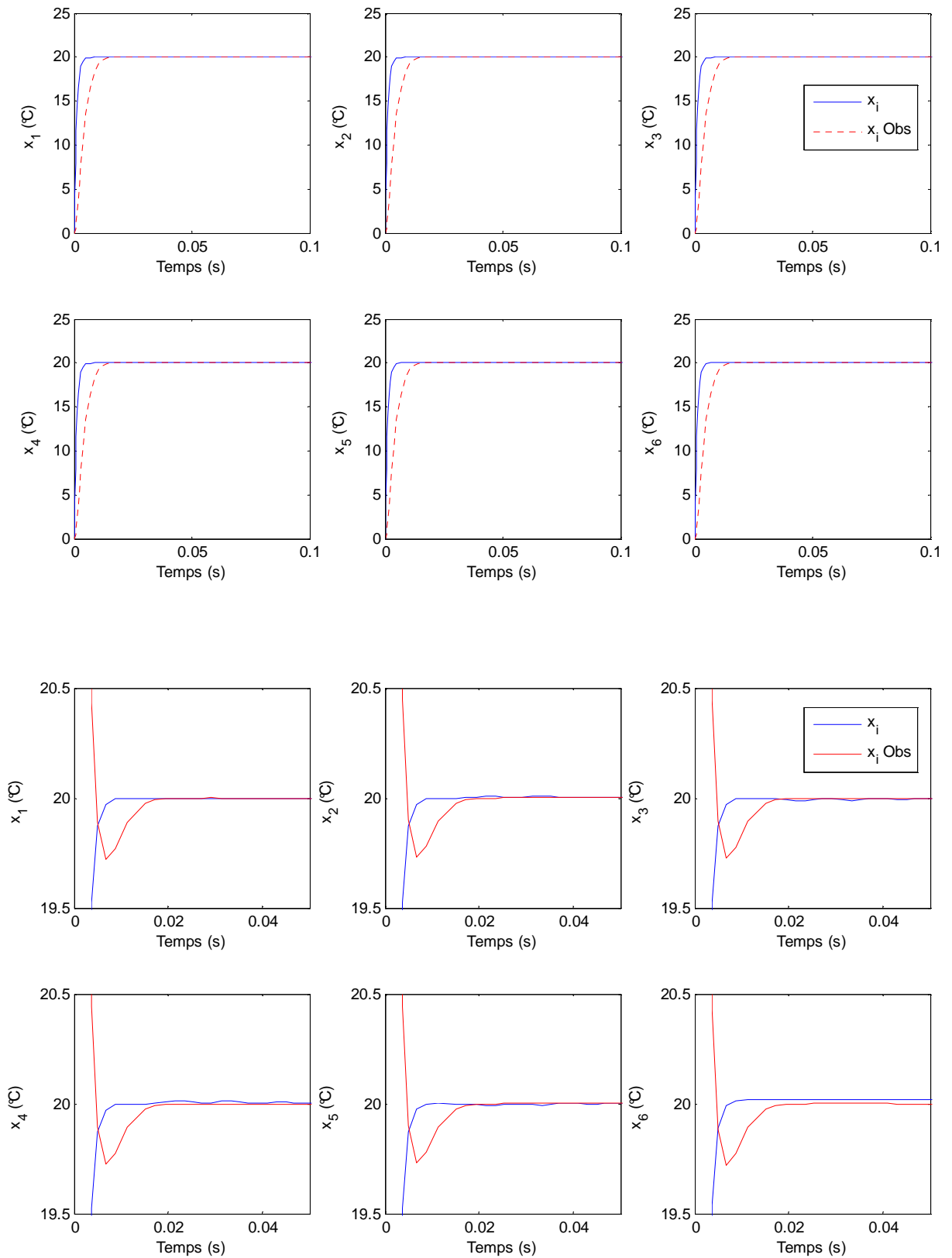


Fig. 4.4 Simulation de l'observateur pour un sous-système (coté froid)

Haut : Convergence des estimées vers les états du sous système

Bas : Comportement en régime transitoire – initialisation de l'observateur à 30°C

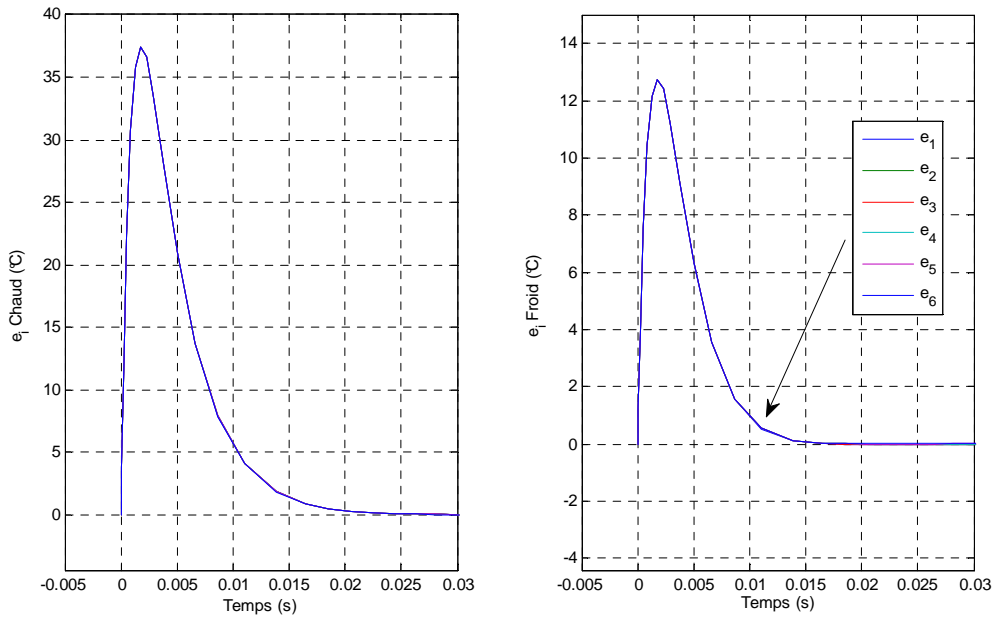


Fig. 4.5 Convergence des Erreurs d'estimation dans les deux côtés du système

Remarque :

Les courbes obtenues indiquent que les états du sous-système considéré ont pratiquement tous la même dynamique, de même pour les états estimés (l'observateur possède la même matrice dynamique que le système) et donc même pour les erreurs d'estimation. C'est pour ce la que toutes les courbes de la figure 4.5 par exemple sont superposées à quelques infimes différence prêt. Ceci est parfaitement conforme avec la forme du modèle d'état obtenu si on observe les matrices dynamiques J_{A_s} (3.39). Elles sont tri-diagonales et les éléments sont tous presque égaux si ce n'est les termes fonction des vitesses $\frac{v_{s,i}}{\Delta z}$, mais ce terme est sans effet pour un seule sous-système. L'effet de la propagation de température sur le régime transitoire des états apparaîtra dans les prochaines simulations (Figure 4.7 par exemple).

4.5.2 Observation de la station DCMD

Pour tester l'observateur UIO sur la station DCMD modélisée en cascade, on considère un maillage de $N \times M$ points utiles avec $M = 30$ et $N = 6$. Ce maillage se traduit en 30 sous système ayant 6 variables d'états pour chaque côté de la membrane comme indiqué sur la figure 4.6 ci-après.

L'erreur globale sur l'estimation de l'entrée du système c.à.d. cumulée après M cycles, est représentée sur la figure 4.7 où l'on voit clairement qu'elle converge asymptotiquement vers zéro, ce qui confirme l'aptitude de l'observateur en cascade à reproduire la distribution de température à l'intérieur de la station DCMD suivant le maillage désiré.

La figure 4.8, représente les états et leurs estimations pour le sous système N°15, tandis la figure 4.9 représente l'évolution de l'erreur d'observation sur les états du sous-système N° 25 du le côté chaud de la membrane. On voit que pour les deux sous systèmes, l'état estimé par l'observateur converge vers l'état du système réel

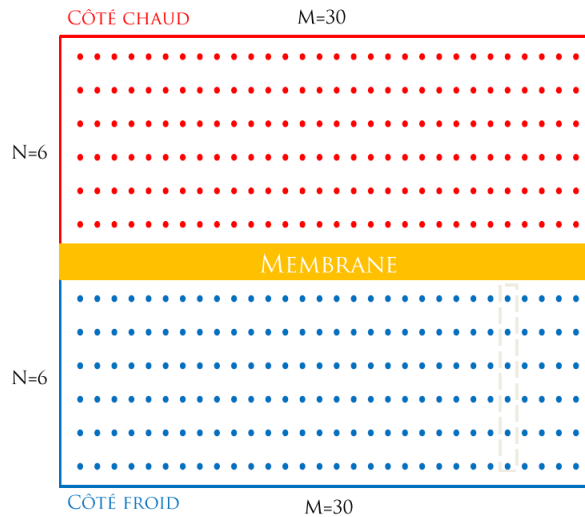


Fig. 4.6 Paramètres du maillage utilisé pour la simulation de la Station

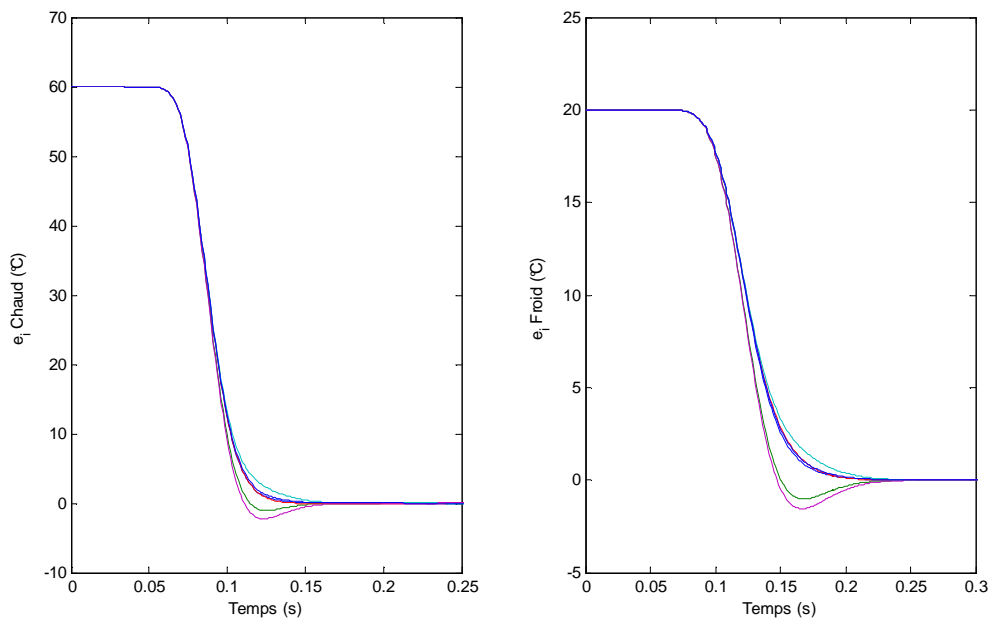


Fig. 4.7 Erreurs d'estimation sur les entrées du système dans les deux côtés de la membrane

4.5.3 Estimation du flux massique

Puisque l'observateur proposé reproduit le comportement du système, le flux massique J d'un sous-système peut théoriquement être évalué. La figure 4.10 montre bien que le flux estimé d'un sous système est égal à celui théoriquement produit par ce dernier en régime permanent. Le flux massique global n'est autre que la somme des flux partiels.

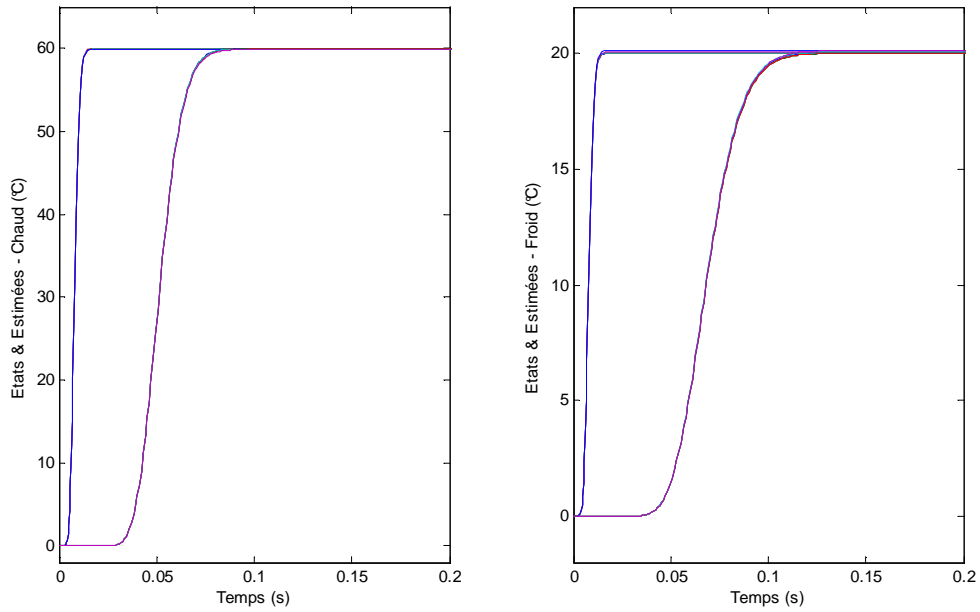


Fig. 4.8 Les états du sous-système N° 15 et leurs estimées

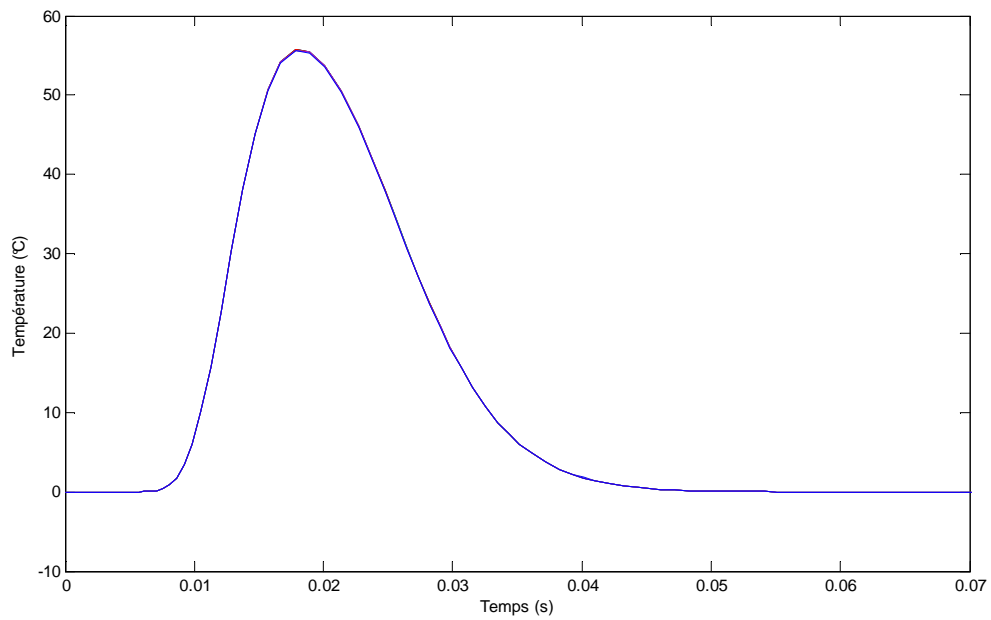


Fig. 4.9 Erreur d'estimation sur les états du sous-système N° 25 coté chaud

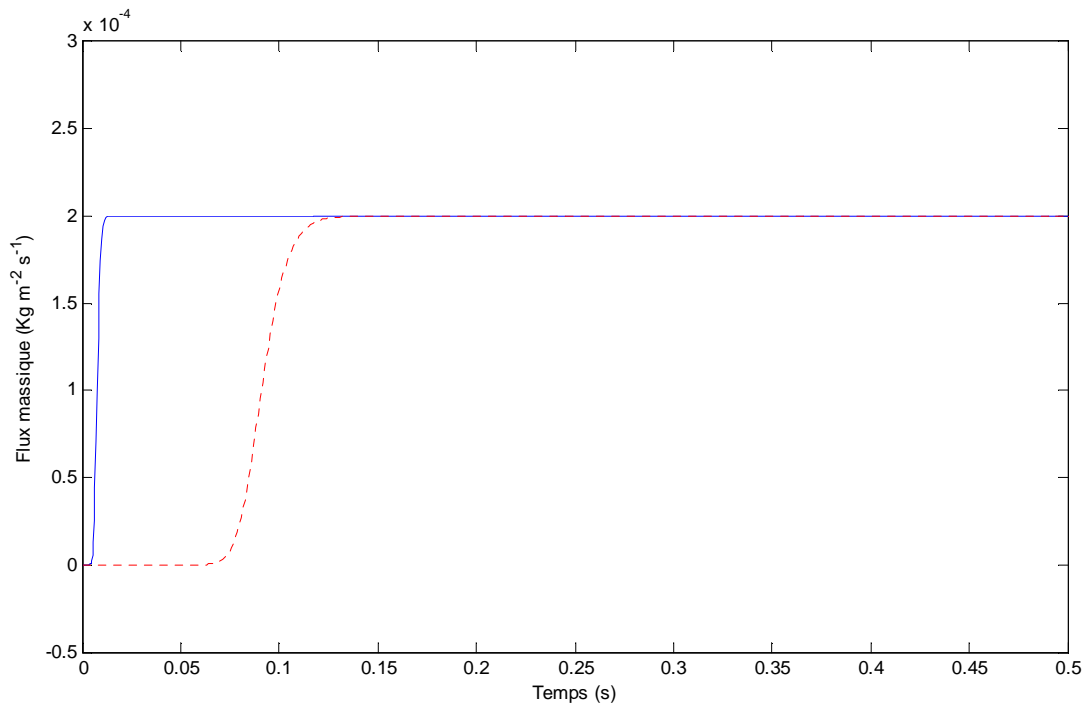


Fig. 4.10 Flux massique d'un sous système et son estimée.

