



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

École Nationale Polytechnique
Département d'Automatique
King Abdullah University Of Science And
Technology
Computer, Electrical and Mathematical
Sciences and Engineering Division



Mémoire de Fin d'Études
En vue de l'obtention du diplôme
INGÉNIEUR D'ÉTAT
en Automatique

Analyse des performances et implémentation d'un contrôleur EMPC sur un système de distillation membranaire alimenté par un collecteur solaire

Réalisé par :

Hichem BESSAFA
Ghania KHODJA

Sous la direction de :

Messaoud CHAKIR MCA ENP
Taous-Meriem LALEG Prof. KAUST

Soutenu le 02 juillet 2020, Devant le jury :

M. TADJINE : Prof. ENP - Président
D. BOUDANA : Dr. ENP - Examineur
M. CHAKIR : MCA ENP - Promoteur
T.M.LALEG : Prof. KAUST - Co-promoteur



المدرسة الوطنية المتعددة التقنيات
Ecole Nationale Polytechnique

École Nationale Polytechnique
Département d'Automatique
King Abdullah University Of Science And
Technology
Computer, Electrical and Mathematical
Sciences and Engineering Division



Mémoire de Fin d'Études
En vue de l'obtention du diplôme
INGÉNIEUR D'ÉTAT
en Automatique

Analyse des performances et implémentation d'un contrôleur EMPC sur un système de distillation membranaire alimenté par un collecteur solaire

Réalisé par :

Hichem BESSAFA
Ghania KHODJA

Sous la direction de :

Messaoud CHAKIR MCA ENP
Taous-Meriem LALEG Prof. KAUST

Soutenu le 02 juillet 2020, Devant le jury :

M. TADJINE : Prof. ENP - Président
D. BOUDANA : Dr. ENP - Examineur
M. CHAKIR : MCA ENP - Promoteur
T.M.LALEG : Prof. KAUST - Co-promoteur

ملخص:

ان التقطير الغشائي هو أحد تقنيات التحلية المستدامة الناشئة التي تشجع التشغيل بالطاقة المتجددة الا أن مردوديتها لا تزال محدودة. ومع ذلك، يمكن تحسينها باستخدام استراتيجيات التحكم المتقدمة. سوف نهتم في هذا العمل بتطوير نوع من تقنيات التحكم تدعى التحكم التنبئي بالنموذج الاقتصادي من أجل زيادة تصنيع المياه وتلبية القيود التشغيلية لوحدة تقطير غشائي ذي اتصال مباشر. تحتاج تقنية التحكم المذكورة أعلاه الوصول الكامل إلى حالات الوحدة. لكن هناك حالات لا يمكن قياسها، سوف نستعمل مراقبا غير خطي من أجل تقديرها.

مدفوعًا بالأسباب المذكورة أعلاه، نتحكم في وحدة تقطير غشائي ذي اتصال مباشر مزودة بمجمع شمسي باستعمال نظام التحكم التنبئي بالنموذج الاقتصادي يستند إلى نموذج معادلات جبرية تفاضلية. نستخدم لذلك نموذجًا للتنبؤ بالإشعاع الشمسي.

كلمات مفتاحية: تقطير غشائي ذي اتصال مباشر، التحكم التنبئي بالنموذج الاقتصادي، الأنظمة غير الخطية، التحكم في العملية، تحسين العملية، المراقب غير الخطي، الشبكة العصبية للذاكرة طويلة المدى.

Abstract:

MD is an emerging sustainable desalination technique which can be powered by renewable energy. Its main drawback is the low water production rate. However, it can be improved by utilizing advanced control strategies. In order to improve its water production, an optimization-based control scheme termed Economic Model Predictive Control (EMPC) is formulated to maximize the distilled water flux while meeting input, stability and other process operational constraints for a Direct Contact Membrane Distillation module. The above control techniques assume the full access to the system states. However, this is not the case for the DCMD plant. To effectively control the closed-loop system, an observer design that can estimate the values of the unmeasurable states is required. Motivated by the above reasons, we control a system of a DCMD coupled to a solar collector by an EMPC based on differential algebraic equations model. For that, we use a model to predict solar irradiance for the functioning of the EMPC.

Keywords: Direct contact membrane distillation, Economic model predictive control, Nonlinear systems, Process control, Process optimization, Nonlinear observer, Long-short term memory neural network.

Résumé :

MD est une technique émergente de dessalement durable qui est favorable à l'utilisation des énergies renouvelables. Son principal inconvénient est le faible taux de production d'eau. Cependant, il peut être amélioré en utilisant des stratégies de contrôle avancées. Afin d'améliorer sa production, un contrôleur basé sur l'optimisation appelé Economic Model Predictive Control (EMPC) est formulé pour maximiser le flux d'eau distillée tout en respectant la stabilité et autres contraintes physiques du processus d'un module de dessalement de type distillation membranaire à contact direct (DCMD). La technique de contrôle EMPC a besoin de connaître les états du système. Cependant, pour l'application

DCMD beaucoup d'états ne sont pas mesurables d'où la nécessité d'utiliser un observateur qui permet de les estimer pour pouvoir contrôler le système efficacement en boucle fermée. Motivés par ce qui précède, nous contrôlons un système DCMD couplé à un collecteur solaire par un EMPC basé sur un modèle aux équations différentielles algébriques. Pour cela, nous utilisons un modèle pour prédire l'intensité solaire pour le fonctionnement de l'EMPC.

Mots-clés : Distillation par membrane à contact direct, Contrôle prédictif par modèle économique, Systèmes non linéaires, Contrôle des procédés, Optimisation des procédés, Observateur non linéaire, Réseau neuronal à mémoire à long terme.

Remerciements

Ce travail a été réalisé en collaboration entre le Laboratoire de Commande des Processus, Ecole Nationale Polytechnique, et le département CEMSE de King Abdullah University Of Science And Technology.

Nos remerciements particuliers et notre gratitude à nos encadrants **Mr Messaoud CHAKIR** et **Mme Toues-Meriem LALEG**, pour leurs confiances, leurs temps et leurs encouragements pour réaliser ce travail.

Nous tenons à remercier également l'ensemble de nos enseignants du département d'Automatique, et des classes préparatoires de l'Ecole Nationale Polytechnique, sans qui, le chemin jusqu'ici ne serait possible.

Nous remercions également toute l'équipe EMANG de KAUST, à l'accueil convenable qui nous a été réservé dans les meetings, à leurs remarques précieuses et leurs présentations très enrichissantes.

Notre reconnaissance particulière à **Ibrahima Ndoye**, **Mohammed GHETTASSI**, **Xingang GUO** et **Abderrazak CHAHID** pour leurs conseils, orientations et aides depuis le début de notre projet.

Table des matières

Table des figures

Liste des tableaux

Liste d'abréviations

Liste des symboles

1	Introduction	16
2	DCMD : Modélisation et Étude	20
2.1	Introduction	21
2.2	Principe de fonctionnement	21
2.2.1	Types de distillation membranaire	21
2.3	Modèle aux équations aux dérivées partielles	24
2.3.1	Discrétisation	25
2.4	Modèle aux équations différentielles algébriques	26
2.4.1	Transferts de chaleur et de matière	26
2.4.2	Analogie thermique-électrique	29
2.5	Simulation	35

2.5.1	Modèle PDE	35
2.5.2	Modèle DAE	35
2.5.3	Comparaison entre PDE et DAE :	36
2.5.4	Validation des modèles PDE et DAE par l'expérimentation	38
2.6	Étude du DCMD :	39
2.6.1	Effet de la vitesse linéaire d'entrée	39
2.7	Conclusion	41
3	Commande EMPC du système DCMD	42
3.1	Introduction	43
3.2	Contrôle prédictif à base de modèle	43
3.3	Economic model predictive controller (EMPC)	44
3.4	Application du EMPC pour un système DCMD	45
3.4.1	Commande par la température de l'alimentation	45
3.4.2	Commande par le débit d'alimentation	48
3.5	Conclusion	54
4	Validation de la commande EMPC couplé à un observateur	55
4.1	Introduction	56
4.2	Observateur	56
4.2.1	Implémentation de l'observateur	57
4.2.2	Simulation de l'observateur	58
4.3	Commande EMPC avec observateur	60
4.3.1	Simulation et Résultats	61
4.4	Conclusion	63
5	Couplage : collecteur solaire - module DCMD	65
5.1	Introduction	66
5.2	Modèle du réservoir	66
5.3	Modèle du collecteur solaire	67
5.3.1	Long short-term memory (LSTM)	67
5.3.2	Architecture du réseau	69

5.3.3	Résultats	71
5.4	Simulation de DCMD avec collecteur solaire	74
5.4.1	Résultat de simulation	75
5.5	Analyse des résultats	77
5.5.1	Contrôleur bang-bang	78
5.6	Conclusion	79
6	Conclusion générale	81
	Bibliographie	83