4.5.4 Reconstruction du profil de température

L'objectif principal de l'implémentation de l'observateur d'état est de pouvoir estimer la distribution de température interne, pour pouvoir suivre l'évolution du gradient de température entre les deux côtés de la membrane et évaluer son effet sur le transfert de masse, donc sur le rendement global de l'installation. Les figures 4.11 et 4.12 illustrent la distribution de la température obtenue par l'observateur comparée à celle obtenue par le modèle pour le maillage proposé, et pour une courte durée de simulation vu les limitations dont on a parlé plus haut. Mais l'essentiel est de comparer les données de l'observateur à celles du modèle et de constater qu'il y a eu réellement un transfert de chaleur (c'est-à-dire que les écarts de température reflètent le fait que la chaleur que perd le coté chaud est bien récupéré dans le coté froid). Le profil estimé par l'observateur est identique à celui du modèle pour les deux côtés. L'observateur donne des valeurs correctes et précises des températures internes du système DCMD. Ainsi, les paramètres qui en dépendent qu'ils soient accessibles à la mesure comme le flux massique global, ou inaccessibles à la mesure comme les flux partiels (répartis dans l'espace) ou le coefficient de polarisation de température, peuvent être estimés avec une bonne précision.

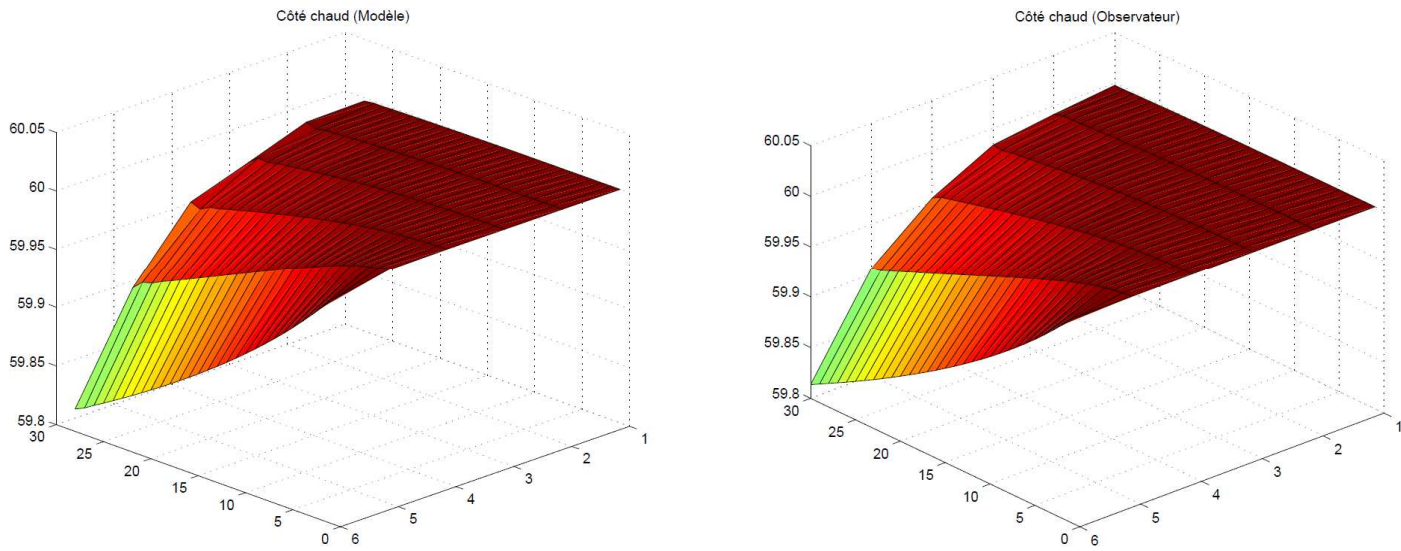


Fig. 4.11 Profile de température dans le côté chaud (Système Vs Observateur)

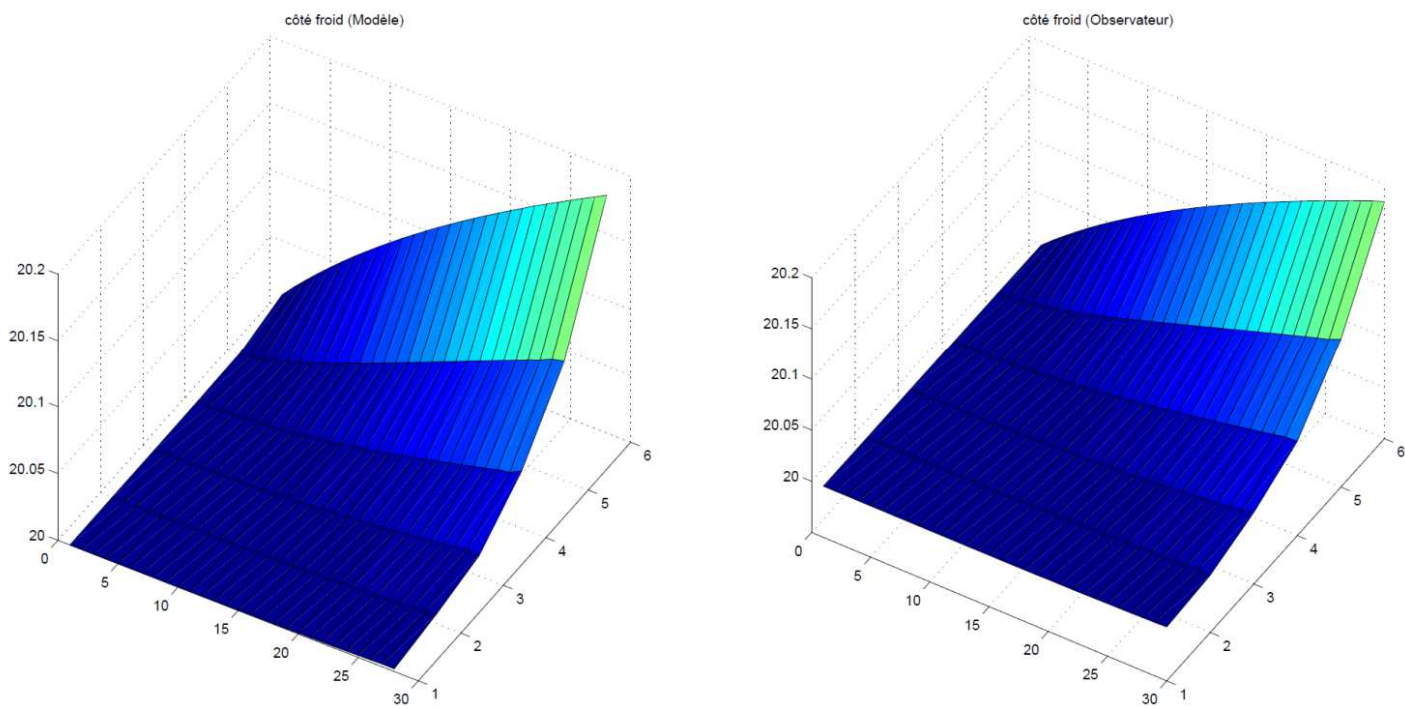


Fig. 4.12 Profile de température dans le côté froid (Système Vs Observateur)

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, après un rappel sur les notions théoriques relatives à la conception d'observateurs pour les systèmes non linéaires, nous avons vérifié que les états et les entrées de tous les sous-systèmes du modèle en cascade introduit au chapitre 3 sont observables. Nous avons par la suite, conçu un observateur non linéaire à entrées inconnues pour le système DCMD ayant la même structure que le modèle d'état, c.à.d. en cascade. Les conditions suffisantes pour la convergence des observations sont formulées sous une LMI pouvant être résolue par ordinateur. Les simulations ont prouvé la capacité de l'observateur à estimer avec précision, et d'une manière robuste vis-à-vis des perturbations, le profil de température et donc l'ensemble des paramètres caractérisant le fonctionnement de la station DCMD. Le maillage utilisé pour l'observation dynamique n'est pas très élevé à cause des limitations techniques des méthodes et moyens de simulation. Cependant, les résultats retournés par l'observateur sont très satisfaisants, ce qui est rassurant pour les exploiter dans la conception d'une approche de supervision/diagnostic du système.

Chapitre 05

Diagnostic

à base d'observateur

de la station DCMD

5.1 Introduction

Comme tous les procédés physiques, les systèmes de distillation membranaire dont la DCMD, souffrent en plus des perturbations externes ou internes, d'un certain nombre de défauts pouvant causer des dommages irréversibles, notamment sur la partie principale et la plus chère de l'installation : la membrane. Les perturbations externes peuvent être dues à l'environnement et aux conditions de fonctionnement, et les perturbations internes peuvent être dues aux variations paramétriques et aux incertitudes de modélisation.

Le défaut principal dont souffrent les installations de distillation membranaire est le « fouling » ou le « bourrage des ports » ou bien encore l'encrassement des membranes. C'est l'un des plus grands problèmes rencontrés en distillation membranaire. Il fait l'objet de nombreux travaux de recherche portant notamment sur sa modélisation [66], [84]. Le fouling découle de l'accumulation de matière sur les surfaces des membranes. Ses conséquences les plus problématiques sont la diminution parfois extrêmement accentuée du flux de perméat, et la dégradation des caractéristiques (donc de la durée de vie active) des membranes.

Dans ce chapitre, notre but est d'aboutir à une méthode de diagnostic permettant l'analyse des facteurs derrière l'atténuation du flux massique dans la station DCMD, afin de distinguer les cas de mauvaise configuration (mauvaise polarisation), des cas défailants, dus à une forme quelconque de fouling. On utilisera l'approche de génération de résidus basée sur les observateurs comme introduit dans le premier chapitre de ce mémoire. C'est ainsi qu'apparaît l'intérêt du travail effectué des chapitres précédents, à savoir la modélisation dans l'espace d'état et la synthèse d'un observateur UIO, capable d'estimer avec précision le profil interne des températures suivant le maillage désiré.

Avant de procéder aux tests de diagnostic à base d'observateur UIO sur la station DCMD, nous décrivons les deux facteurs majeurs responsables de la réduction du flux. Le premier étant la mauvaise polarisation de température (mauvais TPC) due au mauvais paramétrage du système, et le second étant le fouling. Nous présenterons les différents types de ce dernier et les modèles mathématiques qui régissent le transfert de masse à travers la membrane en présence de chaque type.

5.2 Polarisation de température

En plus du fouling qui est classé « défaut », il est important de comprendre certains facteurs « fonctionnels » responsables de la réduction de production en eau douce, tel que la mauvaise polarisation de température, qui entraîne la réduction de la pression transmembranaire (TMP). Contrairement au fouling, son effet peut être compensé par une simple reconfiguration (correction) des paramètres fonctionnels (températures et débits) du système.

Dans un système de distillation membranaire, les températures au niveau des couches limites de la membrane sont différentes des températures d'alimentation et de celles des parois du canal : c'est le phénomène de polarisation. Le Coefficient de Polarisation de Température (TPC) est le rapport entre la différence de température au niveau des deux surfaces (chaude et froide) de la membrane ($T_{c,m} - T_{f,m}$) ; et la différence de température au niveau des murs des deux Canaux ($T_{c,in} - T_{f,in}$).

Son expression mathématique est donnée ci-après pour l'installation et pour un sous-système dans le cadre de la modélisation en cascade proposée au chapitre 3 [2], [47] :

$$TPC = \begin{cases} \frac{(T_{c,m}-T_{f,m})}{(T_{c,in}-T_{f,in})} \\ \frac{(T_{a,n+1}-T_{b,n+1})}{(T_{a,0}-T_{b,0})} \end{cases} \quad (5.1)$$

Le coefficient TPC informe sur le rendement thermique de la station. Les valeurs proches de 1 reflètent une bonne efficacité thermique, et les valeurs proches de zéro signifient le contraire. Pour presque tous les systèmes MD, le TPC est dans la gamme de 0,4-0,8 [47].

5.2.1 Facteurs responsables d'une mauvaise polarisation

Plusieurs facteurs dont la température d'entrée, la concentration d'entrée, la vitesse et l'épaisseur de la membrane affectent le TPC. Chacun de ces facteurs, influe directement ou indirectement sur les performances thermiques de la membrane (le transfert de chaleur) et les performances de flux (le transfert de masse) [19]. Une mauvaise polarisation de température peut aussi être une conséquence naturelle du paramétrage du système : températures d'entrée, et vitesse du flux d'alimentation [66].

5.2.1.1 Effet de la température d'entrée sur le TPC

L'influence de la température d'entrée sur le TPC est directe. Plus celle-ci est grande, plus le TPC est petit [66]. La raison derrière ce phénomène est que plus la température d'alimentation augmente, plus l'énergie thermique sera transmise à partir du côté d'alimentation pour faire évaporer l'eau à la surface de la membrane. Ceci provoque une chute significative de la température à la surface de la membrane et par conséquent l'augmentation du gradient de température. La figure 5.1 représente la diminution du TPC observée avec l'augmentation de la température d'alimentation de 50°C à 70°C .

5.2.1.2 Effet de la vitesse d'écoulement sur le TPC

L'étude de l'effet de la vitesse d'écoulement sur le TPC effectuée dans [66] a montré que plus la vitesse est grande, plus le TPC sera grand. Les débits les plus élevés réduisent le transfert de chaleur par convection dans le système. Cela se traduit par la diminution de la différence entre la température d'alimentation et celle de la membrane, ce qui signifie une bonne polarisation de température comme illustrer sur la figure 5.2

5.2.2 Effet du TPC sur le Flux

Le TPC est un bon indicateur de la qualité de fonctionnement de la station DCMD. Il est utilisé dans plusieurs études [66] pour évaluer la production ou le rendement du système. Il est parmi les facteurs principaux responsables de l'atténuation du flux. En effet, plusieurs travaux stipulent qu'une mauvaise polarisation de température, a un effet négatif sur le flux figure 5.3.

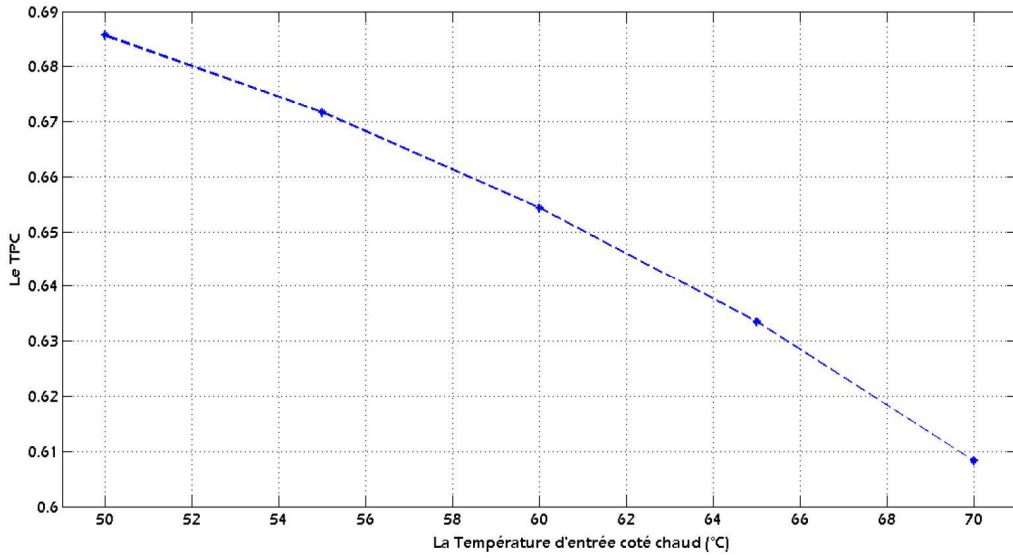


Fig. 5.1 Effet de la température d'entrée (coté chaude) sur le TPC.

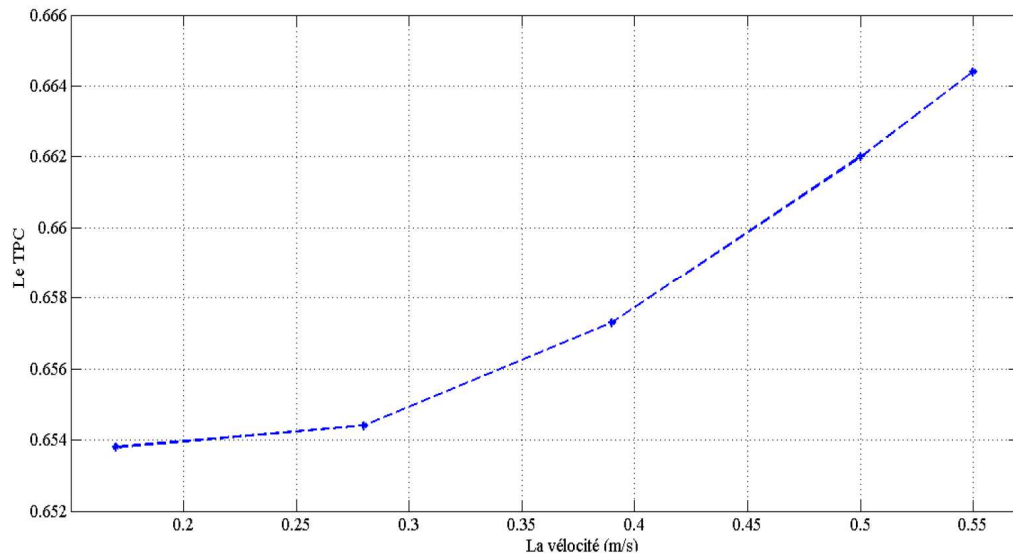


Fig. 5.2 Effet de la vitesse sur le TPC.