Table des figures

2.1	Schéma du DCMD [20]	22
2.2	Schéma du AGMD [20]	22
2.3	Schéma du SGMD [20]	23
2.4	Schéma du VMD [20]	23
2.5	Variations de température dans le module DCMD [7]	24
2.6	Grille de discrétisation de la méthode ADI, avec a) l'étape 1 qui résout le système pour le temps intermédiaire et b) l'étape 2 qui résout le système pour le temps d'approche [7]	26
2.7	n ^{ième} Cellule à volume de contrôle [22]	28
2.8	Analogie électrique de la n ^{ème} cellule [22]	30
2.9	Couplage des cellules n et n+1 en électrique [22]	32
2.10	Température de sortie d'alimentation	37
2.11	Température de sortie du perméat	37
2.12	Flux d'eau distillée :par simulation et résultat expérimental	38
2.13	Température de sortie d'alimentation : par simulation et résultat expérimental	39
2.14	Flux de vapeur produite pour des vitesses d'écoulement variables	40
2.15	Les températures de sortie d'alimentation et du peméat pour différentes vitesses	41
3.1	La production d'eau	46

3.2	L'entrée $U(t)$: Température d'alimentation	47
3.3	La différence de température dans chaque cellule	47
3.4	Flux d'eau distillée en fonction de la vitesse d'alimentation du canal chaud pour différentes températures	49
3.5	Fonction objectif en fonction de la vitesse d'alimentation pour différentes températures	50
3.6	Profil de température	51
3.7	Production d'eau	52
3.8	Entrée $u(t)$: Vitesse d'alimentation du canal chaud	52
3.9	Valeur de la fonction coût	53
3.10	Production d'eau en boucle ouverte	54
4.1	Température des canaux pour le modèle DAE et les valeur estimé avec l'observateur couplé au modèle PDE	58
4.2	Température des canaux pour le modèle DAE et les valeur estimé avec l'observateur couplé au modèle PDE	59
4.3	Flux produit par : DAE et PDE	60
4.4	Schéma bloc du dcmd couplé avec l'observateur	60
4.5	Flux produit par le DCMD contrôlé par EMPC utilisant les états estimés	62
4.6	Vitesse d'alimentation calculée par EMPC utilisant les états estimés	63
4.7	Températures dans les deux canaux : DCMD contrôlé par EMPC	64
4.8	Températures aux interfaces de la membrane : DCMD contrôlé par EMPC	64
5.1	Schéma pour le couplage entre le collecteur solaire et le module DCMD [4]	66
5.2	Cellule LSTM [19]	69
5.3	Architecture de prédiction pour le fonctionnement normal du EMPC	70
5.4	Architecture de prédiction pour démarrer l'EMPC	71
5.5	Modèle solaire (structure 1) en entraînement	72
5.6	Modèle solaire (structure 1) : Prévission de 3 jours	72
5.7	Modèle solaire (structure 2) en entraînement	73
5.8	Modèle solaire (structure 2) : Prévission de 3 jours	73
5.9	Modèle solaire (structure 2) : Prévission de 3 jours - problème	74
5.10	Schéma de bloc du dcmd avec collecteur solaire	75

5.11 Prévisions solaires	76
5.12 Température d'entrée de l'alimentation (Température du réservoir)	76
5.13 Vitesse d'alimentation (commande)	77
5.14 Production de l'eau	77
5.15 Comparaison : EMPC, boucle ouverte, bang-bang	78
5.16 Température d'entrée d'alimentation des deux commande	79

Liste des tableaux

2.1	Paramètres du système électrique	30
2.2	Caractéristiques de la membrane utilisée pour la simulation	36

Liste d'abréviations

ADI	Alternating Direction Implicit method
AGMD	Air gap membrane distillation
ANN	Artificial neural networks
DAE	Differential algebraic equations
DCMD	Direct contact membrane distillation
EMPC	Economic Model Predictive Control
LMI	Linear matrix inequalities
LSTM	Long short-term memory
MAE	Mean absolute error
MPC	Model Predictive Control
ODE	Ordinary differential equations
PDE	Partial differential equations
RNN	Recurrent neural networks
RO	Reverse osmosis
SGMD	Sweeping gas membrane distillation
VMD	Vacuum membrane distillation

Liste des symboles

Paramètre	Définition	Unité
B_m	Coefficient de transmission de la membrane	$kg/m^2 s P_a$
J	Flux d'eau produite	$kg/m^2 s$
P_{mf}	Pression à l'interface de la membrane du coté de l'alimentation	P_a
P_{mp}	Pression à l'interface de la membrane du coté du perméat	P_a
B_{Kn}	Coefficient de Knudsen	$kg/m^2 s P_a$
B_D	Coefficient de diffusion	$kg/m^2 s P_a$
r	Diamètre des pores	m
ϵ	Porosité	
δ	Épaisseur de la membrane	m
χ	Tortuosité	
M_w	Masse molaire de l'eau	kg/mol
R	constante des gaz universelle	J/mol K
P_a	la pression atmosphérique	P_a
P_D	$P_D = 1.895e - 5 * T^{(2.072)}$	
P_{sat}^w	Pression de vapeur saturée de l'eau pure	P_a
x_{NaCl}	Fraction molaire du sel dans l'eau	g/mol
T_{mf}	Température à l'interface de la membrane du coté de l'alimentation	$^{\circ}C$
T_{mp}	Température à l'interface de la membrane du coté du perméat	$^{\circ}C$
Q_f/Q_p	Transfert de chaleur entre les cellules	W
Q_m	Transfert de chaleur à travers la membrane	W
M_f/M_p	Débits d'eau entre les cellules	kg/ s
A_m	Surface membranaire d'une cellule	m^2

Paramètre	Définition	Unité
H_v	La chaleur latente de vaporisation	J/K
h	Coefficient de transfert de chaleur de la membrane	$W/m^2\text{°C}$
k_g	Conductivité thermique du gaz contenu dans les pores de la membrane	$W/m^2\text{°C}$
k_m	Conductivité thermique de la membrane	$W/m^2\text{°C}$
c_p	Chaleur spécifique de l'eau	J/Kg K
$R_f/R_p/R_m$	Résistances thermiques	$\text{°}/W$
C_{bf}/C_{bp}	Capacités thermiques	$J/\text{°C}$
N_c	Nombres de cellules	
A_{sc}	Surfaces des canaux	
$\Delta(T)$	Différence de température entre les deux interfaces de la membrane	°C
α	diffusivité thermique de l'eau	m^2/s

CHAPITRE 1

Introduction

L'eau est essentielle pour le bien-être, le développement et la vie de l'humanité. On estime qu'une personne moyenne a besoin d'un minimum de 50 litres d'eau douce par jour pour ses besoins essentiels. L'eau douce est également nécessaire pour le bétail, l'agriculture et l'industrie [6].

Cependant, l'eau douce ne représente que 2,5 % des eaux de la Terre, la plupart d'entre elles étant inaccessibles sous forme de neige et de glace. La croissance rapide de la population mondiale a augmenté la demande en eau douce, mettant ainsi sous forte pression les ressources naturelles en eau douce déjà limitées. De nombreux pays en situation de stress hydrique dépendent fortement des stations de dessalement pour répondre à la demande toujours croissante d'eau douce.

Au cours des deux dernières décennies, les stations de dessalement ont évolué rapidement pour atteindre plus de 150 pays. Au niveau mondial, 80 millions de mètres cubes d'eau dessalée sont produits quotidiennement par plus de 17,000 stations de dessalement, 50% utilisent l'eau de mer comme source [7].

Le dessalement est le processus qui consiste à éliminer les sels et les minéraux de l'eau salée pour produire de l'eau potable ou de l'eau d'irrigation. L'objectif est toujours de produire de l'eau pure de manière rentable. Les techniques de dessalement peuvent être classées en deux catégories, selon que l'eau d'alimentation passe ou non par un changement de phase. Le procédé d'électrodialyse, la microfiltration, l'osmose inverse et l'ultrafiltration sont des méthodes de dessalement par pression "à base de membranes". D'autre part, la distillation à effets multiples, le dessalement par flash multi-étapes, la compression thermique de la vapeur et la compression mécanique de la vapeur sont des exemples de techniques « à base thermique » [5].

La distillation membranaire (MD) est une méthode de dessalement de l'eau durable qui combine des techniques thermiques et membranaires. Dans ce processus, l'énergie thermique est utilisée pour le changement de phase de l'eau d'alimentation salée tandis qu'une membrane hydrophobe est utilisée pour séparer la vapeur d'eau de la solution d'alimentation chaude. La vapeur passe à travers la membrane de l'autre côté où elle se condense et est recueillie. La force de transfert de masse est la différence de pression partielle de vapeur à travers la membrane, qui est induite par le gradient de température transmembranaire.

La technologie des MD a connu des progrès importants au cours des 50 dernières années, en grande partie grâce au développement de nouvelles membranes plus efficaces et de configurations performantes. Au cours de la dernière décennie, l'attention portée à la modélisation mathématique et à l'intégration durable de la thermodynamique aux sources

de chaleur renouvelables et résiduelles, ainsi qu'à l'optimisation globale du système, s'est considérablement accrue. Tous ces efforts capitalisent sur les avantages de la thermodynamique par rapport aux autres méthodes de dessalement qui utilise généralement les énergies fossiles [20].