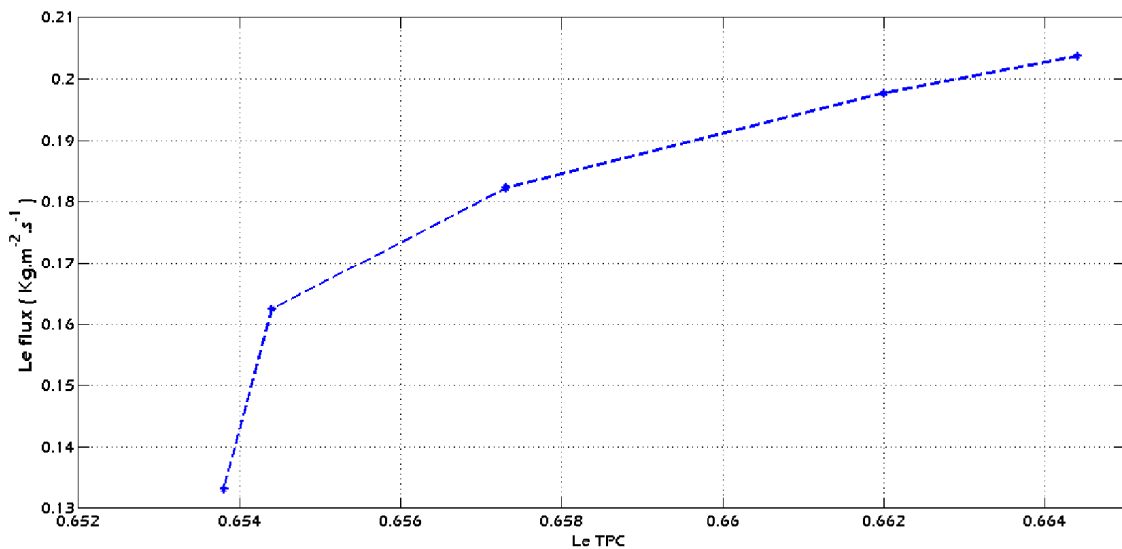


Fig. 5.3 Relation TPC-Flux produit

5.3 Le Fouling

Le "fouling" est un terme général qui inclut tout type de dépôt de matières étrangères sur la surface de la membrane pendant son fonctionnement. Quelle que soit la cause ou la nature exacte du dépôt, une résistance supplémentaire au transfert de masse est introduite au niveau de la membrane, et le flux d'eau du système est réduit en conséquence. Dans la plupart des cas, cette résistance supplémentaire est due à l'accumulation de matériau sur la surface de la membrane ou plus précisément dans les pores de celle-ci (c'est ce que nous appelons la zone active de la membrane), ce qui conduit à une réduction du flux d'eau.

5.3.1 Origine du Fouling

Plusieurs matières peuvent contribuer au fouling : les macromolécules organiques, des substances organiques et inorganiques dissoutes, des particules colloïdales, des particules en suspension et des microorganismes. Ainsi, en fonction de son origine, le fouling peut être divisée en trois grandes catégories [84] :

5.3.1.1 Le fouling Inorganique

Le fouling inorganique ou cristallin peut intervenir en distillation membranaire du fait de la précipitation et cristallisation des sels présents dans le flux d'alimentation. Dans le cas de l'eau de mer, il s'agit majoritairement du chlorure de sodium, mais également des sels à base de calcium ou de magnésium qui sont moins solubles [85]. L'effet de la cristallisation des sels sur le flux produit a été mis en évidence dans [33] ou l'on a constaté une chute importante du flux perméat et un mouillage des pores au voisinage des cristaux $CaCO_3$, mais également le possible dépôt des sels à l'intérieur des pores de la membrane.

5.3.1.2 Le fouling organique

Le fouling organique résulte du dépôt de matières organiques naturelles (acides humiques protéines, polysaccharides...) sur la surface de la membrane. Ce type de fouling dépend de plusieurs facteurs dont les caractéristiques de la surface de la membrane, la nature de la matière organique, et les conditions opératoires (température, pression transmembranaire, vitesse de circulation) [49], [48]. L'effet du fouling organique sur le flux produit est quasi similaire à l'effet de la cristallisation, la majorité des études sur le fouling organique ont constaté une forte décroissance du flux suite au blocage des pores. [34], [48], [81].

5.3.1.3 Le fouling biologique

Le phénomène du fouling biologique peut intervenir en distillation membranaire du fait de la croissance des micro-organismes présents dans l'eau de mer et qui forment un bio-film s'attachant à la membrane. Les observations ont montré que le fouling biologique existe, mais il est très limité à cause des conditions opératoires qui sont défavorables à la croissance des micro-organismes. Il s'agit de la salinité de l'eau et aux conditions thermique de la station [35], [68]. C'est pourquoi la plupart des études sur la distillation membranaire s'intéressent plus au fouling inorganique ou organique.

5.3.2 Effet du fouling

Le fouling peut provoquer une réduction du flux de perméat à travers deux mécanismes :

- a) **Par un blocage des pores** : partiel ou total ce qui diminue la surface d'évaporation disponible ou par la formation d'une couche de crasse (cake layer) sur la surface de la membrane, ce qui se traduit par l'apparition d'une nouvelle résistance au transfert de matière.
- b) **Par Adsorption** : Phénomène physico-chimique dû à des interactions entre certains constituants du fluide sur la surface et à l'intérieur des pores de la membrane. Les molécules les plus susceptibles de colmater les membranes par adsorption sont les macromolécules et les matières organiques telles que les protéines. Le fouling par adsorption peut réduire la taille des pores et modifier l'hydrophobicité de la membrane.

En réalité toutefois, dans la plupart des cas, le fouling est une combinaison de différents matériaux qui le rendent plus compliqué à traiter comme illustré dans la figure 5.4. Mais ce qui est sûr, c'est que la plupart des formes de fouling conduisent à une réduction remarquable dans le flux membranaire ou plus précisément une réduction dans la surface active de la membrane (pores actifs) [28]. Par conséquent, sur cette base, généralement quatre modèles mathématiques sont utilisés pour décrire le fouling des membranes, ce que nous détaillons dans la suite.

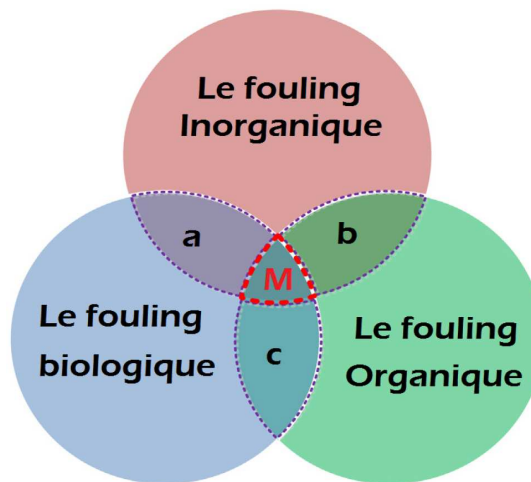


Fig. 5.4 Le fouling est une combinaison de différents types [84]

5.4 Modélisation du fouling

Pendant la filtration, les particules en suspension sont transportées puis déposées pour former une couche de matière sur la surface de la membrane ou se bloquer dans les pores de celle-ci. Dans les deux cas, le résultat est l'augmentation de la résistance à la filtration et l'atténuation du flux. L'approche proposée pour décrire les situations de blocage est basée sur l'analyse de l'atténuation du flux. Quatre types de mécanismes d'encrassement ont été répertoriés : le blocage complet des pores, le blocage interne des pores, le blocage partiel des pores et la formation d'une couche de gâteau (cake layer) [81], menant tous à une atténuation du flux, comme illustré dans la figure 5.5.

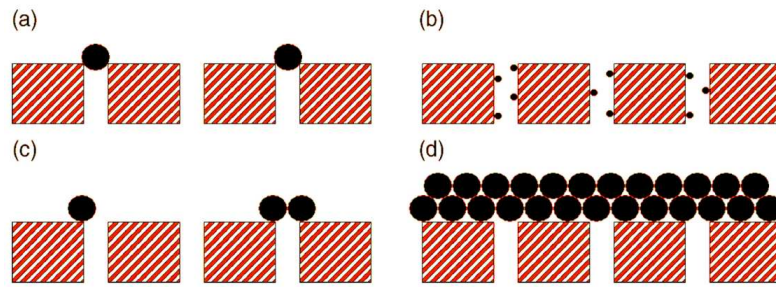


Fig. 5.5 Mécanismes du fouling.

(a) Blocage complet, (b) Blocage interne, (c) Blocage Partiel, (d) Couche de Gâteau.

a) Blocage complet du Pore ($n = 2$)

Dans ce modèle, la taille des particules est supposée être supérieure à celle de la porosité de la membrane; elles se déposent sur la surface de celle-ci et bloquent l'entrée des pores. La diminution du nombre de pores de la membrane augmente la résistance à la filtration.

b) Blocage interne du Pore ($n = 1,5$)

L'hypothèse de base de ce modèle est que le volume interne des pores diminue proportionnellement au volume du perméat en raison du dépôt ou de l'adsorption des micro-solutés sur les parois des pores. La matière non rejetée à l'entrée des pores est piégée sur les parois de ces derniers et diminue leur volume.

c) Blocage Partiel du pore ($n = 1$)

Une particule arrivant à la membrane se dépose sur une autre particule qui est arrivée auparavant, ce qui cause le blocage partiel des pores. La probabilité qu'une particule se dépose sur d'autres qui sont déjà sur la surface de la membrane est prise en compte.

d) Couche de Gâteau ($n = 0$)

Les particules arrivant à la surface de la membrane se déposent sur d'autres particules qui sont déjà arrivés sans causer un blocage total des pores. Une couche de crasse se forme et engendre une résistance proportionnelle au volume cumulé.

Le modèle mathématique suivant a été proposé dans l'article [38] pour décrire la baisse du flux perméat dans les processus de filtrations. Il est basé une équation générale qui relie le volume du filtrat et la durée de filtration. t étant le temps de filtration, V le volume du filtrat par unité de surface, k est une constante qui dépend de la vitesse et des propriétés de la solution [81] et n est un indice qui varie selon le modèle du blocage.

$$\frac{dt^2}{dV^2} = k \left(\frac{dt}{dV} \right)^n \quad (5.2)$$

Une forme simple est donnée par [29], mais elle a été développée pour la filtration frontale (dead-end), donc elle n'est pas valable pour la distillation membranaire qui est une filtration tangentielle (Cross-Flow).

$$\frac{dJ}{dt} = -kJ^{n-3} \quad (5.3)$$

En revanche, De nombreux chercheurs ont modifié le modèle de la filtration frontale (5.3) pour décrire la diminution du flux due au fouling dans le cas d'une filtration tangentielle. Dans [74], [81] on trouve des équations pour les quatre mécanismes de fouling menant à une baisse du flux membranaire tangentiel (tableau 5.1). J_0 est le flux initial de perméat (i.e. sans fouling).

Le type de Fouling		n	Réduction du flux
a	Blocage complet du Pore	2	$J(t) = \frac{J_0}{\exp((Kt + 1))}$
b	Blocage interne du Pore	1.5	$J(t) = \frac{J_0}{(Kt + 1)^2}$
c	Blocage Partielle du pore	1	$J(t) = \frac{J_0}{(Kt + 1)}$
d	Couche du Gâteau	0	$J(t) = \frac{J_0}{\sqrt{(Kt + 1)}}$

Table 5.1 Effets du fouling sur le flux dans la filtration tangentielle

5.5 Diagnostic de la station DCMD

Les paragraphes précédents décrivent les différents phénomènes qui peuvent diminuer le rendement de la station DCMD. Dans la suite, nous tiendrons compte des modèles mathématiques introduits plus haut pour caractériser les fonctionnements sain et défaillant de la station. Le but, rappelons-le, est de concevoir une technique de distinction entre les deux situations. C.à.d. une technique qui permet de savoir, si la baisse de production est due à une mauvaise polarisation et peut donc être compensée par une action appropriée sur les entrées ; ou au contraire, elle serait le résultat d'un éventuel fouling, et on devrait dans ce cas, lancer des opérations de maintenance spécifiques et prédéterminées. Il faut remarquer la possibilité de confusion entre un cas de mauvaise polarisation et un cas de « fouling », puisque les deux engendrent une chute dans la production en eau douce. (Voir schéma explicatif à la fin du chapitre). Nous allons exploiter l'observateur UIO développé dans le chapitre 4 pour générer un résidu contenant une indication fiable sur la présence - ou non - d'un défaut « fouling » dans le procédé. Le point de départ est la constatation d'une chute dans le flux massique et donc dans la production en eau douce.

5.5.1 Procédure de simulation

L'observateur UIO servira à créer une redondance analytique de l'information, en estimant les variables d'état et les entrées du système. Le modèle d'état combiné aux différents types de fouling, reproduira le fonctionnement de la station de dessalement à diagnostiquer dans diverses situations défaillantes. Les signaux à comparer sont l'entrée « réelle » du système U_s et son estimation \hat{U}_s retournée par l'UIO. Ce choix est fait pour une raison simple. L'observateur estime en même temps les états et les entrées des sous-systèmes Σ_j^s ; donc après M cycles, il retourne une valeur de \hat{U}_s affectée par les erreurs cumulées de tous les cycles ; ce qui comporterait une signature de l'état interne de la station en cas de défaillance. En effet, nous avons montré que l'observateur reconstruit U_s avec une erreur asymptotiquement stable en mode de fonctionnement sain. Le schéma de la procédure de diagnostic est montré dans la figure 5.6.

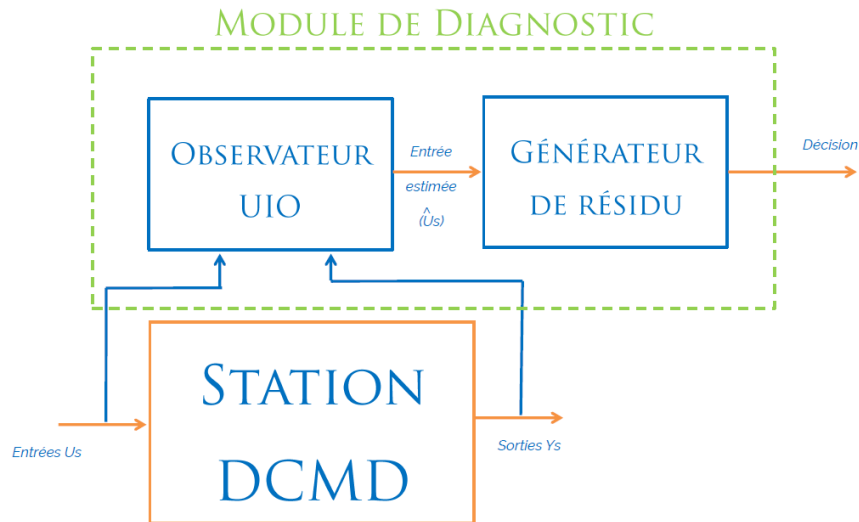


Fig. 5.6 Procédure de diagnostic à base d'observateur UIO

5.5.2 Génération du résidu

Comme expliqué précédemment, le signal utilisé est la différence entre l'entrée mesurée du système, et celle de l'observateur donnée par :

$$e_U = U_s - \hat{U}_s \quad (5.4)$$

Au début des tests, nous avons considéré un résidu égal à l'erreur (5.4), mais il ne générerait pas des variations remarquables et exploitables pour la détection des défauts. C'est pourquoi, nous avons utilisé suivant le schéma de la figure 5.7 un résidu égal à la norme $\| \cdot \|_2$ de l'erreur (5.4) et qui s'est avéré plus sensible aux défauts, soit :

$$r_U = \|e_U\|_2 = \|U_s - \hat{U}_s\|_2 \quad (5.5)$$

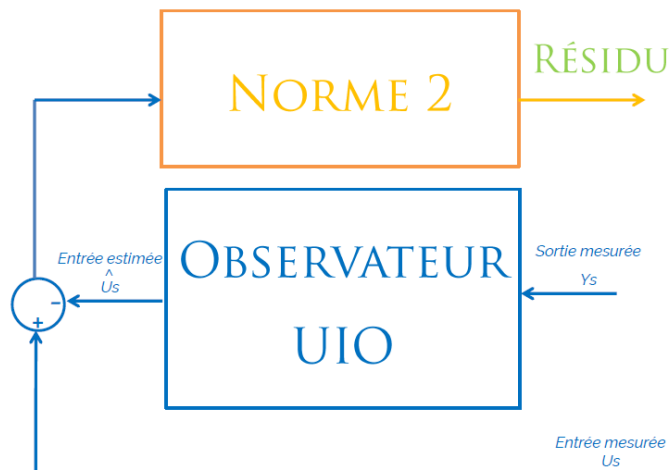


Fig. 5.7 Module de diagnostic - génération du résidu.

5.5.3 Simulation du fouling

Rappelons que le phénomène de fouling traduit les 4 formes de blocage des pores de la membrane indiqués dans le tableau 5.1, et conduit à une chute du flux massique J qui est évalué dans ce genre d'application par sa densité surfacique, (i.e. flux par unité de surface). Il conduit aussi par conséquent, à une diminution dans la production en eau douce. La diminution du flux massique dans un sous système selon le type de fouling est représentée dans la figure 5.8.

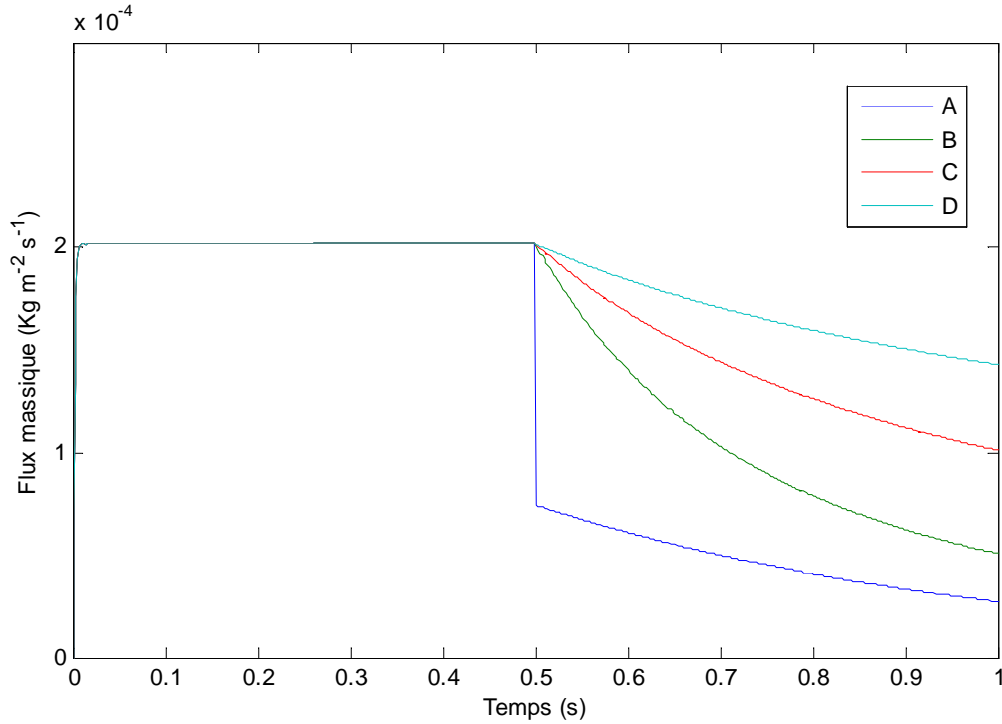


Fig. 5.8 Chute du flux massique selon le type de fouling

5.5.4 Test de détection du fouling

Pour effectuer un premier test, considérons comme illustré dans la figure 5.9, que 10% des sous-systèmes (donc 10% de la surface de la membrane) sont défectueux et sont affectés par un fouling de type C (blocage partiel des pores de la membrane). La figure 5.10 représente la chute du flux massique qui s'opèrent dans ce cas, au niveau d'un sous système défectueux et qui suit l'équation :

$$J(t) = \frac{J_0}{(Kt+1)} \tag{5.5}$$

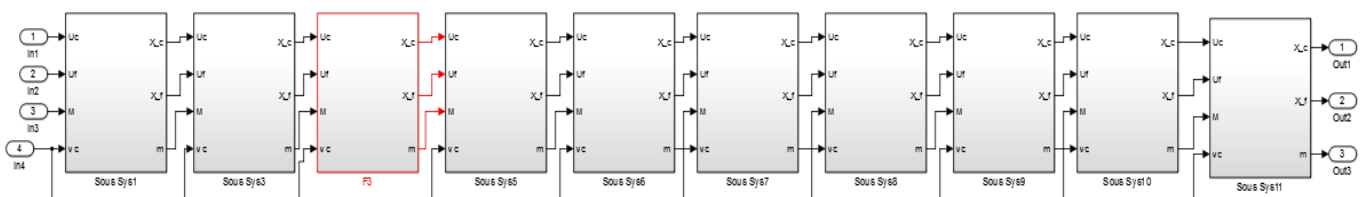


Fig. 5.9 Les sous systèmes sains (noir) et défectueux (rouge)

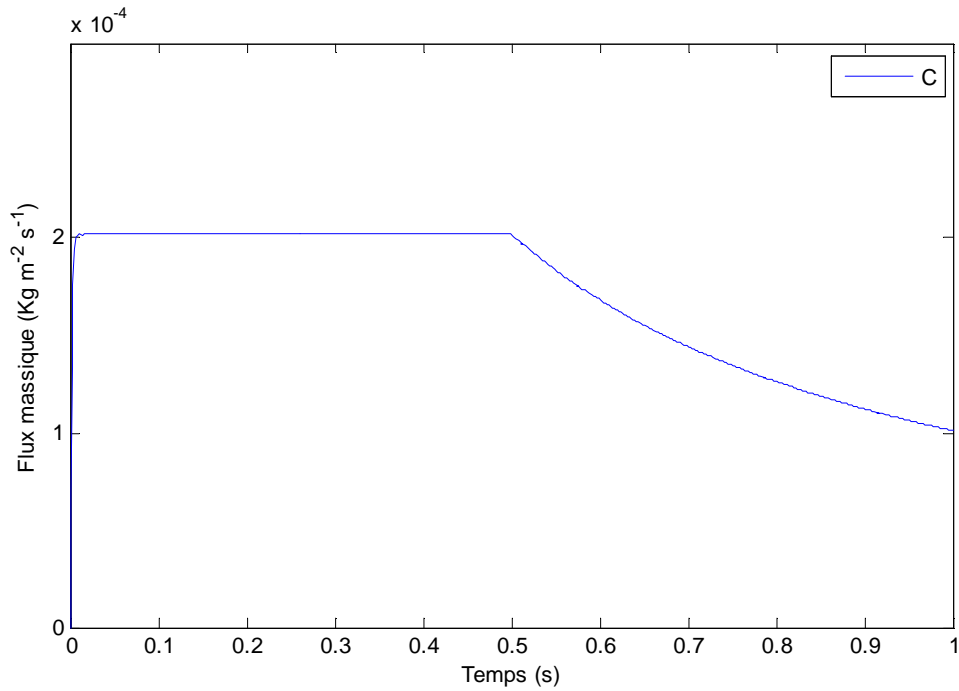


Fig. 5.10 Chute du flux massique d'un sous-système affecté par un défaut (fouling type C)

5.5.4.1 Simulation sans défauts

Pour pouvoir comparer, nous générons le résidu d'abord en l'absence de défauts. La figure 5.11 montre l'entrée et son estimée et la figure 5.12 montre les variations du résidu généré dans le cas sain, c'est-à-dire en l'absence des défauts. On voit bien que ce dernier converge vers zéro après une phase transitoire.

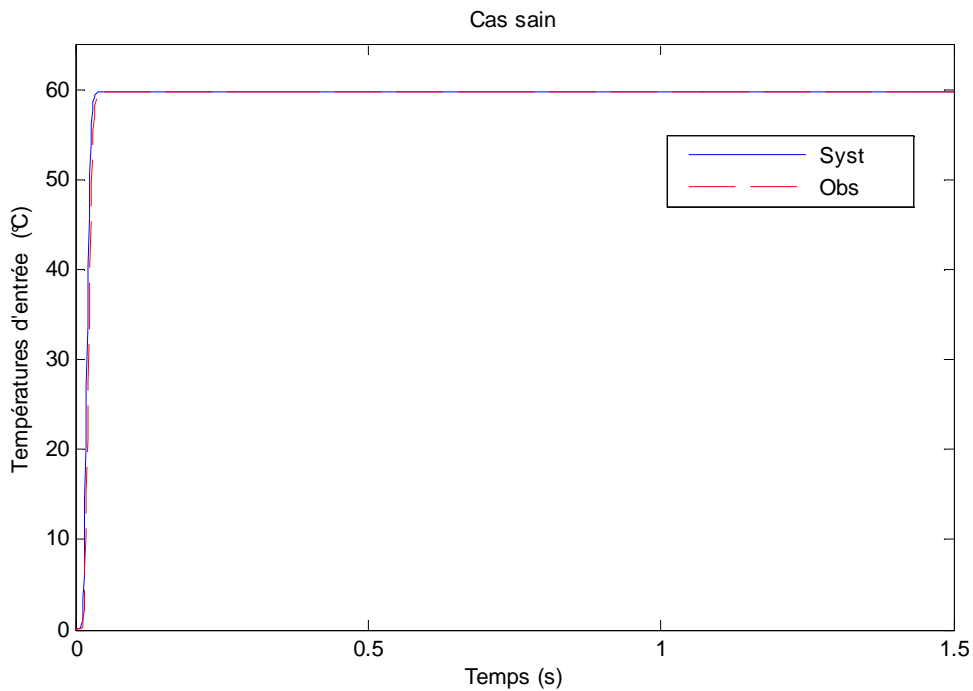


Fig. 5.11 L'entrée du système et son estimées en l'absence de défauts

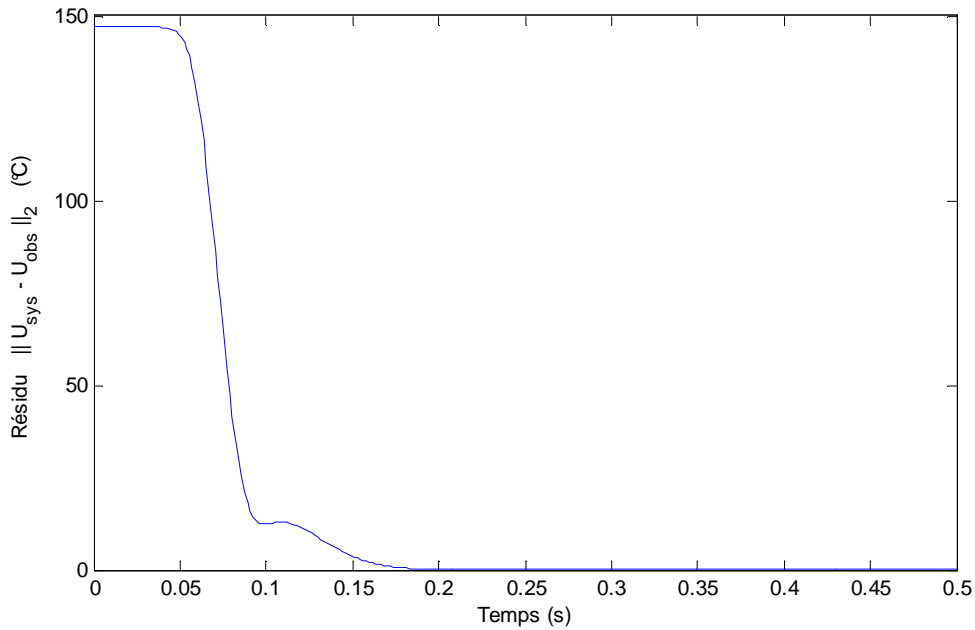


Fig. 5.12 Le résidu en l'absence de défauts

5.5.4.2 Simulation en présence de défauts

Lorsqu'on introduit le défaut de fouling (blocage partiel des pores dans 10 % des sous systèmes) à l'instant $t = 0,5s$, une diminution du flux massique de l'ordre de $(10^{-4} Kg m^{-2} s^{-1})$ s'opère par sous-système en régime permanent. On obtient les résultats des figure 5.13-a et 5.14 qui représentent respectivement l'évolution de l'entrée du système et de son estimée, et l'évolution du résidu. On voit que le résidu au départ inactif (valeur au repos=zéro), prend une valeur non nulle à partir de l'instant de l'occurrence du défaut. Ce qui veut dire qu'il est sensible au défaut introduit. Cependant, aucune variation « assez remarquable » n'est constatée sur le graphe de l'entrée principale et de son estimée, ce qui est conforme à la remarque faite au paragraphe 5.5.2 pour justifier le choix de la norme $\| \cdot \|_2$. Ceci est illustré dans les figures 5.13-b et c.

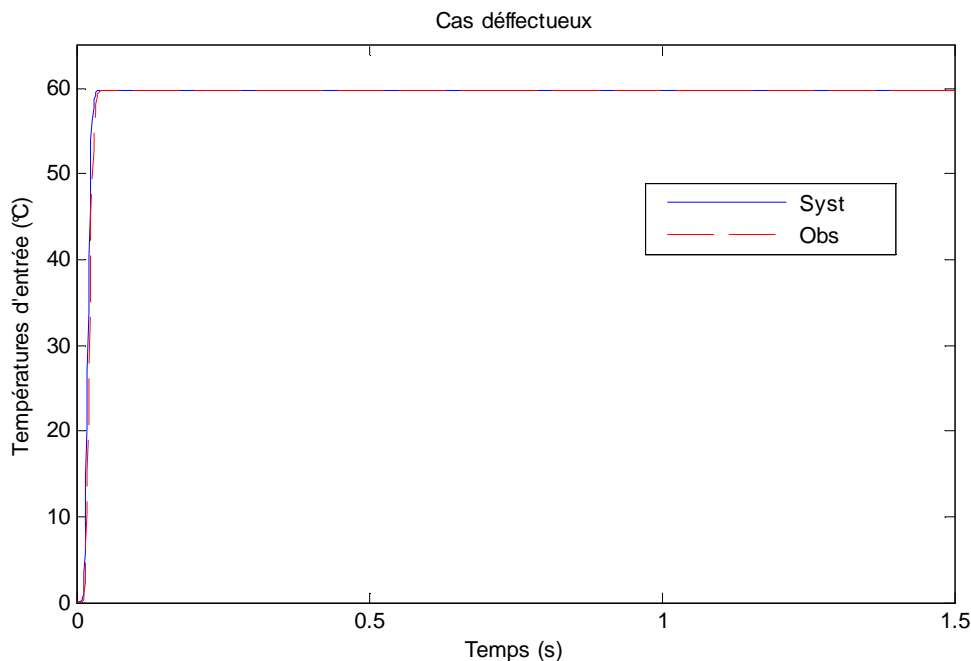


Fig. 5.13-a L'entrée du système et son estimée en présence du défaut (type C à 10%)

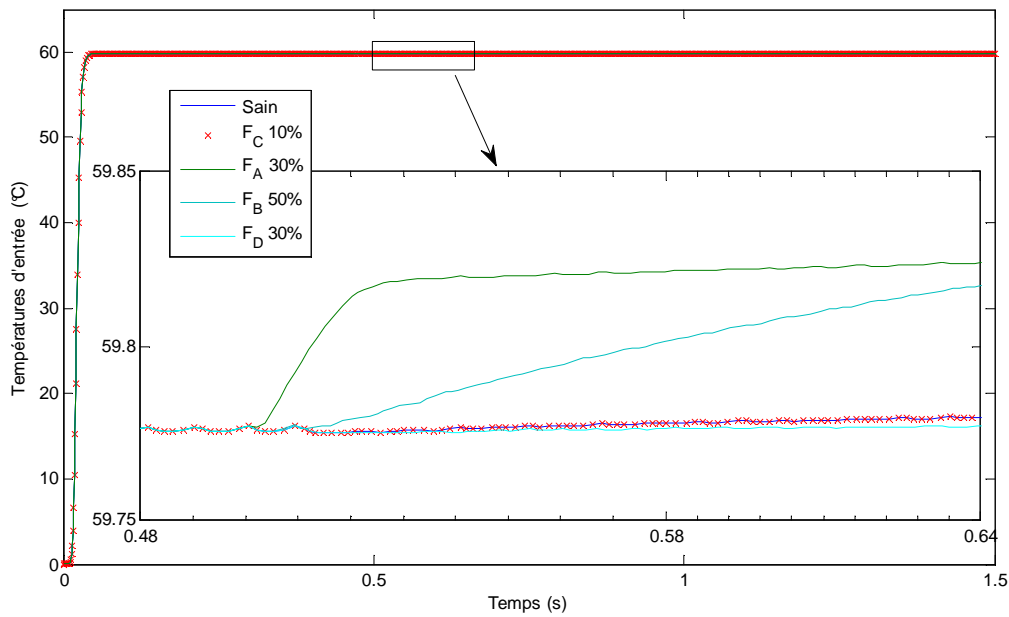


Fig. 5.13-b Effet du fouling sur la sortie de l'observateur

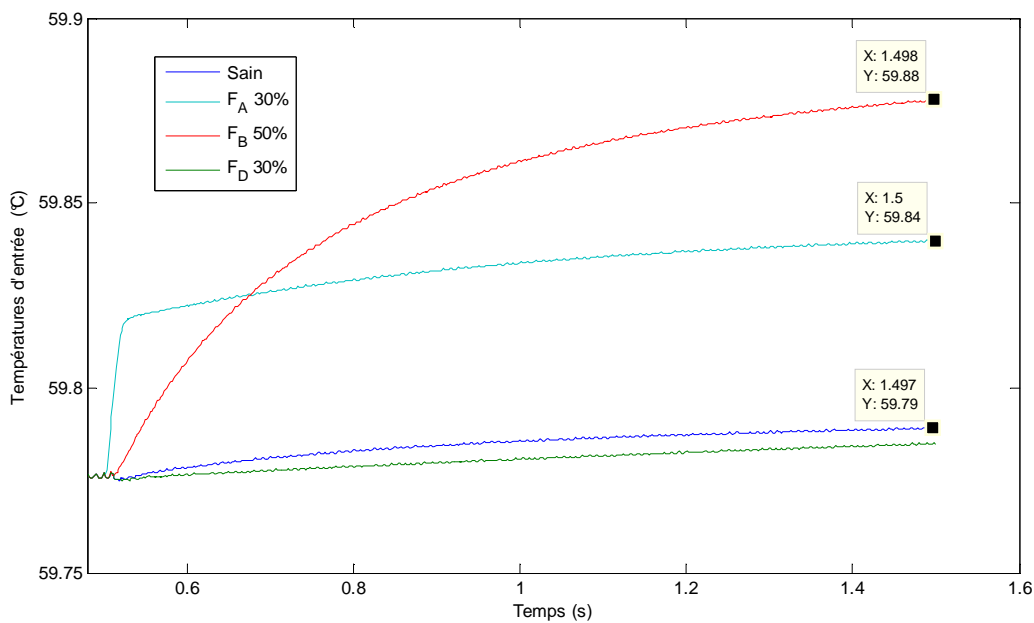


Fig. 5.13-a Ecart instantané max entre l'entrée et son estimée en présence de fouling

Ainsi, les deux figures précédentes montrent bien que l'écart instantané le plus significatif entre l'entrée du système en mode sain, et celle retournée par l'observateur en cas de fouling (même le plus sévère), se stabilise à l'ordre de quelques centièmes de degrés. Ce qui est insignifiant devant les quelques dizaines de degrés manipulés. Par exemple, le cas de 10% de fouling type C qui le moins sévère après le type D, ne génère aucune indication directement exploitable à partir de l'écart entrée système-entrée estimée. Mais si l'on génère numériquement la norme du signal écart on obtient un résidu non nul. Notons au passage que la norme est une image de la somme cumulée de tous les écarts instantanés.