Contrairement au procédé bien connu RO, MD fonctionne à une pression hydrostatique plus faible et la température de l'eau est généralement comprise entre (40-80 °C). Par conséquent, le MD nécessite moins d'énergie et peut fonctionner avec de la chaleur résiduelle, de l'énergie solaire ou une autre forme d'énergie renouvelable. Par conséquent, le MD est une solution autonome prometteuse qui ne nécessite qu'une infrastructure minimale pour le dessalement de l'eau [2].

Cependant, la MD présente encore plusieurs inconvénients limitatifs, notamment les faibles taux de production par rapport aux techniques de dessalement conventionnelles. En outre, comme beaucoup d'autres procédés à base de membranes, la distillation membranaire est sujette au fouling, qui est le résultat d'une accumulation progressive de particules déposées à la surface de la membrane. Le fouling de la membrane réduit considérablement la pression de transfert de masse et dégrade les performances du procédé de dessalement et, s'il n'est pas détecté, peut entraîner l'arrêt du système pour le nettoyage.

Pour surmonter ces limites, l'étude du comportement dynamique du processus de MD est essentielle, notamment en termes de stabilité et d'amélioration de la production. Par conséquent, l'intégration d'applications de contrôle ainsi que de techniques de suivi et de supervision contribue de manière significative aux progrès du processus de MD. Le contrôle des mécanismes de transfert de chaleur distribués dans le procédé de MD permettrait de gérer et de suivre un niveau souhaité de production de flux de perméat, et d'optimiser le compromis entre la production maximale de flux de perméat et la consommation minimale d'énergie. Une combinaison entre le suivi d'un niveau de production souhaité et la réduction de la consommation d'énergie augmenterait sensiblement l'efficacité du processus.

Dans ce travail, on va étudier une configuration du MD appelé distillation membranaire à contact direct. Le choix est porté sur cette configuration pour sa simplicité et sa disponibilité. Le but est de concevoir un contrôleur qui permet de maximiser la production de l'eau douce en minimisant l'utilisation de l'énergie. Cette commande doit faire face à différents problèmes liés à la nature de l'alimentation. Lors de l'utilisation du DCMD par l'énergie solaire, il est nécessaire de l'alimenter d'une manière efficace pour faire face à l'instabilité la caractérisant.

Pour réaliser cette commande, nous avons besoin d'un modèle mathématique dyna-

mique qui permet de simuler le système et de calculer la loi de commande. Différentes études ont été faites précédemment pour modéliser le système DCMD. Ces études, se sont basées sur différentes approches, une approche basée sur un modèle empirique adimensionnelle dans l'espace et constant dans le temps [36], une autre approche de modélisation, qui prend en considération les variations dans l'espace mais constante dans le temps [13], en utilisant les différentes lois de conservation d'énergie ou les équations de Navier-Stokes dans un régime statique et laminaire. Une troisième approche qui étudie les variations du DCMD dans le temps en utilisant un modèle en boîte noire [23].

Le problème des modèles cités précédemment est qu'ils ne sont pas des modèles dynamiques. Ce sont des modèles conçus pour le régime statique, sont bons pour des prévisions et des analyses simples et ne sont pas convenables pour la commande et l'optimisation en temps réel (une très grande puissance de calcul).

Le fonctionnement d'un module DCMD fait intervenir des transferts de chaleur et de matière. On va présenter dans ce travail deux modèles dynamiques. Un modèle aux équations aux dérivées partielles (PDE), qui reflète la physique du processus (il utilise l'équation d'advection-diffusion), cependant, il est très coûteux et ne convient pas à la commande en temps réel du système DCMD. En outre, le deuxième modèle utilise l'analogie thermique-électrique pour écrire, à partir des équations de transferts de chaleur et de matière, un système d'équations différentielles algébriques (DAE). Ce dernier est très intéressant pour le contrôle pour sa simplicité.

Ce travail s'organise sur plusieurs chapitres abordant différents points pour arriver aux objectifs cités. D'abord, dans le chapitre 1, on va aborder le principe de fonctionnement de la distillation membranaire et ses différentes configurations. Par ailleurs, on écrit les modèles PDE et DAE du système. On commence par écrire les équations aux dérivées partielles décrivant le système à partir de l'équation d'advection-diffusion et des contraintes aux limites liées au processus. Ensuite, on va présenter les différents phénomènes physiques, à savoir, les transferts de chaleur et de matière ayant lieu dans le module DCMD. L'écriture mathématique de ces transferts et l'utilisation de l'analogie thermique-électrique, permettent d'avoir un modèle (aux équations différentielles algébriques) dynamique du système. Ce modèle est testé et ses résultats sont comparés à ceux donnés par le modèle PDE. Les résultats des deux modèles sont ensuite validés par les résultats expérimentaux.

Dans le chapitre 2, on utilise le modèle DAE pour calculer une commande EMPC pour commander le système. On présente dans ce même chapitre les caractéristiques de cette méthode de contrôle qui permet de réaliser des performances assez bonnes même en ayant une alimentation en énergie variable et instable (elle a l'avantage de ne pas suivre un point de fonctionnement). Le chapitre suivant vient ensuite valider cette commande

en combinant à la fois l'EMPC et un observateur non linéaire. L'observateur non linéaire estime les états du système DAE sur la base des mesures du modèle PDE qui est plus représentatif de la physique du processus, et l'EMPC obtient les estimations de l'observateur pour prédire l'évolution future du processus afin que les actions de contrôle optimales puissent être calculées.

Par ailleurs, le chapitre 4 s'intéresse au couplage entre le module DCMD et le collecteur solaire. Le contrôleur EMPC ayant besoin de connaître les prévisions de températures dans un horizon futur pour calculer la commande optimale, on aura besoin de prédire ces températures. Pour cela, on utilise un réseau de neurones récurrent pour la prédiction. On vient récapituler à la fin les résultats atteints par cette méthode de contrôle en la comparant avec une méthode sans modèle, où le module est opéré en alternant une alimentation en puissance maximale ou nulle selon une période ou des conditions choisies.

Le travail est fini par une conclusion, pour récapituler les différents résultats abordés dans les chapitres et présenter les perspectives de travail futur.

CHAPITRE 2

DCMD : Modélisation et Étude

2.1 Introduction

On va s'intéresser dans ce chapitre au fonctionnement de la MD en expliquant les différentes configurations utilisées. On entame ensuite l'étude du DCMD qui est la configuration la plus simple et qui est très présente dans la recherche. On va utiliser deux modèles dynamiques pour simuler son fonctionnement.

2.2 Principe de fonctionnement

C'est un processus de dessalement thermique accompagné d'une membrane hydrophobe. Ça consiste au passage exclusif de la vapeur d'eau à travers la membrane hydrophobe. D'un côté de la membrane, un canal de solution d'alimentation salée chaude (appelé feed), et de l'autre un perméat froid. La chaleur du côté d'alimentation entraîne l'évaporation des molécules d'eau et l'augmentation de sa pression de vapeur. Cette différence de température entre les deux canaux est à l'origine d'un gradient de pression à travers la membrane qui provoque le passage de la vapeur, à travers les pores de la membrane au côté du perméat où elle se condense.

2.2.1 Types de distillation membranaire

Différentes configurations ont été utilisées pour la membrane distillation :

Distillation membranaire à contact direct

Direct contact membrane distillation (DCMD) : Dans cette configuration, les deux surfaces de la membrane sont en contact direct avec le canal d'alimentation en eau salée et le perméat. C'est la configuration la plus simple. La vapeur d'eau passe à travers les pores de la membrane du côté d'alimentation au côté perméat où elle se condense. Dans la figure (2.1), le schéma du DCMD.

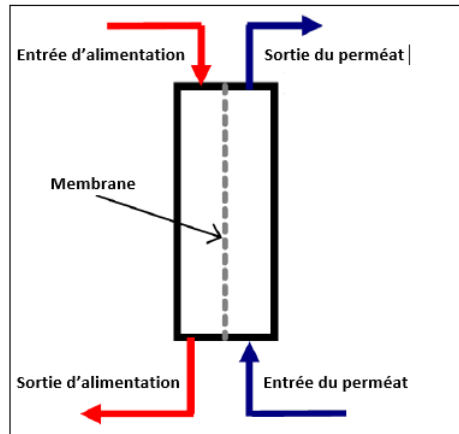


FIGURE 2.1 – Schéma du DCMD [20]

Distillation membranaire avec entrefer

Dans cette configuration, figure (2.2), appelée Air Gap Membrane Distillation (AGMD), une lame d'air est mise entre la membrane et la surface de condensation. La vapeur d'eau passe à travers les pores de la membrane dans un intervalle d'air puis heurte la surface de condensation. Cela permet de réduire les pertes de chaleur à travers la membrane, cependant le transfert de vapeur en est influencé.

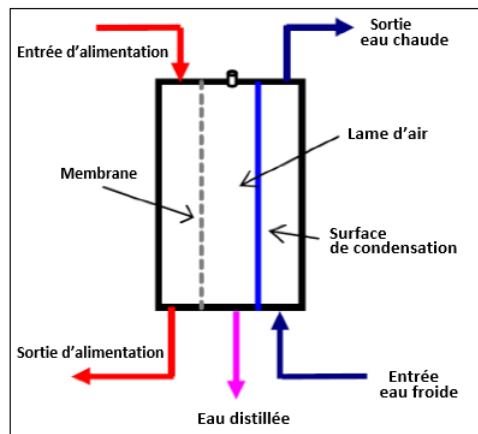


FIGURE 2.2 – Schéma du AGMD [20]

Distillation membranaire à balayage de gaz

Dans ce type de configuration, Sweeping Gas Membrane Distillation (SGMD), un gaz est introduit pour transporter la vapeur qui traverse la membrane comme présenté sur la figure (2.3).

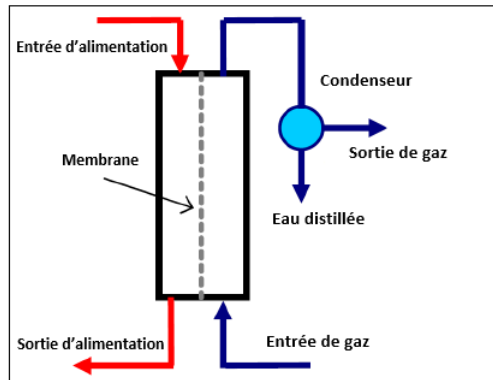


FIGURE 2.3 – Schéma du SGMD [20]

Distillation membranaire à vide

Dans cette configuration, figure (2.4), appelée Vacuum Membrane Distillation (VMD), un vide est créé du côté du perméat de la membrane pour augmenter la différence de pression.

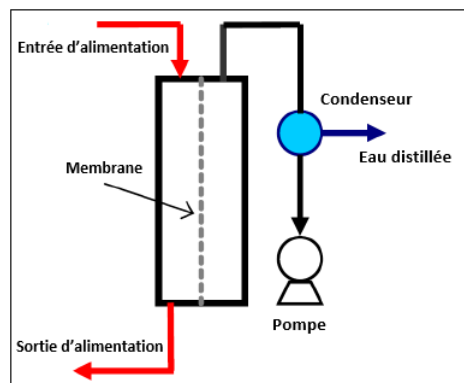


FIGURE 2.4 – Schéma du VMD [20]

2.3 Modèle aux équations aux dérivées partielles

Dans cette partie, on va utiliser un modèle avec des équations aux dérivées partielles pour simuler le système DCMD (figure (2.5)). Ce modèle (présenté dans [7]) a pour avantage d'être un modèle dynamique qui est très représentatif du système physique.

La dynamique des températures dans le module DCMD est modélisée par l'équation (2.1), où z est la coordonnée suivant la longueur de la membrane, et x selon la largeur du canal, comme montré dans la figure (2.5). On en déduit les bornes de x et de z comme suit : $x \in [0, x_{mf}] \cup [x_{mp}, X]$, avec $x_{mp} = x_{mf} + \delta_m$, et $z \in [0, Z]$.

$$\frac{\partial T(x, z, t)}{\partial t} + v_k \frac{\partial T(x, z, t)}{\partial z} = \alpha_k \frac{\partial^2 T(x, z, t)}{\partial x^2} \quad (2.1)$$

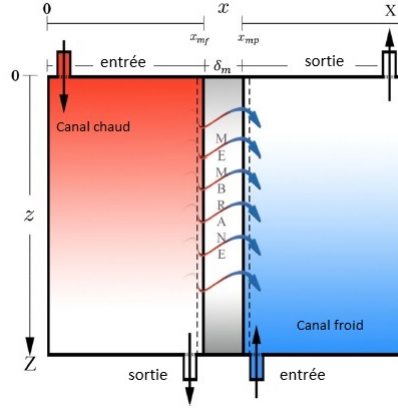


FIGURE 2.5 – Variations de température dans le module DCMD [7]

Avec :

- $k = f$ pour le canal d'alimentation, $k = p$ pour le perméat
- v_f, v_p les vitesses d'entrée de l'eau dans le canal d'alimentation et dans le perméat
- α_k la diffusivité thermique de l'eau

Les conditions initiales du système :

$$T_f(x, z, 0) = T_{fin} \text{ et } T_p(x, z, 0) = T_{pin}.$$

Les différentes conditions aux limites :

$$\left\{ \begin{array}{l} T(x, 0, t) = T_{0f}, x \in [0, x_{mf}] \\ T_p(x, Z, t) = T_{0p}, x \in [x_{mp}, X] \\ \left. \frac{\partial T(x, z, t)}{\partial x} \right|_{x=0} = 0, \left. \frac{\partial T(x, z, t)}{\partial x} \right|_{x=X} = 0 \\ \left. \frac{\partial T(x, z, t)}{\partial x} \right|_{x=x_{mf}} = \left(J(T)H(T) + \frac{k_m}{\delta_m} (T(x_{mf}, z, t) - T(x_{mp}, z, t)) \right) \frac{1}{k_f} \\ \left. \frac{\partial T(x, z, t)}{\partial x} \right|_{x=x_{mp}} = \left(J(T)H(T) + \frac{k_m}{\delta_m} (T(x_{mf}, z, t) - T(x_{mp}, z, t)) \right) \frac{1}{k_p} \\ \left. \frac{\partial T(x, z, t)}{\partial z} \right|_{z=Z} = 0, \left. \frac{\partial T(x, z, t)}{\partial z} \right|_{z=0} = 0 \end{array} \right. \quad (2.2)$$

Sachant que $H(T)$ est la chaleur latente de vaporisation et $J(T)$ le flux massique transféré à travers la membrane entre l'alimentation et le perméat calculé par le modèle de Knudsen, avec un coefficient de transfert $B(T)$.

2.3.1 Discrétisation

La solution analytique pour le modèle est difficile à obtenir en raison des conditions aux limites associées, donc nous utilisons la méthode des différences finies pour semi-discrétiser le modèle.

La semi-discrétisation transforme le modèle PDE de dimension infinie en un groupe d'EDO de dimension finie. Il fournit également une bonne approximation du modèle en affinant la grille de maillage et en ajustant les tailles des pas de discrétisation spatiale. De plus, les stratégies de contrôle standard applicables aux représentations d'états sont facilement étendues à de tels systèmes.

La méthode ADI

ADI propose un opérateur de fractionnement intelligent pour discrétiser le modèle avec un coût de calcul inférieur, dans lequel il est possible d'utiliser un algorithme à matrice tridiagonale. L'idée derrière l'ADI est de diviser les équations aux différences finies de la PDE en deux ODE simples. Chaque équation est prise implicitement le long d'une dérivée. Ceci peut être réalisé en introduisant un temps supplémentaire n^* au milieu entre le temps n et $n + 1$ [32].

Les équations (2.3), (2.4) montrent l'implémentation en utilisant l'approche ADI, où la variable $T_{i,j}^n$ représente la distribution de température au point de grille (i, j) , comme montré dans la figure (2.6), à l'instant n à l'intérieur du canal d'alimentation et du perméat.

$$\frac{T_{i,j}^* - T_{i,j}^n}{dt/2} = \alpha_x^k \frac{T_{i+1,j}^* - 2T_{i,j}^* - T_{i-1,j}^*}{\Delta x^2} - v_z^k \frac{T_{i,j+1}^n - T_{i,j-1}^n}{2\Delta z} \quad (2.3)$$

$$\frac{T_{i,j}^{n+1} - T_{i,j}^*}{dt/2} = \alpha_x^k \frac{T_{i+1,j}^* - 2T_{i,j}^* - T_{i-1,j}^*}{\Delta x^2} - v_z^k \frac{T_{i,j+1}^{n+1} - T_{i,j-1}^{n+1}}{2\Delta z} \quad (2.4)$$

La méthode ADI a réussi à donner une distribution complète de la température entre l'alimentation et le perméat, et a également montré les réponses transitoires et statiques [7].