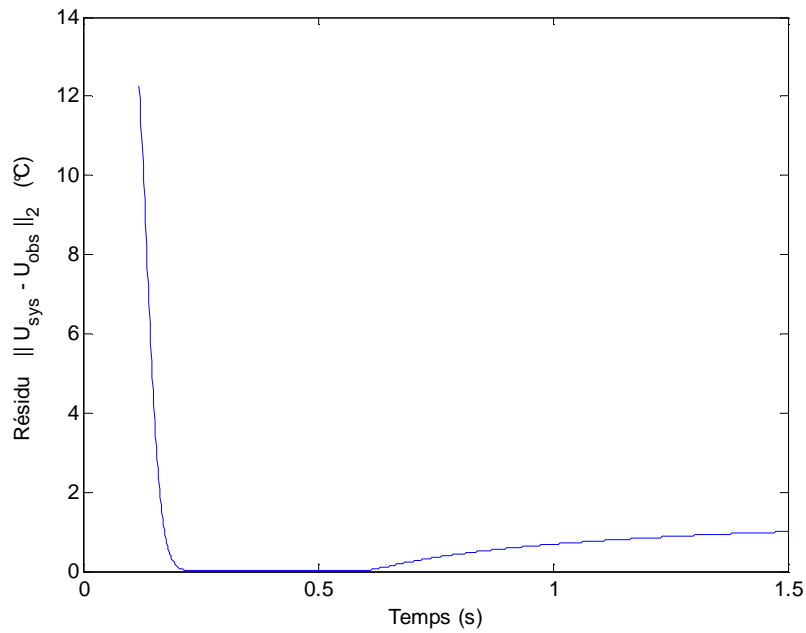


Fig. 5.14 Evolution du résidu en présence du défaut

5.5.5 Simulations de différents scénarios de défauts

Cas 1 : Fouling de type A dans 30 % des sous systèmes

On introduit un fouling de type A (Blocage complet des pores), ce qui veut dire que pour un sous-système donné, il n'y aura presque plus de flux de perméat après un certain délai comme indiqué sur la figure 5.15. L'atténuation du flux suit l'équation :

$$J(t) = \frac{J_0}{\exp((Kt+1))} \quad (5.6)$$

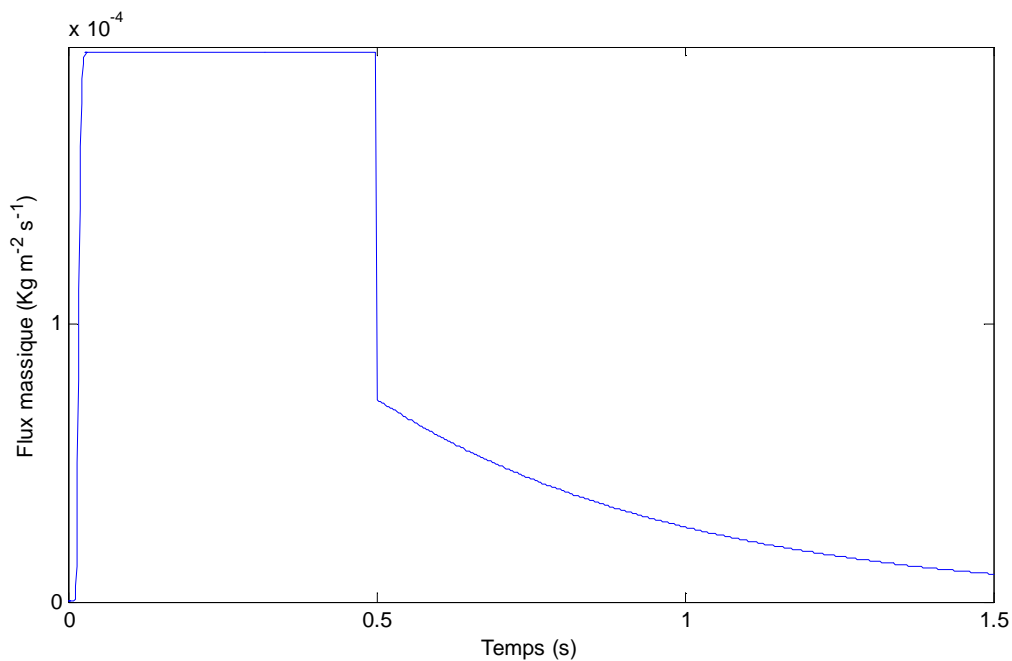


Fig. 5.15 Chute du flux suite au fouling de type A dans un sous système

Lorsqu'on introduit le défaut dans 30 % des sous systèmes à $t = 0.5s$, on constate que le résidu généré prends une valeur non nulle assez suffisante pour informer de la présence du défaut, figure 5.16.

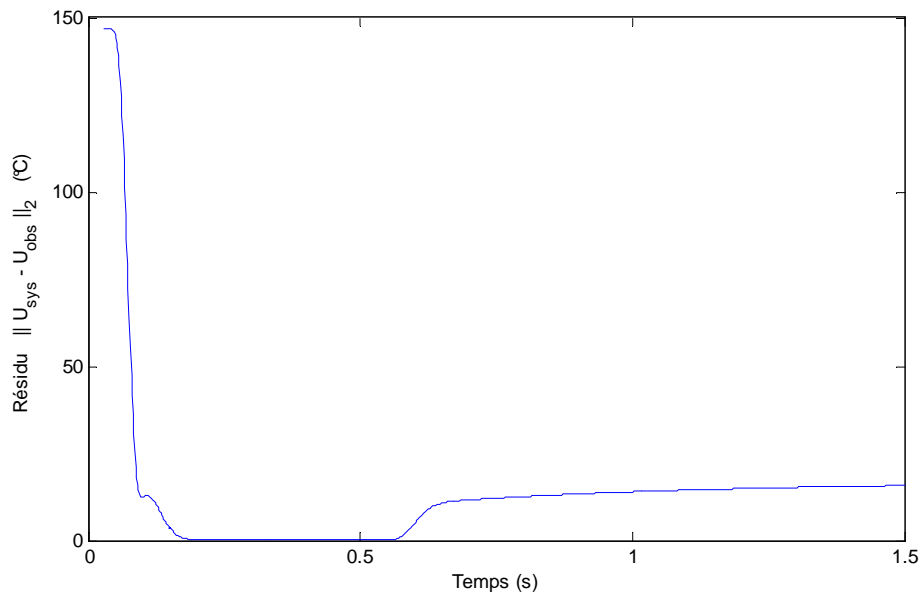


Fig. 5.16 Evolution du résidu suite au fouling de type A dans 30 % du système.

Cas 2 : Fouling de type B dans 50 % des sous systèmes

Dans ce cas, on considère que 50 % des sous-systèmes sont défectueux et sont le siège d'un fouling de type B (Blocage interne des pores). L'atténuation du flux de perméat (équation (5.7)) est aussi importante en régime permanent que celle causée par le type A, mais l'évolution pendant le régime transitoire est moins brusque comme indiqué dans la figure 5.17 pour un seul sous-système.

$$J(t) = \frac{J_0}{(Kt+1)^2} \quad (5.7)$$

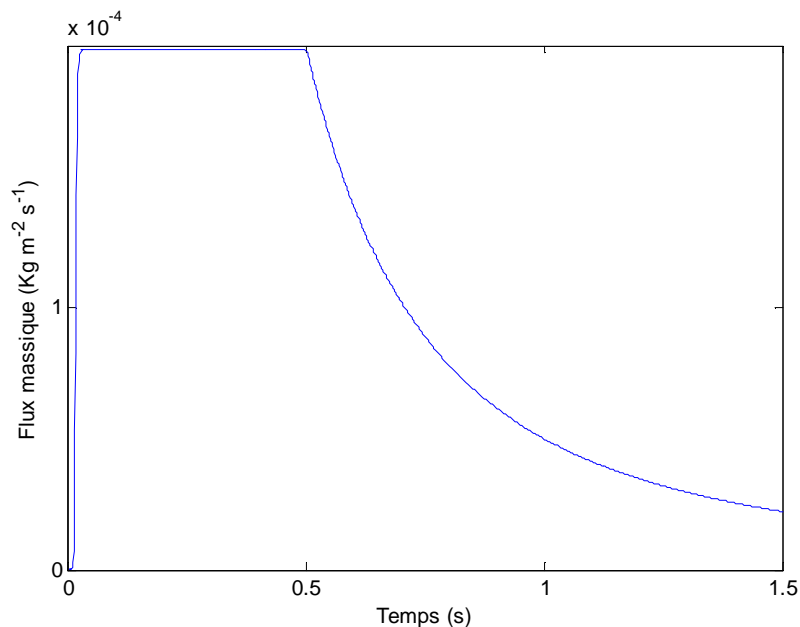


Fig. 5.17 Chute du flux suite fouling type-B dans un sous système

La valeur finale du résidu est quand même très importante pour ce test (Figure 5.18), c'est peut être dû au fait de considéré que la moitié du système est presque totalement défectueuse en régime permanent et au fait de prendre carrément la norme de l'erreur d'estimation comme résidu.

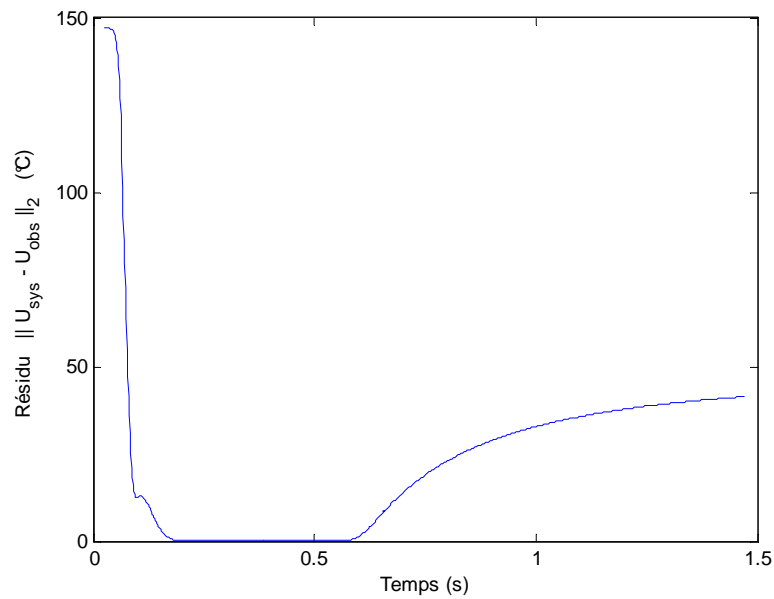


Fig. 5.18 Evolution du résidu suite au fouling de type B dans 50 % du système.

Cas 3 : Fouling de type D dans 30 % des sous systèmes

On introduit un fouling de type D (Couche de gâteau) dans 30% des sous-systèmes. La chute du flux de perméat suit l'équation (5.8) et est la plus lente parmi les 4 possibilités du tableau (5.1). Elle est représentée dans la figure 5.19 pour un sous-système.

$$J(t) = \frac{J_0}{\sqrt{(Kt+1)}} \quad (5.8)$$

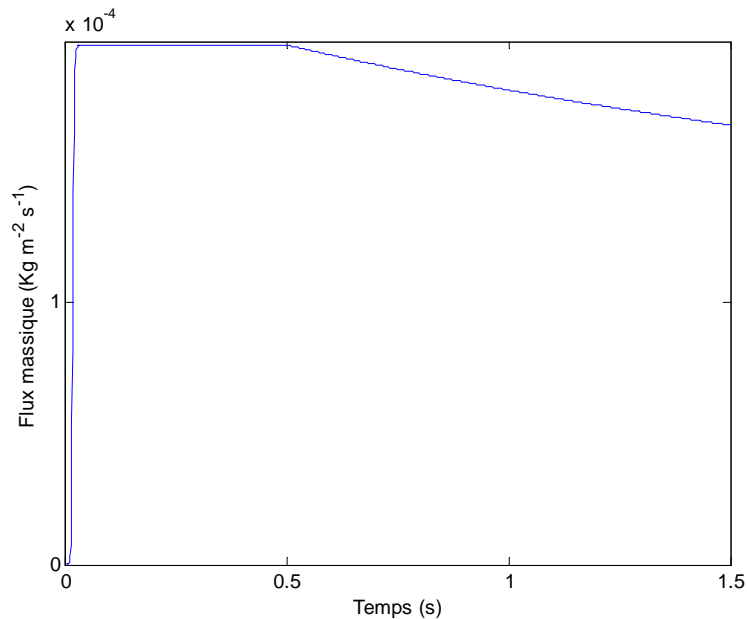


Fig. 5.19 Chute du flux suite au fouling type-D dans un sous-système.

On constate que le résidu prend une valeur assez significative en régime permanent (Figure 5.20), mais suit des variations lentes par rapport aux cas précédents où les chutes du flux massiques étaient relativement brusques.

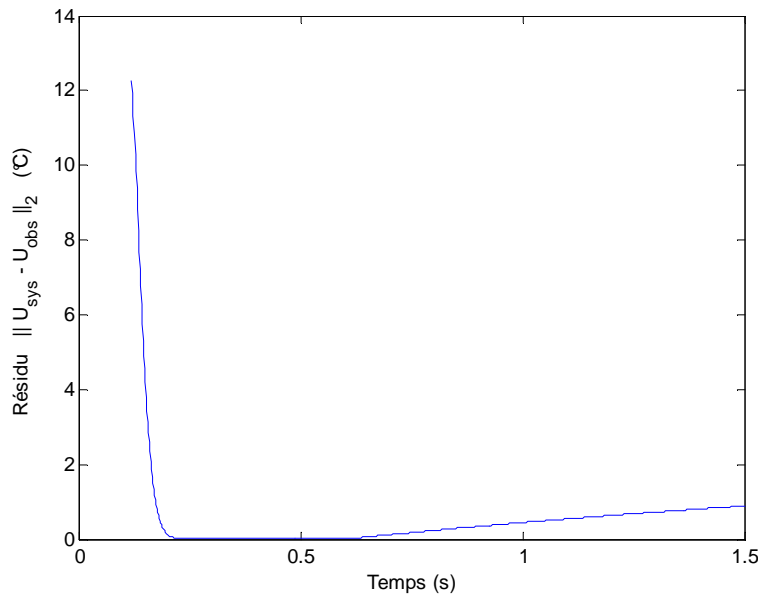


Fig. 5.20 Evolution du résidu suite au fouling de type D dans 30 % du système.

Pour conclure cette étape de test, on peut dire que l'observateur permet de générer un résidu qui indique la présence d'un fouling dans la membrane indépendamment du type de ce dernier. C'est une information suffisante a priori pour déclencher des opérations de maintenance préventive, comme le nettoyage de la membrane permettant de préserver ses caractéristiques (éviter le mouillage des pores). Quant à la forme du résidu proposé, on peut dire qu'il est très sensible aux chutes du flux de perméat, même si elles sont faibles ($10^{-4} \text{ Kg m}^{-2} \text{ s}^{-1}$ pour un sous-système) ; mais cette hypersensibilité du résidu peut être l'origine de fausses alarmes.

Afin d'affiner les résultats obtenus, on pourrait définir un seuil de décision ϵ_r dont valeur dépend du type du fouling et de sa sévérité (couverture en surface). Ceci exige un niveau élevé de maîtrise technique de l'installation et de nombreux tests expérimentaux, pour caractériser les défauts et leurs effets sur le système. Il est à noter également, pour les différents cas envisagés, la relation proportionnelle remarquable entre la dynamique de la chute du flux due au fouling et la dynamique du résidu pendant le régime transitoire. Cette remarque ouvre la possibilité de tester d'autres formes de résidus en exploitant par exemple les premières dérivées du signal d'erreur $e_U = U_s - \hat{U}_s$. Ceci dans le but de régler le problème de sensibilité du résidu pour éviter les fausses alarmes, mais aussi pour rendre possible l'identification du type de fouling dont souffre la membrane.

Une autre source possible de fausses alarmes est la confusion entre une chute de flux massique due à un défaut, et celle engendrée par une mauvaise polarisation de température. Le résidu doit être insensible aux chutes résultant d'une mauvaise polarisation. C'est ce que nous allons étudier dans les paragraphes suivants.

5.6 Effet d'une mauvaise polarisation de température

L'évaluation de l'effet d'une mauvaise valeur du TPC se fait en agissant sur les entrées puis sur la vitesse d'écoulement.

5.6.1 Mauvais réglage des températures d'entrées

On introduit une variation de 10° aux entrées (70°C au côté chaud et 30°C au côté froid) ce qui conduit à une diminution du flux massique de plus de 50% dans les sous-systèmes (Figure 5.21) ainsi qu'une diminution du coefficient de polarisation. Notons que le TPC étant défini pour chaque sous-système, la diminution de ce dernier sera différente d'un sous-système à un autre (Figure 5.22) à cause de l'effet de propagation de température ; mais elle conduit à une baisse de la valeur moyenne du TPC du système global.

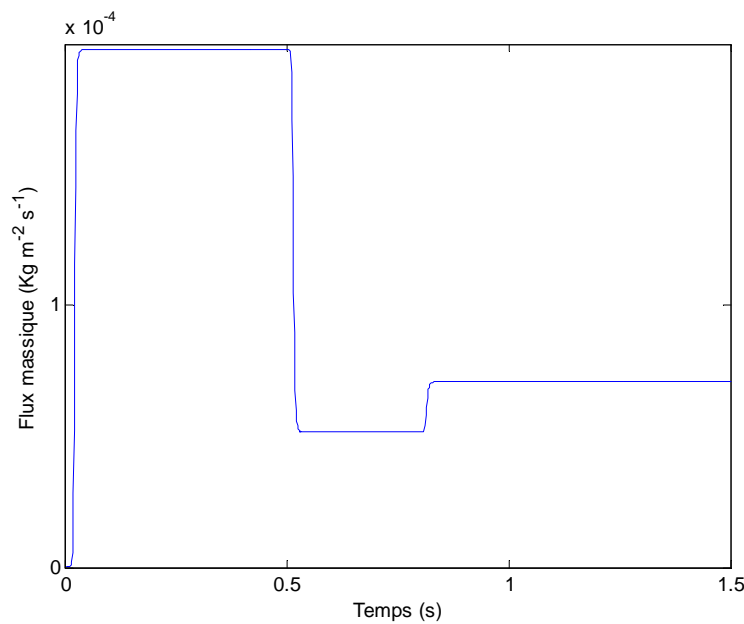


Fig. 5.21 Chute du flux dans un sou système suite à une baisse du TPC causée par de mauvaises températures d'entrées

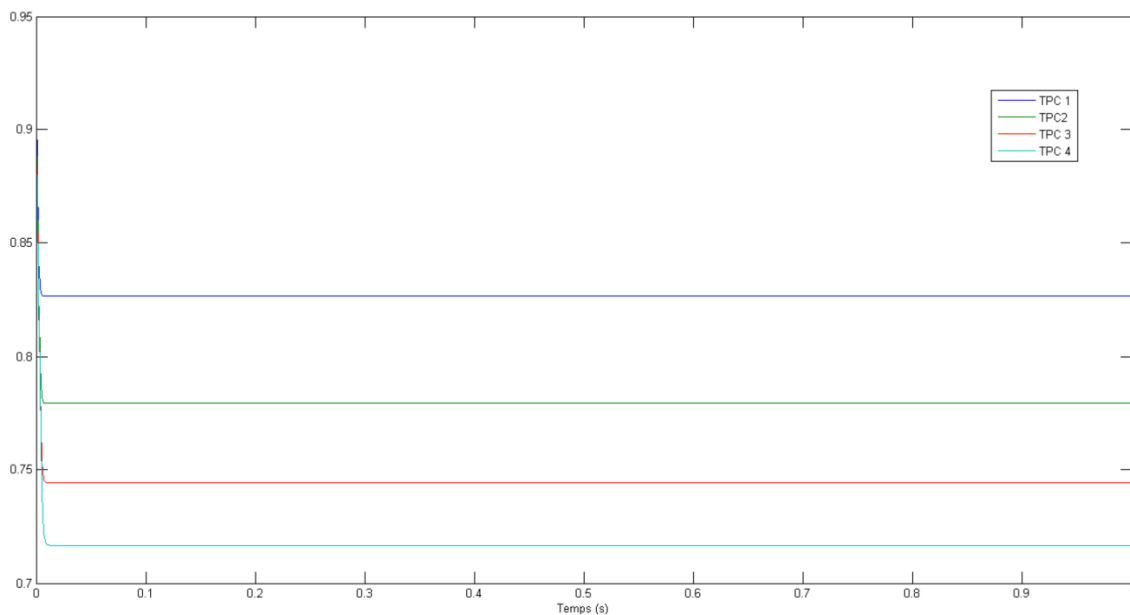


Fig. 5.22 Baisse du TPC suite aux variations des températures d'entrées.