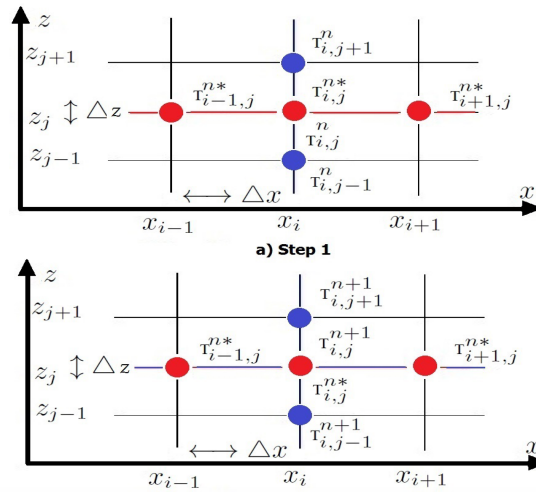


FIGURE 2.6 – Grille de discrétisation de la méthode ADI, avec a) l'étape 1 qui résout le système pour le temps intermédiaire et b) l'étape 2 qui résout le système pour le temps d'approche [7]

2.4 Modèle aux équations différentielles algébriques

Le fonctionnement d'un module DCMD fait intervenir des transferts de chaleur et de matière, afin de simuler le flux d'eau distillée on va utiliser un modèle dynamique faisant intervenir les équations de ces transferts le long de l'écoulement dans les deux canaux d'alimentation et du perméat. Ce modèle utilise l'analogie entre les systèmes thermiques et les systèmes électriques pour donner un système d'équations différentielles ordinaires (ODE) avec des contraintes algébriques.

2.4.1 Transferts de chaleur et de matière

Des transferts de chaleur et de matière apparaissent avec l'évaporation des molécules d'eau dans le canal chaud, son passage à travers la membrane et sa condensation dans le perméat. Des couches limites de températures sont créées aux deux interfaces de la membrane (températures aux deux interfaces de la membrane différentes de celles à l'intérieur des canaux, ce phénomène est connu par polarisation de température).

Transfert de matière

Le transfert de matière à travers la membrane est mesurée par le flux transmis, il est fonction du coefficient de transmission de la membrane, et de la différence de pression saturée entre les deux interfaces de la membrane. Le flux de vapeur transmise est donné par l'équation (2.5).

$$J = B_m(P_{mf} - P_{mp}) \quad (2.5)$$

Avec :

$$B_m = \frac{1}{\frac{1}{B_{Kn}} + \frac{1}{B_D}}$$

B_{Kn} et B_D , les coefficients de Knudsen et de diffusion sont données en fonction des différents paramètres de la membrane (équations (2.6) , (2.7)) :

$$B_{kn} = \frac{4}{3} \frac{r\epsilon}{\delta\chi} \sqrt{\frac{M_w}{2\pi RT}} \quad (2.6)$$

$$B_D = \frac{\epsilon}{\chi\delta} \frac{P_D}{P_a} \frac{M_w}{RT} \quad (2.7)$$

La pression de la vapeur saturée du coté du perméat (c'est la pression de vapeur saturée de l'eau pure) est donnée par l'équation (2.8) :

$$P_{mp} = P_{sat}^w[T_{mp}] = \exp\left(23.1964 - \frac{3816.44}{227.02 + T_{mp}}\right) \quad (2.8)$$

La pression saturée du coté chaud de la membrane est inférieure à celle de l'eau pure en raison de la présence du sel. Sa valeur est donnée par l'équation (2.9) avec x_{NaCl} est la fraction molaire du sel dissout dans l'eau :

$$P_{mf} = (1 - x_{NaCl})(1 - 0.5x_{NaCl} - 10x_{NaCl}^2)P_{sat}^w(T_{mf}) \quad (2.9)$$

Transfert de chaleur

L'évaporation de l'eau à l'interface de la membrane avec le coté chaud fait chuter sa température comparant avec celle du canal (bulk stream temperature) en créant une couche limite de température. De la même manière, l'eau qui se condense à l'interface avec le perméat, fait augmenter la température à l'interface par rapport à celle du canal froid, créant ainsi une autre couche limite de température. Il y a aussi une conduction qui apparaît dans la membrane, c'est l'effet de la différence de température entre les deux interfaces. Les températures du coté chaud et froid varient le long de l'écoulement sous

l'effet des différents transferts de chaleur.

Le module est divisé en plusieurs cellules pour prendre en considération le changement de température le long de l'écoulement dans les canaux d'alimentation et du perméat.

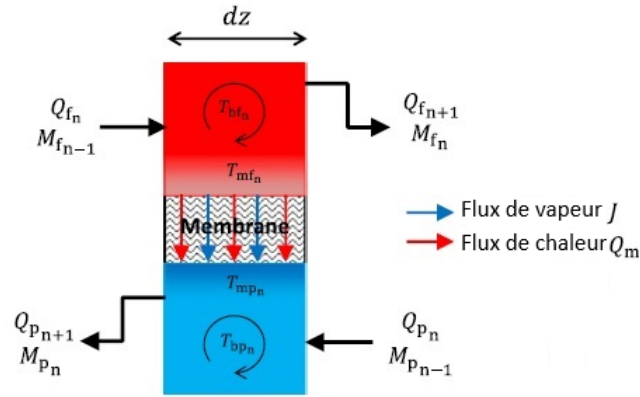


FIGURE 2.7 – $n^{\text{ième}}$ Cellule à volume de contrôle [22]

La figure (2.7) représente la $n^{\text{ième}}$ cellule avec T_{bf_n} , T_{bp_n} , les températures des canaux d'alimentation et du perméat (bulk feed tempertaure, bulk permeate temperature), sont uniformes dans la cellule sauf aux interfaces de la membrane, où les températures sont T_{mf_n} et T_{mp_n} .

Q_{f_n} , $Q_{f_{n+1}}$ sont les flux de chaleur entrant et sortant de la $n^{\text{ième}}$ cellule respectivement.

M_{n-1} , M_n les débits de matière entrant et sortant de la $n^{\text{ième}}$ cellule ($M_{f_{n-1}}$, M_{f_n} dans le feed et $M_{p_{n-1}}$, M_{p_n} dans le perméat).

Le transfert de chaleur passe du coté d'alimentation au coté perméat et se manifeste par le transfert de matière et la conduction.

Les différents stades de transfert sont présentés comme suit :

- Transfert de chaleur du canal chaud à la couche limite de température à l'interface de la solution chaude avec la membrane (2.10) :

$$Q_{mf_n} = A_m(h_f(T_{f_n} - T_{mf_n}) + J_n C_p T_{f_n}) \quad (2.10)$$

- Dans un second degré, la chaleur est transporté à travers la membrane par trois mécanismes : La chaleur de vaporisation (équation 2.11), la conduction avec le matériau de la membrane et la convection avec l'air se trouvant dans les pores de la membrane (équation 2.12).

$$Q_{m1n} = A_m J_n H_v \quad (2.11)$$

$$Q_{m2n} = A_m(h_m(T_{mf_n} - T_{mp_n})) \quad (2.12)$$

Avec : H_v chaleur latente de vaporisation $H_v(T_{mfn}) = -2.426T_{mfn} + 2503$, h_m coefficient de transfert de chaleur de la membrane , $h_m = \frac{k_g \epsilon + k_m(1-\epsilon)}{\delta}$.

- De la même manière les transferts de chaleur mis en jeu du coté du perméat sont donnés. Le transfert de chaleur dû à la condensation de la vapeur d'eau sur l'interface de la membrane avec le perméat et le transfert au canal (équation 2.13).

$$Q_{mpn} = A_m(h_p(T_{mpn} - T_{pn}) + J_n c_p T_{mpn}) \quad (2.13)$$

A partir des équations de transfert de chaleur donnés précédemment, on peut déduire l'équation d'équilibre d'énergie :

$$Q_{mfn} = Q_{mpn} \quad (2.14)$$

$$Q_{mfn} = Q_{m1n} + Q_{m2n} \quad (2.15)$$

On écrit également les variations d'énergie dans le canal d'alimentation (équation 2.16) et dans le perméat (équation 2.17).

$$C_f \frac{dT_{fn}}{dt} = Q_{fn} - Q_{n+1} - Q_{mfn}$$

$$C_f \frac{dT_{fn}}{dt} = Q_{fn} - Q_{n+1} - A_m(h_f(T_{fn} - T_{mfn}) + J_n C_p T_{fn}) \quad (2.16)$$

$$C_p \frac{dT_{pn}}{dt} = Q_{pn} - Q_{pn+1} + Q_{mpn}$$

$$C_p \frac{dT_{pn}}{dt} = Q_{pn} - Q_{pn+1} + A_m(h_p(T_{mpn} - T_{pn}) + J_n c_p T_{mpn}) \quad (2.17)$$

Les coefficients h_f , h_p sont calculés par des équations empiriques.

Les équations précédentes permettent de représenter les transferts de chaleur et de matière ayant lieu dans chaque cellule. Cependant, pour avoir la distribution de température le long du module, les cellules doivent être couplées. Cela est fait en utilisant les systèmes électriques.

2.4.2 Analogie thermique-électrique

Le principe de la méthode de l'analogie thermique-électrique est de prendre la température comme tension et le flux de chaleur comme courant . Pour représenter les transferts de chaleur dans une même cellule n, le transfert de chaleur par conduction est proportionnelle à la différence de température autour des résistances R_f , R_p et R_m et le transfert de chaleur dû au transfert de matière est exprimé Q_1 , Q_{n1} , et Q_2 .

Le couplage entre deux cellules voisines est exprimé par les impédances L_f et L_p . La figure (2.8) représente le schéma d'une cellule en électrique.

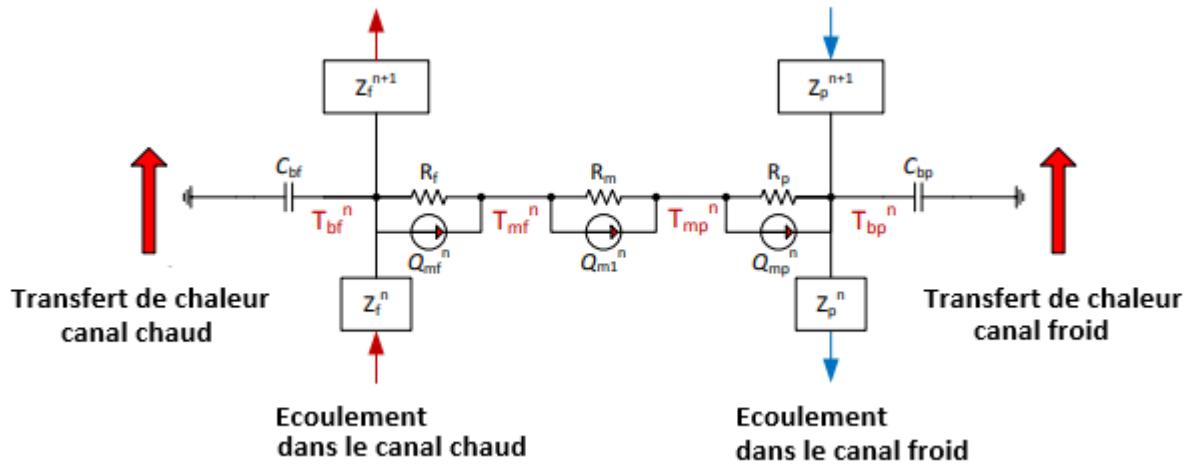


FIGURE 2.8 – Analogie électrique de la $n^{\text{ème}}$ cellule [22]

On donne dans le tableau 2.1 les expressions des différents paramètres mis en jeu dans le système électrique en fonction des variables du système thermique.

Paramètre	expression
R_f	$\frac{1}{A_m h_f}$
R_m	$\frac{1}{A_m h_m}$
R_p	$\frac{1}{A_m h_p}$
Q_{n1}	$A_m J_n C_p T_{bfn}$
Q_{nm1}	$A_m J_n H_v(T_{mfn})$
Q_{n2}	$A_m J_n C_p T_{mpn}$

TABLE 2.1 – Paramètres du système électrique

Ayant un débit d'entrée d'alimentation M_{fin} , la chaleur fournie serait

$$Q_{fin} = M_{fin} C_p T_{fin}$$

la chaleur à la sortie d'alimentation est

$$Q_{fout} = M_{fout} C_p T_{fout}$$

D'où les impédances d'entrée et de sortie de l'analogie électrique sont

$$\frac{1}{M_{fin}C_p} \text{ et } \frac{1}{M_{fout}C_p}$$

respectivement. De la même manière les impédances d'entrée et de sortie du côté du perméat sont $\frac{1}{M_{pin}C_p}$ et $\frac{1}{M_{pout}C_p}$ respectivement.

Les impédances séries : Afin de simuler le gradient de température le long de la membrane, tant du côté de l'alimentation que du côté du perméat, les cellules adjacentes sont couplées entre elles via les impédances en série (Z_p^n et Z_f^n). Cette impédance ne peut pas être déterminée par analogie directe. Toutefois, il est clair que la valeur de cette impédance doit être fonction des débits massiques du côté de l'alimentation et du côté du perméat et de l'énergie perdue/reçue vers/de l'autre côté du module DCMD. L'impédance série Z_f^n et la résistance shunt R_{feq} sont toutes deux inconnues et doivent être identifiées empiriquement. La résistance R_{fz}^n est inversement proportionnelle à R_{feq} et au carré du débit massique M_f^n [10], et prend la forme suivante :

$$R_{fz}^n = \frac{1}{M_{f_n}^2 c_p^2 R_{feq}} \quad (2.18)$$

Plusieurs valeurs de la résistance thermique équivalente du shunt R_{feq} ont été testées et vérifiées par rapport aux données expérimentales. Sur cette base, la paramétrisation suivante a été trouvée pour donner le meilleur résultat [20] :

$$Z_f^n = R_{fz}^n + j\omega L_f^n \text{ avec } R_{fz}^n = \frac{1}{M_{f_n}^2 c_p^2 (R_f + R_m + R_p)}, L_f^n = \frac{R_{fz}^n C_{bf}}{4} \quad (2.19)$$

La même procédure a été utilisée pour obtenir la paramétrisation de l'impédance série côté perméat (Z_p^n) :

$$Z_p^n = R_{pz}^n + j\omega L_p^n \text{ avec } R_{pz}^n = \frac{1}{M_{p_n}^2 c_p^2 (R_f + 0.5R_m + R_p)}, L_p^n = \frac{R_{pz}^n C_{bp}}{4} \quad (2.20)$$

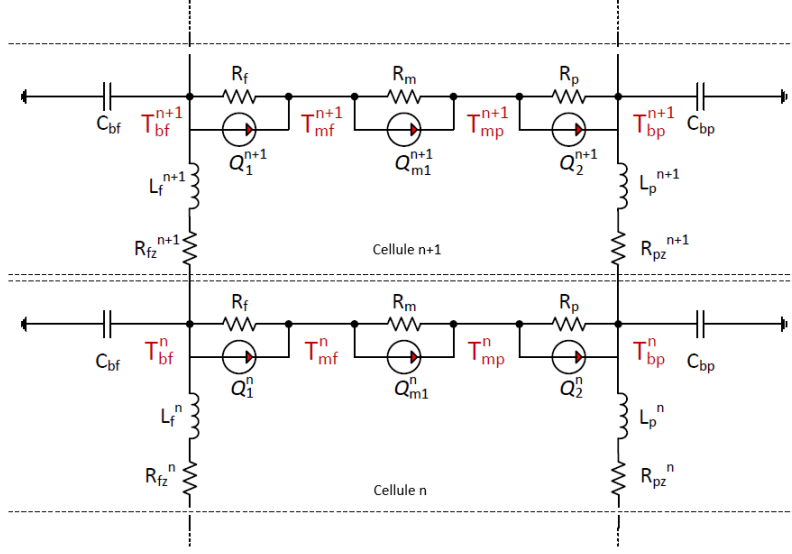


FIGURE 2.9 – Couplage des cellules n et n+1 en électrique [22]

Après construction du système électrique à partir des équations caractérisant le fonctionnement du système DCMD, l'application des lois électriques permet d'avoir le modèle du système.

On trouve les variations du transfert de chaleur du coté d'alimentation :

$$\frac{dQ_{fn}}{dt} = \frac{1}{L_f^n} T_{bf_{n-1}} - Q_{fn} \frac{R_{fz}^n}{L_f^n} - \frac{1}{L_f^n} T_{bf_n} \quad (2.21)$$

L'application de loi des noeuds dans la n^{ème} cellule donne les variations de la température dans le canal chaud :

$$\frac{dT_{bf_n}}{dt} = \frac{1}{C_{bf}} Q_{fn} - \frac{1}{C_{bf}} \left(\frac{1}{R_f} + J_n A_m c_p \right) T_{bf_n} - \frac{1}{C_{bf}} Q_{fn+1} + \frac{1}{C_{bf} R_f} T_{bf_n} \quad (2.22)$$

De la même façon, du coté du perméat on trouve :

$$\frac{dQ_{pn}}{dt} = \frac{1}{L_p^n} T_{bp_{n-1}} - \frac{R_{pz}^n}{L_p^n} - \frac{1}{L_p^n} T_{bp_n} \quad (2.23)$$

et :

$$\frac{dT_{bp_n}}{dt} = \frac{1}{C_{bp}} Q_{pn} + \frac{1}{C_{bp}} \left(\frac{1}{R_p} + J_n A_m c_p \right) T_{bp_n} - \frac{1}{C_{bp}} Q_{pn+1} - \frac{1}{C_{bp} R_p} T_{bp_n} \quad (2.24)$$

Le couplage entre l'alimentation et le perméat qui résulte de la conservation de l'énergie dans une même cellule (Equations (2.14), (2.15)), l'application dans la n^{ème} cellule donne les équations algébriques suivantes :

$$\left(\frac{1}{R_f} + J_n A_m c_p \right) T_{bf_n} - \frac{1}{R_f} T_{mf_n} - \left(\frac{1}{R_p} + J_n A_m c_p \right) T_{mp_n} + \frac{1}{R_p} T_{bp_n} = 0 \quad (2.25)$$

$$\left(\frac{1}{R_m} + \frac{1}{R_p} + J_n A_m c_p\right) T_{mpn} - \frac{1}{R_p} T_{bpn} - J_n A_m H_v [T_{mfn}] - \frac{1}{R_m} T_{mfn} = 0 \quad (2.26)$$