L'évolution du résidu est représentée dans la figure 5.23 où l'on peut constater malgré la chute de production en eau douce due à la mauvaise polarisation, que ce dernier s'annule en régime permanent après un court régime transitoire.

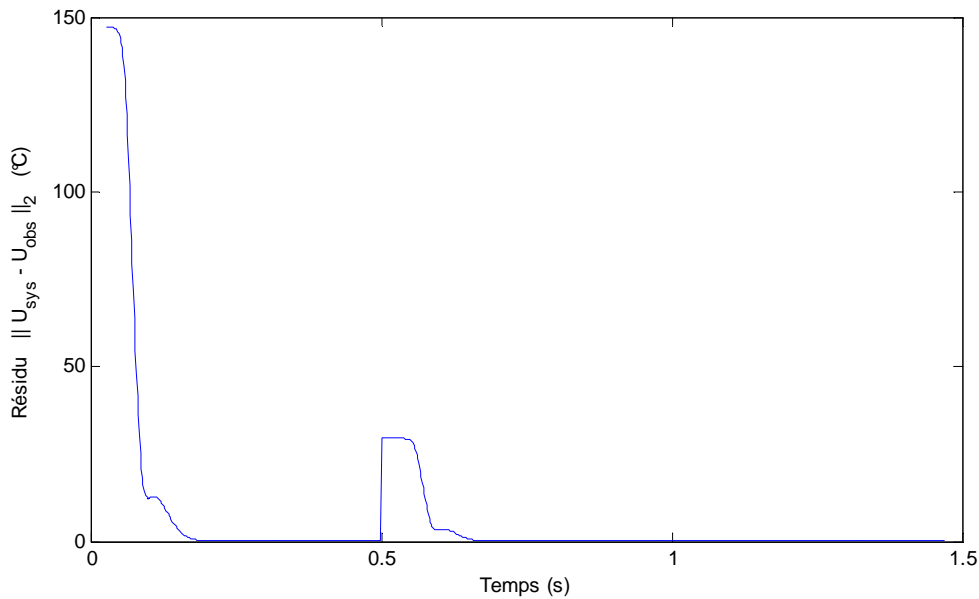


Fig. 5.23 Evolution du résidu suite à une baisse du TPC causée par de mauvaises Températures d'entrées

5.6.2 Effet de la vitesse d'écoulement :

Dans ce cas, on considère une baisse du TPC due à une faible vitesse d'écoulement introduite dès le lancement, soit 0,17 m/s dans les deux canaux de l'installation. Le flux massique est limité par rapport au cas normal. Les chutes ont atteint 75% dans un sous-système (Figure 5.24). Les diminutions du TPC sont présentées sur la Figure 5.25.

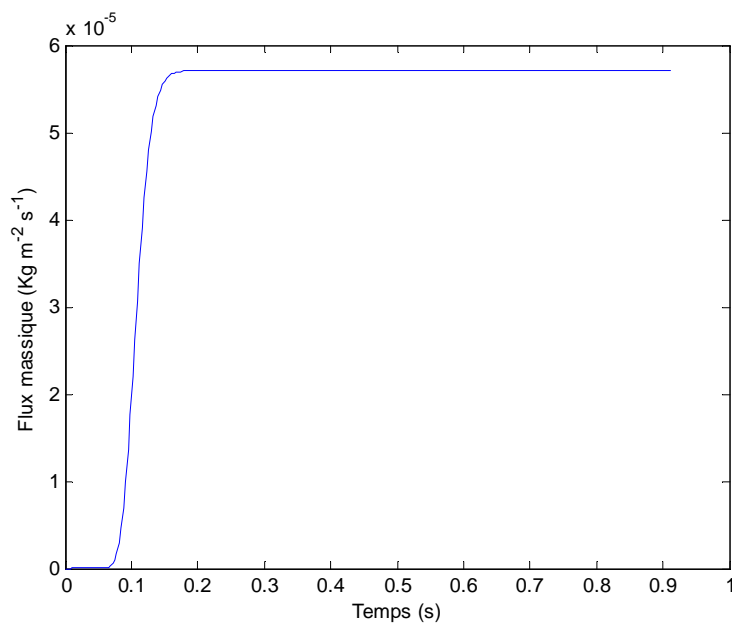


Fig. 5.24 Limitation du flux dans un sou système suite à une baisse du TPC causée par de mauvaises vitesses

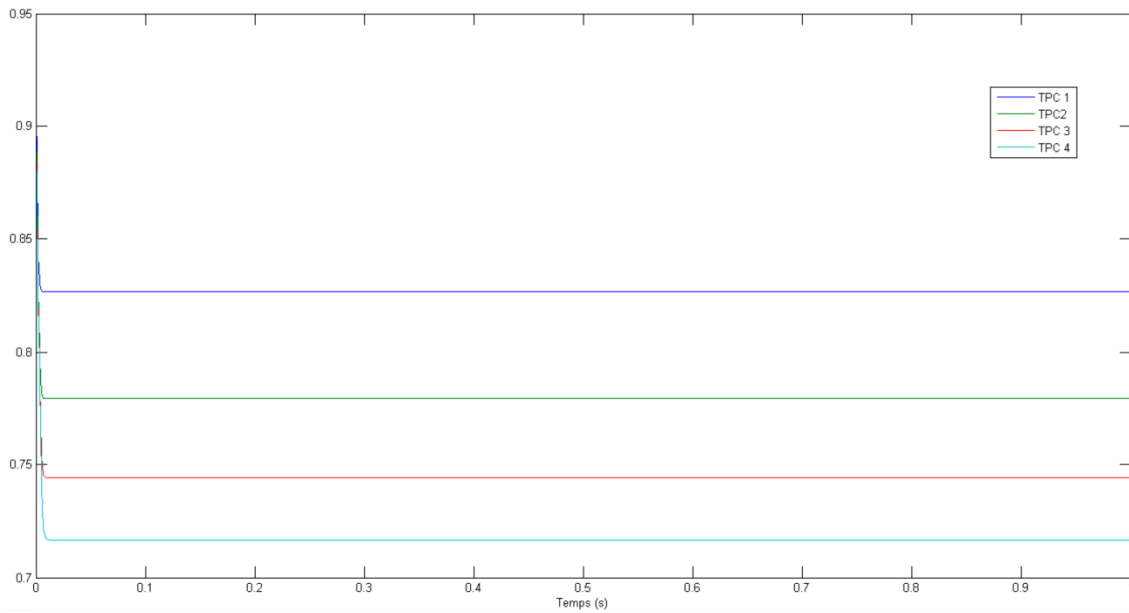


Fig. 5.25 Baisse du TPC suite aux variations des vitesses d'écoulement.

L'évolution du résidu représentée sur la figure 5.26 montre bien que ce dernier s'annule en régime permanent et ce, encore une fois, malgré la limitation du flux massique. Celle-ci étant cette fois-ci le résultat du mauvais TPC causé par un mauvais choix des vitesses d'écoulement.

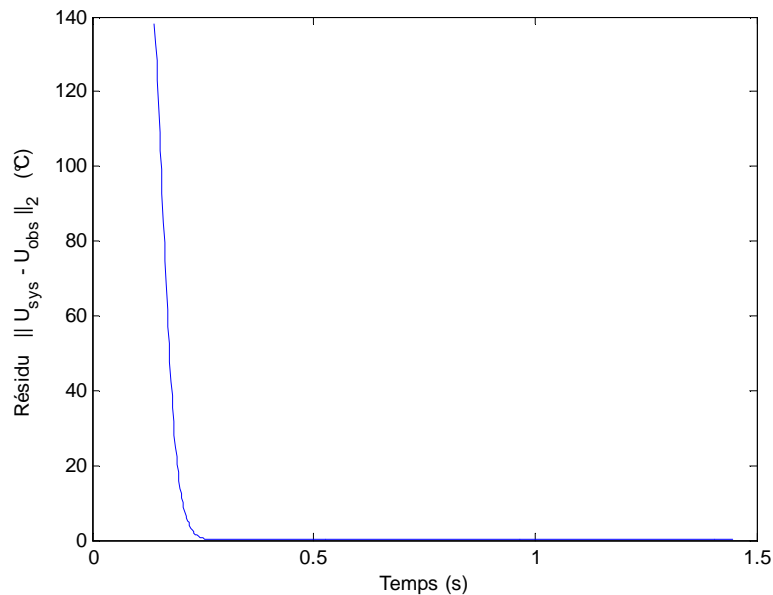


Fig. 5.26 Evolution du résidu suite à une baisse du TPC causée par de mauvaises vitesses

Finalement, en cas chute de production suite à une mauvaise polarisation, résultat d'une mauvaise configuration, le résidu s'annule en régime permanent. Ceci peut être expliqué par le fait que la génération du résidu est basée sur l'erreur d'observation des entrées, et que cette dernière s'annule même dans le cas d'un mauvais TPC. En effet, le TPC tel qu'on l'a défini plus haut, dépend des signaux externes du système (Températures d'entrées et vitesses d'écoulement) ; donc en l'absence d'obstacle interne (le fouling), ce dernier reflète le rendement de l'installation et n'informe pas de son état interne. L'observateur est alors en mesure d'estimer les bonnes valeurs des signaux d'entrée et l'erreur ainsi que le résidu s'annulent.

En revanche, le fouling agit sur le flux massique $J(t)$ de façon directe à l'intérieur de l'installation, et donc le flux ainsi que les autres paramètres estimés par l'observateur moyennant les données du système seront différents, ce qui explique la non-nullité du résidu dans ce cas. Il est à noter également qu'en cas de fouling, le TPC décroît [13], [84]. Cependant, l'approche que nous proposons n'est pas basée sur l'observation des variations du TCP mais elle est basée sur l'observation de la chute de production globale pour remonter à ses origines possibles, tout en évitant de les confondre (voir schéma ci-après).

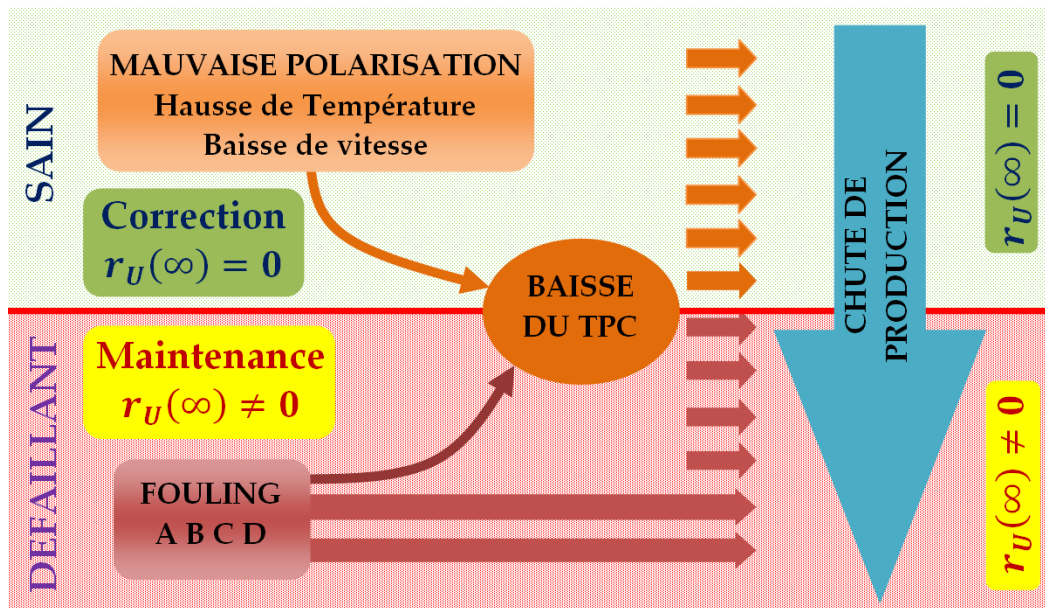


Fig. 5.27 Les modes opératoires et leurs effets sur le rendement de la station DCMD

On conclut que l'approche de diagnostic proposée, permet de faire la distinction entre le fouling et la mauvaise polarisation de température, vu que le résidu est sensible aux variations du flux massique dues au fouling, et non pas celle dues à une mauvaise polarisation de température.

5.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés aux modes de fonctionnement dégradés du système DCMD. C.à.d. le fouling en tant que défaut et la mauvaise polarisation en tant que mauvaise configuration. Leurs origines, leurs types, et leurs effets sur le fonctionnement et le rendement de la station ont été détaillés et illustrés. Cette étude nous a facilité la compréhension des modes opératoires de la station (schéma 5.27) ainsi que l'interprétation des chutes de production en eau douce. Elle a aussi révélé que la baisse de production peut être causée par une mauvaise configuration (mauvais TPC) ou carrément l'occurrence d'un défaut (fouling de type A,B,C ou D); ce qui constitue une source de confusion dans l'interprétation des chutes de production (danger caché ou fausses alarmes ?).

Par la suite, afin de pouvoir distinguer les deux situations, c.à.d. détecter la présence de défauts dans la station DCMD, nous avons mis en œuvre une technique de diagnostic basée sur l'observateur à entrées inconnues UIO, que nous avons synthétisés et validé au chapitre précédent. Pour ce faire nous avons combiné le modèle d'état développé au chapitre 3 avec les modèles mathématiques décrivant les différents types de fouling pouvant affecter le système.

Plusieurs tests ont été effectués, et ont montrés l'efficacité de l'approche proposée dans l'identification de l'origine de la baisse de production. En effet, l'observateur génère un résidu qui indique la présence d'un fouling dans la membrane indépendamment du type de ce dernier. C'est une information suffisante pour déclencher des opérations de maintenance préventive. En revanche, en cas chute de production suite à une mauvaise polarisation, résultat d'une mauvaise configuration, le résidu s'annule en régime permanent.

Afin d'affiner les résultats obtenus, il est recommandé d'effectuer d'autres tests expérimentaux si possible ou par simulation, pour caractériser d'avantage les défauts et leurs effets sur le système. D'autres formes de résidus peuvent être proposées pour améliorer le seuil de confiance dans la prise de décision. Aussi, il est possible d'intégrer cette approche dans une boucle de commande FTC du système DCMD, basée sur le réglage du TPC.

*Conclusion
Générale*

Conclusion Générale

La DCMD est un procédé de dessalement concurrent des procédés conventionnels qui intéresse les chercheurs puisqu'il répond à des questions critiques de notre actualité. D'abord on s'en sert pour produire de l'eau douce à partir d'une ressource théoriquement inépuisable (la mer), mais aussi, on le fait en utilisant une faible quantité d'énergie, pouvant être délivrée par des sources « vertes ». La DCMD produit de l'eau et contribue à la diminution de la pollution par émission et du réchauffement climatique.

Les approches de modélisation trouvées dans la littérature s'intéressent principalement à la détermination de la distribution de température interne, par la résolution des équations du système « en boucle ouverte », moyennant quelques simplifications comme l'établissement du régime permanent et l'absence de variations paramétriques. Nous avons apporté dans ce travail, une nouvelle approche de modélisation pour ce système. Par transformation de ses équations de base, nous avons élaboré un modèle d'état bidimensionnel qui tient compte des incertitudes paramétriques. Nous avons validé le modèle par simulation et par comparaison avec des données expérimentales. Il reproduit en effet, le comportement dynamique de la station avec précision. Le modèle obtenu aide à une meilleure compréhension des phénomènes hydrodynamiques du procédé puisqu'il facilite l'étude de l'effet de l'ensemble des paramètres/perturbations sur son fonctionnement et son rendement. Nous avons ainsi, construit un pont entre la DCMD et la panoplie d'outils mathématiques de l'Automatique.

Partant du modèle d'état obtenu, nous avons aussi, après avoir démontré qu'il est observable, synthétisé un observateur non linéaire à entrées inconnues (UIO). Nous avons vérifié l'efficacité de l'UIO dans l'estimation fidèle du profile de température interne, suivant le maillage désiré par l'opérateur. Bien évidemment, ceci est impossible à réaliser par des capteurs physiques. L'estimation précise des profiles internes de température permet aussi d'évaluer l'ensemble des paramètres qui en dépendent et qui définissent le rendement de la station en terme de production d'eau pure. Le plus important de ces paramètres, est le Coefficient de Polarisation de Température qui caractérise le transfert de masse à travers la membrane, et qui dépend en plus de l'état de celle-ci, des températures et des débits d'alimentation. L'utilisation la plus importante que nous voulons pour cet observateur, dépasse le simple fait de reproduire le profile de température. C'est en effet un outil qui peut être utilisé, pour caractériser les modes de fonctionnement dégradés du système DCMD. C.à.d. le fouling en tant que défaut et la mauvaise polarisation en tant que mauvaise configuration.

La baisse de production peut être causée par une mauvaise configuration (mauvais TPC) ou carrément l'occurrence d'un défaut (fouling A,B,C ou D) ; ce qui constitue une source de confusion dans l'interprétation des chutes du flux (danger caché ou fausses alarmes ?). Afin de pouvoir distinguer les deux situations, c.à.d. détecter la présence de défauts dans la station DCMD, nous avons mis en œuvre une technique de diagnostic basée sur l'observateur UIO. Les tests effectués, ont montrés l'efficacité de l'approche proposée dans l'identification de l'origine de la baisse de production. En effet, l'observateur génère un résidu qui indique la présence d'un fouling dans la membrane indépendamment du type de ce dernier. En revanche, en cas chute de production suite à une mauvaise polarisation, résultat d'une mauvaise configuration, le résidu s'annule en régime permanent.