Les équations précédentes constitue un système d'équations non linéaires algébriques et différentielles. Les équations de chaleur et de masse représentent des équations différentielles, et les contraintes de couplage, représentent des équations algébriques. Quand on considère un système de n cellules couplées, on trouve le système d'équations différentielles et algébriques suivant :

$$E\dot{x}(t) = F(x(t), u(t))x(t) + B(u(t))u(t) \quad (2.27)$$

$x(t) \in \mathbb{R}^{6N+4}$ vecteur d'état contient tous les états différentiels et algébriques :

$$x(t) = [Q_{f1}, T_{f1}, \dots, Q_{fN}, T_{fN}, Q_{fN+1}, Q_{p1}, T_{p1}, \dots, Q_N, T_{pN}, Q_{pN+1}, T_{fout}, T_{pout}, T_{mf1}, \dots, T_{mfN}, T_{mp1}, \dots, T_{mpN}]$$

La matrice F est la matrice de dynamique du système :

$$F(x(t)) = \begin{bmatrix} A_f & 0 & Z_{f1} & Z_{f2} & 0 \\ 0 & A_p & Z_{p1} & 0 & Z_{p2} \\ T_{f0} & T_{p0} & I & 0 & 0 \\ Z_1 & Z_2 & 0 & Z_3 & Z_4 \\ 0 & Z_5 & 0 & Z_6 & Z_7 \end{bmatrix}$$

où :

- $A_f \in \mathbb{R}^{(2N+1) \times (2N+1)}$: Matrice tri-diagonale qui représente les dynamiques du canal d'alimentation
- $Z_{f1} \in \mathbb{R}^{(2N+1) \times 2}$: la dernière cellule du coté d'alimentation
- $Z_{f2} \in \mathbb{R}^{(2N+1) \times N}$: couplage avec l'interface de la membrane du coté d'alimentation
- $A_p \in \mathbb{R}^{(2N+1) \times (2N+1)}$: matrice tri-diagonal représentant les dynamiques du perméat
- $Z_{p1} \in \mathbb{R}^{(2N+1) \times 2}$: première cellule du perméat
- $T_{f0} \in \mathbb{R}^{2 \times (2N+1)}$: température de sortie du coté d'alimentation
- $T_{p0} \in \mathbb{R}^{2 \times (2N+1)}$: température de sortie du coté perméat
- $I \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$: matrice identité
- $Z_{p2} \in \mathbb{R}^{(2N+1)}$: couplage avec l'interface de la membrane du coté du perméat
- $Z_1 \in \mathbb{R}^{N \times (2N+1)}$: matrice creuse
- $Z_2 \in \mathbb{R}^{N \times (2N+1)}$: matrice creuse
- $Z_3 \in \mathbb{R}^{N \times N}$: matrice diagonale
- $Z_4 \in \mathbb{R}^{N \times N}$: matrice diagonale
- $Z_5 \in \mathbb{R}^{N \times (2N+1)}$: matrice creuse
- $Z_6 \in \mathbb{R}^{N \times N}$: matrice diagonale
- $Z_7 \in \mathbb{R}^{N \times N}$: matrice diagonale

La matrice E, une matrice singulière :

$$E = \begin{bmatrix} I_{(4N+2) \times (4N+2)} & 0 \\ 0 & 0_{(2N+2) \times (2N+2)} \end{bmatrix}$$

La matrice B : $B \in \mathbb{R}^{6N+4 \times 2}$

$$B = \begin{bmatrix} 8a_2 M_{fin}^4 & 0 \\ 0 & 0 \\ \vdots & \vdots \\ 0 & 0 \\ 0 & -8 * a_{p11} * M_{pin}^4 \\ 0 & 0 \\ \vdots & \vdots \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, U = \begin{bmatrix} T_{fin} \\ T_{pin} \end{bmatrix}$$

M_{fin}, M_{pin} les flux d'entrée des canaux chaud et froid respectivement.
 T_{fin}, T_{pin} les flux d'entrée des canaux chaud et froid respectivement.

Équations différentielles algébriques

Les équations différentielles algébriques sont un type d'équations différentielles où une ou plusieurs dérivées de variables dépendantes ne sont pas présentes dans les équations. Les variables qui apparaissent dans les équations sans leur dérivées sont appelées algébriques. la forme générale du système est la suivante :

$$E\dot{x} = f(x, t)$$

Sous cette forme, la présence de variables algébriques conduit à une matrice de masse (E) singulière, car il y a un ou plusieurs zéros sur la diagonale principale.

Indice différentiel

Les DAE sont caractérisés par leur indice différentiel, qui est une mesure de leur singularité. En dérivant les équations, on peut éliminer les variables algébriques, et si on le fait suffisamment de fois, les équations prennent la forme d'un système d'ODE explicites. L'indice différentiel d'un système de DAE est le nombre de dérivés qu'on doit prendre pour exprimer le système comme un système équivalent d'ODE explicites. Ainsi, les ODE ont un indice différentiel de 0. Le modèle (DCMD) est d'indice 1.

Résolution de DAE

Si la matrice n'est pas singulière, elle peut être inversée et le système peut être résolu comme une ODE. Cependant, en présence d'une matrice singulière, le système peut être résolu comme un DAE (en utilisant les formules backward differentiation (BDF)). Dans les deux cas, il peut être avantageux de profiter de la forme spéciale.

2.5 Simulation

2.5.1 Modèle PDE

Dans l'implémentation, nous supposons que le module MD est complètement isolé pour le transfert de chaleur dans ou hors du domaine désigné par le module, sauf aux entrées et sorties, donc le flux libéré à l'extérieur du module DCMD est supposé nul. Les procédures numériques commencent par diviser le domaine du processus en une grille de discrétisation qui comporte i colonnes et des j lignes. Ensuite, l'algorithme commence à résoudre la distribution de la température dans la solution d'alimentation par ligne, et de la même manière, il résout la distribution de la température dans la solution de perméat en utilisant une routine de boucle. Ensuite, la distribution de la température le long des limites de la membrane est résolu en utilisant les températures d'itération précédentes.

2.5.2 Modèle DAE

Le modèle est simulé avec l'environnement MATLAB. Un script peut être facilement ajusté pour simuler divers montages et modules expérimentaux du DCMD, c'est-à-dire les caractéristiques de la membrane et les dimensions du module. Cela est très important pour les études de mise à l'échelle des processus et l'évaluation des performances dans diverses conditions d'exploitation. De plus, les débits massiques d'alimentation et de perméat et les températures d'entrée peuvent suivre des profils variables dans le temps. Le niveau de précision souhaité peut être atteint en faisant varier le nombre total de cellules (N). Un nombre total de cellules compris entre 3 et 10, selon la taille du module, donne des résultats précis.

Le modèle est simulé à l'aide du solveur MATLAB ode15s, qui utilise une taille de pas d'intégration adaptative basée sur la tolérance définie par l'utilisateur. Ce solveur accepte une matrice de masse, qui dans ce cas est une matrice carrée singulière pour identifier les équations différentielles et les contraintes algébriques. Au début de chaque simulation, les dimensions et les propriétés de la membrane du module ainsi que d'autres paramètres expérimentaux ont été définis en fonction des besoins. Ensuite, le solveur ode15s est appelé avec des paramètres relatifs, tels que la durée de la simulation, et les températures et vitesses d'entrée de l'alimentation et du perméat. Dans la fonction ode15s, le modèle DAE est construit et les paramètres du modèle sont mis à jour si nécessaire car certains paramètres dépendent de la température. Par exemple, les propriétés de l'eau, comme la densité et la viscosité dynamique, sont interpolées pour les flux d'alimentation et de perméat en fonction de la température moyenne entre l'entrée et la sortie de chaque canal, de sorte qu'il y a une valeur pour le côté alimentation et une autre pour le côté perméat. En outre, le coefficient de transfert de masse de la membrane et les coefficients de transfert de chaleur au niveau des couches d'interface de la membrane sont mis à jour en fonction des

conditions de température et de débit, respectivement. Une fois que la simulation a passé les premières secondes d'une réponse transitoire, le solveur adaptatif augmente la taille du pas. Par conséquent, les résultats de la simulation peuvent être obtenus rapidement.

Les tests présentés par la suite sont faits pour un nombre de cellules égal à 10.

Conditions de simulation :

Le module utilisé est celui présent dans le laboratoire de KAUST, avec les dimensions suivantes :

- longueur : 0.1 m
- largeur : 0.05 m
- hauteur : 0.003 m

On donne aussi les caractéristiques de la membrane utilisée dans le tableau 2.2 :

Propriété	dimension
Epaisseur de la membrane (m)	170.10^{-6}
Diamètre des pores (m)	$0.26.10^{-6}$
Porosité de la membrane	0.70
Tortuosité	1.45

TABLE 2.2 – Caractéristiques de la membrane utilisée pour la simulation

Condition initiale : Pour résoudre le système en DAE, on a besoin d'une condition initiale consistante et pour la trouver on va résoudre le système linéaire suivant :

$$F(x(t))x(t) + Bu(t) = 0$$

Pour $t=0$, on aura :

$$x_0 = -F^{-1}Bu(0)$$

2.5.3 Comparaison entre PDE et DAE :

Il a été montré dans [7] l'efficacité du modèle PDE pour modéliser les réponses transitoires et statiques du module DCMD. Pour qu'on puisse utiliser le modèle PDE, il faut qu'il génère des températures de sortie proches de celles du modèle DAE. On compare alors les sorties des deux systèmes en terme de températures, c.à.d. d'alimentation et du perméat.