Si les fluctuations du flux sont ordinaires, elles peuvent être rectifiées en agissant sur les températures et les débits d'entrée du DCMD, ce qui ouvre des perspectives pour la commande basée observateur de ce système. Sinon, les fluctuations sont le résultat d'une dégradation de la membrane, et constituent une information « clé » pour prévenir les situations de fouling grave ou irréversible ; en lançant des opérations de maintenance et de nettoyage appropriées, à des moments opportuns.

Afin d'affiner les résultats obtenus, il est recommandé d'effectuer d'autres tests expérimentaux si possible ou par simulation, pour caractériser d'avantage les défauts et leurs effets sur le système. D'autres formes de résidus peuvent être proposées pour améliorer le seuil de confiance dans la prise de décision. Aussi, il est possible d'intégrer cette approche dans une boucle de commande FTC du système DCMD, basée sur le réglage du TPC.

Enfin, il reste souhaitable de réaliser une maquette pour pouvoir valider expérimentalement les résultats obtenus et pouvoir développer d'avantage les idées citées à titre de perspectives.

Références

- [1]. N., Alasfour, M. A. Darwish, A. Q. Bin Amer, "Thermal analysis of METVC plus MEE desalination systems" *Desalination*, Vol.174 N°1, 2005.
- [2]. F. Ali, E. Macedonio, S. Drioli, A. Aljlil, O.A. Alharbi, "Experimental and theoretical evaluation of temperature polarization phenomenon in direct contact membrane distillation", *Chem. Eng. Res. Des.*, Vol.91, 2013.
- [3]. A. Alkhudhiri, N. Darwish, N. Hilal, "Membrane distillation: a comprehensive review", *Desalination*, Vol.287, 2012.
- [4]. M. Al-Sahali et H. Ettouney, "Developments in thermal desalination processes: Design, energy, and costing aspects", *Desalination*, Vol.214 N°1-3, 2007.
- [5]. A. Bahmanyar, M. Asghari, N. Khoobi, " Numerical simulation and theoretical study on simultaneously effects of operating parameters in direct contact membrane distillation" *Chemical Engineering and Processing*, Vol.61, 2012.
- [6]. H. Baikeche, "Diagnostic des systèmes linéaires en boucle fermée", *Automatique/ Robotique*, Institut National Polytechnique de Lorraine, 2007.
- [7]. F.A. Banat, " distillation for desalination and removal of volatile organic compounds from water", Ph.D. thesis, McGill University, 1994.
- [8]. G. Besançon, Q. Zhang, H. Hammouri, " High-gain observer based state and parameter estimation in nonlinear systems " , *Symposium on Nonlinear Control Systems, NOLCOS, IFAC* , Stuttgart, Germany, 2004.
- [9]. J. Boskovic, R. Mehra, "Failure detection, identification and reconfiguration system for a redundant actuator assembly", *Proceedings of the 5th Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS'2003)*, Washington D.C., USA, 2000.
- [10]. J. Boskovic, S. Li, R. Mehra, "A decentralized fault-tolerant scheme for flight control applications", *Proceedings of the American Control Conference (ACC'00)*. Chicago, Illinois, USA, 2000.
- [11]. M. Boutayeb, M. Darouach, "Observers design for non linear descriptor systems", *34th IEEE Conference on Decision and Control*, New Orleans, Louisiana, USA, 1995.
- [12]. J. Buffington, P. Chandler, M. Pachter, "On-line system identification for aircraft with distributed control effectors", *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, Vol.9, 1999.
- [13]. M. Chakir, B. Khoukhi, M. Tadjine, MS. Boucherit, "New State Space Modelling Approach and Unknown Input Observer Design for the Assessment of Temperature Polarization Phenomenon in Direct Contact Membrane Distillation", *Nonlinear Dynamics and Systems Theory*, Vol.16 N°4, 2016.
- [14]. F. Chaoyang, "Development of Novel Nanofiber Membranes for Seawater Desalination by Air Gap Membrane Distillation", Ph.D thesis, Université de Ottawa, Canada, 2009.
- [15]. J. Chen, R. Patton, "Fault-tolerant control systems design using the linear matrix inequality approach", *Proceedings of the 6th European Control Conference (ECC'0)*, Porto, Portugal, 2001.
- [16]. T.C. Chen, C.D. Ho, H.M. Yeh, "Theoretical modeling and experimental analysis of direct contact membrane distillation", *Journal of Membrane Science*, Vol.330, 2009.
- [17]. W. Chen M. Saif , "Unknown Input Observer Design for a Class of Nonlinear Systems : an LMI Approach", *Proceedings of the 2006 American Control Conference Minneapolis, Minnesota, USA* , 2006.
- [18]. E. Cherrier, "Estimation de l'état et des entrées inconnues pour une classe de systèmes non linéaires", PhD *Automatique et Traitement du Signal*, l'Institut National Polytechnique de Lorraine, France 2006.
- [19]. A. Criscuoli, M. Carnevale, E. Drioli, "Evaluation of energy requirements in membrane distillation", *Chemical Engineering and Processing, Process Intensification*, Vol.47, 2008.
- [20]. E. Curcio, E. Drioli, "Membrane distillation and related operations, a review", *Separation & Purification Reviews*, Vol.34 N°1, 2005.

- [21]. M. Darouach, M. Zasadzinski, M. Hayar, "Reduced-order observer design for descriptor systems with unknown inputs", *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol.41, N°. 7, 1996.
- [22]. M. Darouach, M. Zasadzinski, S.J. Xu, "Full-order observers for linear systems with unknown inputs", *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol.39, N°. 3, 1994.
- [23]. Y. Diao, K. Passino, "Fault tolerant stable adaptive fuzzy/neural control for a turbine engine", *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Vol.9 N°3, 2001.
- [24]. R. Dionsio, E. Moska, J. Lemos, P. Shirley, "Adaptive fault tolerant control with adaptive residual generation", *Proceedings of the 5th Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS'2003)*, Washington D.C., USA, 2003.
- [25]. E. Drioli, A. Ali, F. Macedonio, "Membrane distillation: recent developments and perspectives", *Desalination*, Vol.356, 2015.
- [26]. F. Eleiwi, T.M. Laleg-Kirati, "Dynamic modeling and optimization in membrane distillation system", *19th World Congress, International Federation of Automatic Control*. Cape Town, South Africa, 2014.
- [27]. A. G. Fane, "Membranes for water production and wastewater reuse", *Desalination*, Vol.106 N°1, 1996.
- [28]. R. Field, "Fundamentals of Fouling", *Membrane Technology, Membranes for Water Treatment*, Vol4, 2010.
- [29]. R.W. Field, D. Wu, J.A. Howell, B.B. Gupta, "Critical flux concept for micro-filtration fouling", *Journal of Membrane Science*, Vol.100, 1995.
- [30]. D. H. Furukawa, "A Review of Seawater Reverse Osmosis", *International Desalination Association, Desalination Seminar*, Cairo, Egypt, 1997.
- [31]. M. Gopinathan, J. Boskovic, R. Mehra, C. Rago, "A multiple model predictive scheme for fault-tolerant flight control design", *Proceedings of the 37th IEEE Conference on Decision and Control (CDC'98)*, Tampa, Florida, USA, 1998.
- [32]. G. Graton, "Diagnostic des systèmes à l'aide d'observateurs à mémoire finie, Application au Common Rail", *Automatique / Robotique, Université d'Orléans*, 2005.
- [33]. M. Gryta, "Alkaline scaling in the membrane distillation process", *Desalination*, Vol.228, N° 1-3, 2008.
- [34]. M. Gryta, "Fouling in direct contact membrane distillation process", *Journal of Membrane Science*, Vol.325, N° 1, 2008.
- [35]. M. Gryta, "The assessment of microorganism growth in the membrane distillation system", *Desalination*, Vol.142, N° 1, 2002.
- [36]. H. Hammouri, M. Kinaert & E.H. El Yaagoubi. Observer-based approach to fault detection and isolation for nonlinear systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 44, no. 10, pages 1879–1884, 1999.
- [37]. H. Hayer, O. Bakhtiari, T. Mohammadi, "Simulation of momentum, heat and mass transfer in direct contact membrane distillation : a computational fluid dynamics approach", *Journal of Industrial and Engineering Chemistry*, Vol.21, 2015.
- [38]. J. Hermia, "Constant pressure blocking filtration laws: Application to power-law non-newtonian fluids", *Trans. Ind. Chem. Eng.*, Vol.60, 1982.
- [39]. M. Hou, R. J. Pattonkey, "Input Observability and Input Reconstruction" ,*Automatica*, Vol. 34, No. 6, 1998.
- [40]. C. Hsieh, "Performance gain margins of the two-stage LQ reliable control", *Automatica*, Vol. 38 N°11, 2002.
- [41]. H.J. Hwang, K. He, S. Gray, J. Zhang, I.S Moon, "Direct contact membrane distillation (DCMD): Experimental study on the commercial PTFE membrane and modeling", *Journal of Membrane Science*, Vol.371, 2011.

- [42]. R. Isermann, P. Ballé, "Terminology in the field of supervision, fault detection and diagnosis", Technical Committee of Safeprocess'97, August 1997.
- [43]. S. Kanev, "Robust Fault-tolerant control", PhD Thesis, University of Twente, The Netherlands, 2004.
- [44]. N. Kazantzis, C. Kravaris, "Nonlinear observer design using Lyapunov's auxiliary theorem", *Systems & Control Letters*, Vol.34, N° 5, 1998.
- [45]. H. Keller, "Nonlinear observer design by transformation into a generalized observer canonical form", *International Journal of Control*, Vol.46, N° 6, 1987.
- [46]. A.E. Khalifa, "Water and air gap membrane distillation for water desalination, an experimental and comparative study", *Separation and Purification Technology*, Vol.141, 2015.
- [47]. M. Khayet, "Membranes and theoretical modeling of membrane distillation: a review", *Advances in Colloid and Interface Science*, Vol.164 N°1-2, 2011.
- [48]. M. Khayet, A. Velquez, J.I. Mengual, "Direct contact membrane distillation of humic acid solutions", *Journal of Membrane Science*, Vol.240, N°1-2, 2004.
- [49]. M. Khayet, J.I. Mengual, "Effect of salt concentration during the treatment of humic acid solutions by membrane distillation", *Desalination*, Vol.168, 2004.
- [50]. M. Khayet, T. Matsuura, "Membrane distillation: principles and applications", Elsevier, 2011.
- [51]. H. Khordagui, "Environmental Geology- Desalination", Springer Netherlands, pp.124-125, 1999.
- [52]. S. Kimura, S. Nakao, S. Shimatani, "Transport phenomena in membrane distillation", *Journal of Membrane Science*, Vol.33, 1987.
- [53]. M. Kinnaert, "Fault diagnosis based on analytical models for linear and nonlinear systems - a tutorial", *Proceedings of the 5th Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS'2003)*, Washington D.C., USA, 2003.
- [54]. D. Koenig, S. Mammari, "Design of proportional-integral observer for unknown input descriptor systems", *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol.47, N° 12, 2002.
- [55]. S.R. Kou, D.L. Elliott, T.J. Tarn, "Exponential observers for nonlinear dynamic systems", *Information and Control*, Vol.29, 1975.
- [56]. A.J. Krener, A. Isidori, "Linearization by output injection and nonlinear observers", *Systems & Control Letters*, Vol.3, 1983.
- [57]. M.T. Laleg, "Contribution aux Méthodes de Diagnostic à Base D'observateur et à la Commande Tolérante aux Défauts - Application à la Machine Asynchrone et au Robot SCARA", *Projet de Fin d'Etude en Automatique*, Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, 2004.
- [58]. B. Larroque, "Observateurs de systèmes linéaires - Application à la détection et localisation de fautes", *PhD Automatique*, Université de Toulouse, France, 2008.
- [59]. K. W. Lawson, D. R. Lloyd, "Membrane distillation", *Journal of Membrane Science*, Vol.124 N°1, 1997.
- [60]. J. Levine, R. Marino, "Nonlinear system immersion, observers and finite dimensional filters", *Systems & Control Letters*, Vol.7, 1986.
- [61]. C.S. Liu, H. Peng, "Inverse-dynamics based state and disturbance observers for linear time-invariant systems", *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, Vol.124, 2002.
- [62]. F. Liu, "Synthèses d'Observateurs à Entrées inconnues pour les systèmes non linéaires", *PhD Automatique*, Université de Caen, France, 2007.
- [63]. G. Liu, R. Patton, "Eigenstructure Assignment for Control Systems Design", John Wiley & Sons, 1998.
- [64]. J. Maciejowski, C. Jones, "MPC fault-tolerant flight control case study: Flight 1862", *Proceedings of the 5th Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes (SAFEPROCESS'2003)*, Washington D.C., USA, 2003.

- [65]. M. Mahmoud, J. Jiang, Y. Zhang "Active Fault Tolerant Control Systems: Stochastic Analysis and Synthesis", Springer-Verlag, Berlin, 2003.
- [66]. Y.M. Manawi, M. A. Khraisheh, A. K. Fard, F. Benyahia, S. Adham, "A predictive model for the assessment of the temperature polarization effect in direct contact membrane distillation desalination of high salinity feed", *Desalination*, Vol.341, 2014.
- [67]. M. Mulder, "Basic principles of membrane technology- 2nd Edition", Dordrecht, 1996.
- [68]. G. Naidua, S. Jeonga, S. Vigneswarana, T.M. Hwang, Y.J. Choi, S.H. Kim, "A review on fouling of membrane distillation", *Desalination and Water Treatment*, Vol.57, 2015.
- [69]. A. Necaibia, "Conception d'Observateurs Robustes pour le Diagnostic des Processus Énergétiques", Thèse de magister, Université Badji Mokhtar Annaba, 2009.
- [70]. N. Niksefat, N. Sepehri, "A QFT fault-tolerant control for electro hydraulic positioning systems", *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Vol.10 N°4, 2002.
- [71]. R.J. Milko, "Reverse osmosis and its application to water purification", Library of Parliament, Ottawa, Canada, 1986.
- [72]. S. Raghavan, J.K. Hedrick, "Observer design for a class of nonlinear systems", *International Journal of Control*, Vol.59, N° 2, 1994.
- [73]. R. Rajamani, "Observer for Lipschitz nonlinear systems", *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol.43, N° 3, 1998.
- [74]. M. Ramezani pour, M . Sivakumar, "An analytical flux decline model for membrane distillation", *Desalination*, Vol.345, 2014.
- [75]. K. Reif, F. Sonnemann, R. Unbehauen, "An EKF-based nonlinear observer with a prescribed degree of stability", *Automatica*, Vol.34, N°9, 1998.
- [76]. R.W. Schofield, A.G. Fane, C. J. Fell, "Heat and mass transfer in membrane distillation", *Journal of Membrane Science*, Vol.33, 1987.
- [77]. W. Schofield, A.G. Fane, C.G.D. Fell, "Gas and vapor transport through microporous membrane", *Journal of Membrane Science*, Vol.53 N°1-2, 1990.
- [78]. R. Semite, "Desalination - present and Future", International Water Resources Association (IWRA'21), Water International, Vol.25 N°1, 2000.
- [79]. M.M.A. Shirazi. A. Kargari, A.F. Ismail, T. Matsuura, "Computational Fluid Dynamic (CFD) opportunities applied to the membrane distillation process: State-of-the-art and perspectives", *Desalination*, Vol.377, 2016.
- [80]. S. Sourirajan, "Reverse osmosis and synthetic membranes: theory, technology, and engineering", National Research Council, Ottawa, Canada, 1977.
- [81]. S. Srisurichan, R. Jiratananon, A.G.Fane, "Mass transfer mechanisms and transport resistances in direct contact membrane distillation process", *Journal of Membrane Science*, Vol.277, N°1,2, 2006.
- [82]. F.E. Thau, "Observing the state of non-linear dynamic systems", *International Journal of Control*, Vol. 17, N°3, 1973.
- [83]. D. Theilliol, J. Ponsart, H. Noura, D. Sauter, "Sensor fault-tolerant control method based on multiple model approach", *Proceedings of the 6th European Control Conference (ECC'01)*, Porto, Portugal, 2001.
- [84]. L.D Tijng, Y.C. Woo, J.S.Choi, S. Lee, S.H. Kim, H.K.Shon, "Fouling and its control in membrane distillation - A review", *Journal of Membrane Science*, Vol. 475, 2015.
- [85]. C.M. Tun, A.G. Fane, J.T. Matheickal, R. Sheikholeslami, "Membrane distillation crystallization of concentrated salts-flux and crystal formation", *Journal of Membrane Science*, Vol.257, N° 1-2, 2005.
- [86]. B.L. Walcott, S.H. Zak, "State observation of nonlinear uncertain dynamical systems", *IEEE Transactions on Automatic Control*, Vol.32, No. 2, 1987.

- [87]. F. T. Wallenberger, "Advanced Fibers, Plastics, Laminates and Composites", Symposium held in Boston, Massachusetts, U.S.A, 2001.
- [88]. K. Wangnick, "IDA Worldwide Desalting Plants Inventory Report No. 17", Wangnick Consulting GmbH and the International Desalination Association, Vienna, 2002.
- [89]. Y. Zhang, J. Jiang, "An interacting multiple-model based fault detection diagnosis and fault-tolerant control approach", Proceedings of the 38th IEEE Conference on Decision and Control (CDC'99), Phoenix, Arizona, USA, 1999.
- [90]. Y. Zhang, J. Jiang, "Integrated active fault-tolerant control using IMM approach", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol.37 N°4, 2001.
- [91]. S. Zhao, L. Wardhaugh, J. Zhang, P.H.M. Feron, "Condensation, re-evaporation and associated heat transfer in membrane evaporation and sweeping gas membrane distillation", Journal of Membrane Science, Vol.475, 2015.

Annexes

I. Systèmes Linéaires

Soit le système linéaire, invariant dans le temps, décrit par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx + Du \end{cases} \quad (\text{A.1})$$

Où $x \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur d'état du système, $u \in \mathbb{R}^m$ est le vecteur des entrées connues et $y \in \mathbb{R}^p$ est le vecteur des mesures.

Observabilité

Le système (A.1) est dit observable si pour tout $t_0 \geq 0$ et $T > t_0$, il existe une fonctionnelle Φ telle que : $\Phi(T, u([t_0, T]), y([t_0, T])) = x(T)$ où $u([t_0, T])$ et $y([t_0, T])$ désignent respectivement l'ensemble des valeurs de u et y sur l'intervalle $[t_0, T]$.

Etats Indistinguables

Deux états initiaux $x(t_0) = x_1$ et $x(t_0) = x_2$ sont dits indistinguables si $\forall t \geq t_0$, les sorties correspondantes $y_1(t)$ et $y_2(t)$ sont identiques, quelle que soit l'entrée admissible $u([t_0, t])$ du système. Si le système (A.1) possède deux états indistinguables, il n'est pas observable.

Sous Espace d'Inobservabilité

On appelle sous espace d'inobservabilité du système (A.1) l'ensemble :

$$N = \bigcap_{k=0}^{n-1} \ker(CA^k) \quad (\text{A.2})$$

Théorème A.1

Les conditions suivantes, concernant le système (A.1) sont équivalentes :

- Le système est observable.
- Le sous espace d'inobservabilité vérifie : $N = \{0\}$
- Il n'existe pas d'états indistinguables.

Théorème A.2

Soit la matrice dite d'observabilité suivante :

$$Q_0 = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^{n-1} \end{bmatrix} \quad (\text{A.3})$$

- Le système (A.1) est observable si et seulement si $\text{rang}(Q_0) = n$. On dit alors que la paire (A, C) est observable.
- Si $\text{rang}(Q_0) < n$, le système (A.1) n'est pas observable on peut cependant effectuer une décomposition structurelle sur l'ensemble des variables d'états, de manière à exhiber des sous systèmes observables.

2. Système Non Linéaire

Soit le système non linéaire défini par

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = g(x(t), u(t)) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (\text{A.4})$$

Où $u \in \Omega \subset \mathbb{R}^m$ est la commande (Ω est l'ensemble des entrées admissibles), $y \in \mathbb{R}^p$ est la mesure et $x \in M \subset \mathbb{R}^n$ représente l'état interne du système (M est l'ensemble des états possible).

Notion d'Indiscernabilité (Indistinguabilité)

Deux états initiaux $x(t_0) = x_1$ et $x(t_0) = x_2$ sont dits indistinguables si $\forall t \geq t_0$, les sorties correspondantes $y_1(t)$ et $y_2(t)$ sont identiques, quelle que soit l'entrée admissible $u([t_0, t])$ du système. Notons $I(x_0)$ l'ensemble des états indistinguables de x_0 .

Observabilité

L'état x_0 est dit observable si $I(x_0) = \{x_0\}$ et le système (A.4) est observable si $\forall x \in M, I(x) = \{x\}$. Il faut noter que l'observabilité d'un système ne signifie pas forcément que toute entrée distingue tous les points de M , contrairement aux système linéaires.

Observabilité Locale

L'état x_0 est dit localement observable si pour tout voisinage U de x_0 , $I_U(x_0) = \{x_0\}$; et le système (A.4) est dit localement observable si pour tout $x \in M, I_U(x) = \{x\}$

Observabilité Faible

L'état x_0 est dit faiblement observable s'il existe un voisinage V de x_0 , tel que $I(x_0) \cap V = \{x_0\}$ et le système (A.4) est dit faiblement observable si pour tout $x \in M, I(x) \cap V = \{x\}$. Cela signifie qu'un état est faiblement observable s'il est le seul indiscernable dans son voisinage. Ce concept affaiblit donc le concept d'observabilité globale.

Observabilité Faible Locale

L'état x_0 est dit localement faiblement observable s'il existe un voisinage V de x_0 , tel que pour tout voisinage U de x_0 contenu dans V , $I_U(x_0) = \{x_0\}$ et le système (A.4) est dit localement faiblement observable si pour tout $x \in M, I_U(x) = \{x\}$. Les quatre notions d'observabilité définies précédemment engendrent les implications suivantes :

$$\begin{array}{ccc} \text{Localement Observable} & \Rightarrow & \text{Observable} \\ \downarrow & & \downarrow \\ \text{Localement Faiblement Observable} & \Rightarrow & \text{Faiblement Observable} \end{array}$$

Entrées Universelles

Une fonction d'entrée admissible $u(t)$ est dite universelle pour le système (A.4) sur l'intervalle $[t_0, t]$, si elle distingue tout couple d'états initiaux distinguables. Une entrée non universelle est dite singulière.

Sous Espace Invariant

Soit le système non linéaire défini par :

$$\Sigma_{NL}: \begin{cases} \dot{x}(t) = f(x(t)) + \sum_1^m g_i(x(t))u_i(t) \\ y(t) = h(x(t)) \end{cases} \quad (A.5)$$

Δ est un sous espace invariant pour le système Σ_{NL} si et seulement si: $[g_i, \Delta] \subseteq \Delta \forall i \in \{1, \dots, m\}$. Nous parlerons alors de sous espace vectoriel g_i -invariant.

Espace Observable

L'espace observable γ_{obs} pour le système Σ_{NL} est l'espace linéaire des fonctions sur R contenant h_1, h_2, \dots, h_p et toutes les répétitions des dérivées de Lie : $L_{X_1} L_{X_2} \dots L_{X_k} h_j \quad j = \{1, \dots, p\}, k = \{1, 2, \dots\}$ Avec $X_i \quad i \in k$ dans l'ensemble $\{f, g_1, \dots, g_m\}$

3. Observabilité totale de l'état et de l'entrée d'un système linéaire

L'état et l'entrée du système linéaire (A.1) sont génériquement observables si toute variation de l'entrée ou de l'état initial se reflète sur la sortie, ce qui peut s'écrire plus formellement :

Définition A.1

L'état et l'entrée du système linéaire (A.1) sont génériquement observables lorsque pour tout état initial x_0 et pour tout signal d'entrée $u(t)$, l'égalité $y(t) = 0, \forall t \geq 0$ implique $x(t) = 0, \forall t \geq 0$ et $u(t) = 0, \forall t \geq 0$.

En d'autres termes, l'observabilité totale de l'entrée et de l'état est équivalente à la possibilité d'exprimer toutes les composantes de l'état et de l'entrée en fonction des sorties et de leur dérivées. Cela n'est évidemment possible que si les mesures effectuées sur le système, symbolisées ici par les sorties $y(t)$, sont suffisamment informatives pour pouvoir refléter toute variation de l'état et/ou de l'entrée.

Théorème A.3.

Considérons le système (A.1) et soit le faisceau de ses matrices $P(s) = \begin{pmatrix} A - sI & B \\ C & D \end{pmatrix}$.

- L'état et l'entrée de (A.1) sont génériquement observables si et seulement si

$$\forall s \in \mathbb{C}, \text{rang}(P(s)) = n + m \quad (A.6)$$

Rappelons la proposition 4.2

Proposition 4.2

Soit le terme de perturbation $\Psi(x, \theta)$ introduit dans (3.42) et soit un vecteur θ_m tel que :

$$\max (\|\theta\|, \|\hat{\theta}\|) \leq \|\theta_m\| \leq \sigma_\theta \quad (\text{B.1})$$

Où, $\hat{\theta}$ est l'estimation de θ et σ_θ un scalaire positif, alors la fonction Ψ vérifie les propriétés suivantes :

1) $\Psi(x, \theta)$ est bornée en θ i.e.

$$\begin{cases} \|\Psi(x, \theta)\| \leq \|\Psi(x, \theta_m)\| \leq \sigma_\theta \|\Psi(x)\| \\ \|\Psi(x, \hat{\theta})\| \leq \|\Psi(x, \theta_m)\| \leq \sigma_\theta \|\Psi(x)\| \end{cases} \quad (\text{B.2})$$

2) $\Psi(x, \theta)$ est Lipchitzienne en x i.e.

$$\exists \sigma_\psi > 0 \mid \|\Psi(x, \theta) - \Psi(\hat{x}, \theta)\| \leq \sigma_\psi \|x - \hat{x}\| \leq \sigma_\psi \tilde{x} \quad (\text{B.3})$$

$$\|\Psi(x)\theta - \Psi(\hat{x})\hat{\theta}\| = \|\Delta\Psi\| \leq \sigma_\psi \sigma_\theta \tilde{x} \quad (\text{B.4})$$

Preuve 4.2

La 1^{ère} propriété découle directement de la forme multiplicative de $\Psi(x, \theta)$ exprimée dans (3.46) et la 2^{ème} propriété est vérifiée ci-après.

L'objectif est de vérifier que $\Psi(x, \theta)$ est Lipchitzienne en x comme exprimé dans (B.3). Pour simplifier, nous omettons les indices s et j des relations (3.41 – 3.47) décrivant le vecteur ${}^j\Psi_s({}^jx_s, {}^j\theta_s)$. Ainsi, étant donné que Ψ_β dans (3.47) ne dépend pas de x , alors pour tout vecteur constant $\theta = [\theta_\alpha \ \theta_\beta]^T$, (3.46) donne :

$$\Psi(x, \theta) - \Psi(\hat{x}, \theta) = [\Psi_\alpha(x) - \Psi_\alpha(\hat{x})]\theta_\alpha \quad (\text{B.5})$$

Donc, ayant (B.1), il suffit de vérifier que $\Psi_\alpha(x)$ est Lipchitzienne en x , puisque nous pouvons écrire :

$$\|\Psi(x, \theta) - \Psi(\hat{x}, \theta)\| \leq \|\Psi_\alpha(x) - \Psi_\alpha(\hat{x})\| \|\theta_\alpha\| \leq \|\Psi_\alpha(x) - \Psi_\alpha(\hat{x})\| \|\theta_m\| \leq \sigma_\theta \|\Psi_\alpha(x) - \Psi_\alpha(\hat{x})\| \quad (\text{B.6})$$

Dans la suite, nous ferons usage de la propriété suivante :

$$(p \pm d)^2 \geq 0 \Leftrightarrow p^2 + d^2 \geq \mp 2pd \quad (\text{B.7})$$

Considérons le vecteur $\Delta\Psi_\alpha = \Psi_\alpha(x) - \Psi_\alpha(\hat{x}) = [\Delta\Psi_{\alpha,i}]$, $i = 1, \dots, N$ tel que

$$\|\Psi(x) - \Psi(\hat{x})\|^2 = \|\Delta\Psi_\alpha\|^2 = \sum_{i=1}^N (\Delta\Psi_{\alpha,i})^2 \quad (\text{B.8})$$

Nous avons :

▪ Pour $i = 1$

$$\Delta\Psi_{\alpha,1} = \frac{2}{3} \frac{1}{\Delta x^2} (-\tilde{x}_1 + \tilde{x}_2)$$

$$(\Delta\Psi_{\alpha,1})^2 = \frac{4}{9} \frac{1}{\Delta x^4} (\tilde{x}_1^2 + \tilde{x}_2^2 - 2\tilde{x}_1\tilde{x}_2).$$

L'application de (B.7) donne : $-2\tilde{x}_1\tilde{x}_2 \leq \tilde{x}_1^2 + \tilde{x}_2^2$, et

$$(\Delta\Psi_{\alpha,1})^2 \leq \frac{8}{9} \frac{1}{\Delta x^4} (\tilde{x}_1^2 + \tilde{x}_2^2) \leq \frac{1}{\Delta x^4} (\tilde{x}_1^2 + \tilde{x}_2^2) \quad (\text{B.9})$$

▪ Pour $1 < i < N$

$$\Delta\Psi_{\alpha,i} = \frac{1}{\Delta x^2} (\tilde{x}_{i-1} - 2\tilde{x}_i + \tilde{x}_{i+1})$$

$$(\Delta\Psi_{\alpha,i})^2 = \frac{1}{\Delta x^4} (\tilde{x}_{i+1}^2 + 4\tilde{x}_i^2 + \tilde{x}_{i-1}^2 - 4\tilde{x}_{i+1}\tilde{x}_i - 4\tilde{x}_i\tilde{x}_{i-1} + 2\tilde{x}_{i+1}\tilde{x}_{i-1})$$

(B.7) donne : $2\tilde{x}_{i+1}\tilde{x}_{i-1} \leq \tilde{x}_{i+1}^2 + \tilde{x}_{i-1}^2$, $-4\tilde{x}_{i+1}\tilde{x}_i \leq 4\tilde{x}_{i+1}^2 + \tilde{x}_i^2$, et $-4\tilde{x}_i\tilde{x}_{i-1} \leq 4\tilde{x}_{i-1}^2 + \tilde{x}_i^2$, donc

$$(\Delta\Psi_{\alpha,i})^2 \leq \frac{6}{\Delta x^4} (\tilde{x}_{i+1}^2 + \tilde{x}_i^2 + \tilde{x}_{i-1}^2) \quad (\text{B.10})$$

▪ Pour $i = N$:

$$\Delta\Psi_{\alpha,N} = \frac{1}{\Delta x^2} \left[\frac{2}{3} (\tilde{x}_{N-1} - \tilde{x}_N) + \left(\frac{\alpha_{sn}}{j\theta_{\alpha s,N}} + 1 \right) \tilde{x}_{ab} \right] \leq \frac{1}{\Delta x^2} \left[\frac{2}{3} (\tilde{x}_{N-1} - \tilde{x}_N) + \sigma_1 \tilde{x}_{ab} \right]$$

où σ_1 est une majoration du terme $\left(\frac{\alpha_{sn}}{j\theta_{\alpha s,N}} + 1 \right)$ et \tilde{x}_{ab} est obtenu de (3.32), soit :

$$\tilde{x}_{ab} = \frac{2\Delta x k_m}{\delta_m} (\tilde{x}_{a,N} - \tilde{x}_{b,N})$$

$$\tilde{x}_{ab}^2 = \left(\frac{2\Delta x k_m}{\delta_m} \right)^2 (\tilde{x}_{a,N} - \tilde{x}_{b,N})^2 \leq \sigma_2 \tilde{x}_N^2$$

où σ_2 est une majoration appropriée. Il s'en suit que :

$$(\Delta\Psi_{\alpha,N})^2 \leq \frac{1}{\Delta x^4} \left[\left(\frac{2}{3} (\tilde{x}_{N-1} - \tilde{x}_N) \right)^2 + \frac{2\sigma_1}{3} 2\tilde{x}_{ab} (\tilde{x}_{N-1} - \tilde{x}_N) + \sigma_1^2 \tilde{x}_{ab}^2 \right] \quad (\text{B.11})$$

Comme pour $\Delta\Psi_{\alpha,1}$ nous avons $\left(\frac{2}{3} (\tilde{x}_{N-1} - \tilde{x}_N) \right)^2 \leq \tilde{x}_N^2 + \tilde{x}_{N-1}^2$ et (B.7) donne :

$$2\tilde{x}_{ab} (\tilde{x}_{N-1} - \tilde{x}_N) \leq \tilde{x}_{ab}^2 + (\tilde{x}_{N-1} - \tilde{x}_N)^2 \leq \sigma_2 \tilde{x}_N^2 + 2\tilde{x}_N^2 + 2\tilde{x}_{N-1}^2,$$

En collectant les termes et en prenant $\sigma_N = \left(1 + \sigma_2 \frac{2\sigma_1}{3} + 2 \frac{2\sigma_1}{3} + \sigma_1^2 \sigma_2\right)$, nous obtenons :

$$\begin{aligned} (\Delta\Psi_{\alpha,N})^2 &\leq \frac{1}{\Delta x^4} \left[\tilde{x}_N^2 \left(1 + \sigma_2 \frac{2\sigma_1}{3} + 2 \frac{2\sigma_1}{3} + \sigma_1^2 \sigma_2\right) + \tilde{x}_{N-1}^2 \left(1 + 2 \frac{2\sigma_1}{3}\right) \right] \\ (\Delta\Psi_{\alpha,N})^2 &\leq \frac{\sigma_N}{\Delta x^4} [\tilde{x}_N^2 + \tilde{x}_{N-1}^2] \end{aligned} \quad (\text{B.12})$$

Finalement, de (B.9, B.10 et B-12) nous avons :

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N (\Delta\Psi_{\alpha,i})^2 &= (\Delta\Psi_{\alpha,1})^2 + \sum_{i=2}^{N-1} (\Delta\Psi_{\alpha,i})^2 + (\Delta\Psi_{\alpha,N})^2 \\ &\leq \frac{1}{\Delta x^4} \left[\tilde{x}_1^2 + \tilde{x}_2^2 + 6 \sum_{i=2}^{N-1} (\tilde{x}_{i+1}^2 + \tilde{x}_i^2 + \tilde{x}_{i-1}^2) + \sigma_N [\tilde{x}_N^2 + \tilde{x}_{N-1}^2] \right] \\ &\leq \frac{\max(6, \sigma_N)}{\Delta x^4} \left[\tilde{x}_1^2 + \tilde{x}_2^2 + \sum_{i=3}^N \tilde{x}_i^2 + \sum_{i=2}^{N-1} \tilde{x}_i^2 + \sum_{i=1}^{N-2} \tilde{x}_i^2 + \tilde{x}_N^2 + \tilde{x}_{N-1}^2 + \tilde{x}_1^2 + \tilde{x}_N^2 \right] \\ \sum_{i=1}^N (\Delta\Psi_{\alpha,i})^2 &\leq \frac{3 \max(6, \sigma_N)}{\Delta x^4} \sum_{i=1}^N \tilde{x}_i^2 \end{aligned} \quad (\text{B.13})$$

et

$$\|\Psi_\alpha(x) - \Psi_\alpha(\hat{x})\| \leq \sqrt{\frac{3 \max(6, \sigma_N)}{\Delta x^4}} \sqrt{\sum_1^N \tilde{x}_i^2} \quad (\text{B.14})$$

Ainsi, (B.3) est vérifiée. Il existe $\sigma_\psi > 0$ tel que $\|\Psi(x, \theta) - \Psi(\hat{x}, \theta)\| \leq \sigma_\psi \|x - \hat{x}\| \leq \sigma_\psi \tilde{x}$ c.à.d $\Psi(x, \theta)$ est Lipchitzienne en x . En combinant ce dernier résultat avec (B.1), nous obtenons finalement (B.4), soit :

$$\|\Psi(x)\theta - \Psi(\hat{x})\hat{\theta}\| = \|\Delta\Psi\| \leq \sigma_\psi \sigma_\theta \tilde{x}$$

■