Les sorties sont les températures de sortie des canaux d'alimentation et du perméat. Les modèles PDE et DAE sont simulés dans les mêmes conditions. On prend des températures d'alimentation constantes des deux cotés et égales à : $T_{fin} = 60\text{ °C}$ et $T_{pin} = 20\text{ °C}$.

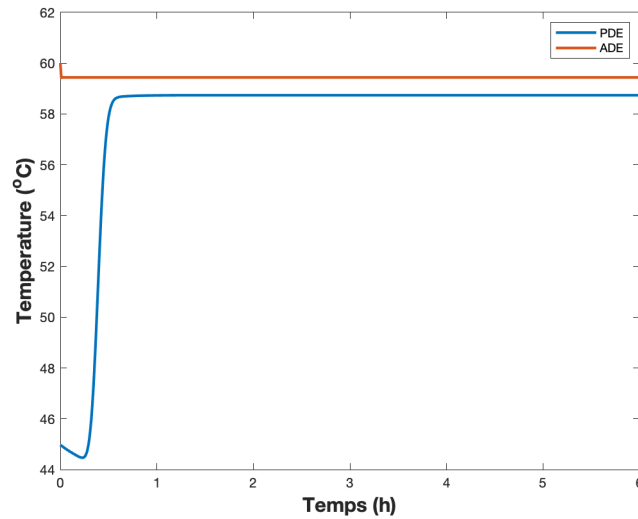


FIGURE 2.10 – Température de sortie d'alimentation

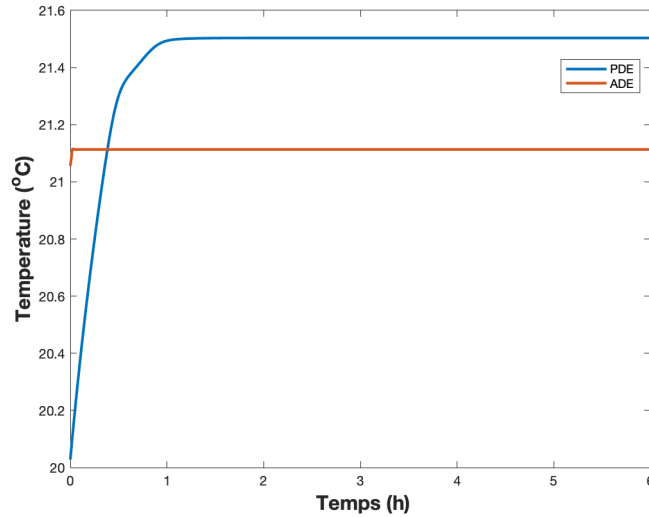


FIGURE 2.11 – Température de sortie du perméat

On remarque des figures (2.10) et (2.11) que les différences entre les températures données par les deux modèles ne dépasse pas 1°C pour les deux canaux. C'est une différence qui est assez insignifiante étant donné que c'est un processus de dessalement. On remarque également, que les températures prennent un certain temps avant d'arriver à leurs valeurs statiques, et ce à cause du temps que prend le fluide pour parcourir la longueur du canal (de l'entrée à la sortie).

2.5.4 Validation des modèles PDE et DAE par l'expérimentation

On va tester le module pour des débits d'entrées constants aux deux canaux. La température d'entrée du perméat est fixée à 20°C . On fait augmenter la température du fluide chaud de 30°C à 80°C pour voir la réponse dynamique du modèle. Les débits d'entrée du canal d'alimentation et du perméat sont gardés constants et sont pris 90 l h^{-1} et 60 l h^{-1} respectivement.

Simulation On simule le processus et on compare le flux produit calculé et la température de sortie d'alimentation calculée par simulation avec les flux et température de sortie d'alimentation donnés dans les résultats expérimentaux donnés par le laboratoire de KAUST pour une durée de 848 min.

On observe dans la figure (2.12) que le flux calculé par simulation des deux modèles suit les données expérimentales. Et étant donné que le flux de vapeur est une fonction non linéaire de la différence de température, on constate une augmentation exponentielle du flux par rapport à la température d'entrée du canal chaud.

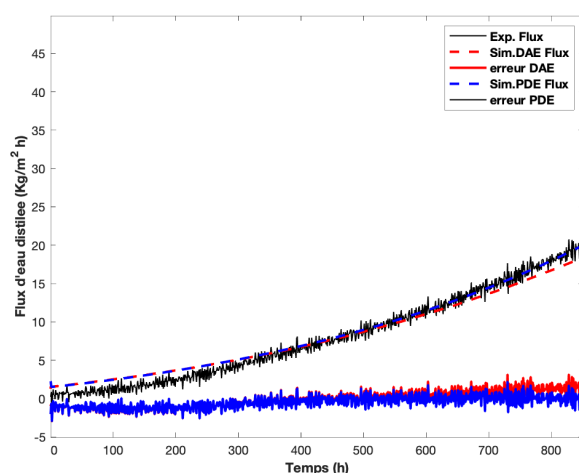


FIGURE 2.12 – Flux d'eau distillée : par simulation et résultat expérimental

La figure (2.13) montre les températures de sortie d'alimentation calculées par simulation comparées aux températures expérimentales, on voit que les températures calculées par simulation sont très proches des valeurs réelles (erreurs de mesure et de précision).

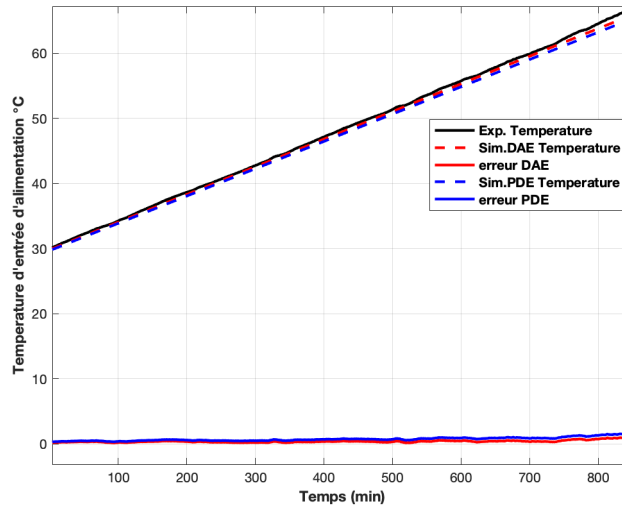


FIGURE 2.13 – Température de sortie d'alimentation : par simulation et résultat expérimental

Ces tests montrent une cohérence entre les résultats de simulation et les résultats expérimentaux en régime dynamique, d'où la validation des deux modèles dynamiques.

Le modèle PDE est un modèle physique, très lourd et coûteux en commande, il servira plus tard pour la validation de la commande du système en simulation.

Par ailleurs, on va utiliser le modèle DAE pour faire des tests sur le système afin de l'utiliser pour le calcul de la commande pour avoir un fonctionnement optimal dans le chapitre suivant.

2.6 Étude du DCMD :

Dans cette partie, on va mieux comprendre le fonctionnement du DCMD en étudiant et en analysant l'effet de variation des différents paramètres entrant en jeu dans le processus.

2.6.1 Effet de la vitesse linéaire d'entrée

La vitesse linéaire d'entrée est proportionnelle au débit d'entrée. Sachant le lien entre la vitesse d'écoulement et le débit qui est donné par l'équation (2.28) . v c'est la vitesse

d'écoulement en m s^{-1} , d le débit d'écoulement (l h^{-1}), A_{cs} la section du canal (en m^2).

$$v = d / (A_{cs} * 1000 * 3600) \quad (2.28)$$

Le flux d'eau distillée et les températures de sortie d'alimentation et du perméat sont simulés pour différentes vitesses d'entrée du canal chaud et du perméat allant de 0.01 à 0.1 m/s. Les températures d'entrée d'alimentation et du perméat ont été maintenues constantes à 60°C et 20°C respectivement.

La figure (2.14) montre le flux produit pour des vitesses d'entrées croissantes. On a montré précédemment que le flux est une fonction non linéaire de la différence de pression entre les deux interfaces de la membrane qui est fonction de la différence de température au niveau de ces interfaces. Des valeurs plus élevées des vitesses d'écoulement réduisent le transfert entre les canaux et les couches limites de températures créées. Ce qui fait que les températures à l'interface chaude sont plus grandes, et celles à l'interface froide sont plus petites, ce qui valorise la différence de température entre les interfaces chaude et froide de la membrane (la différence est plus grande).

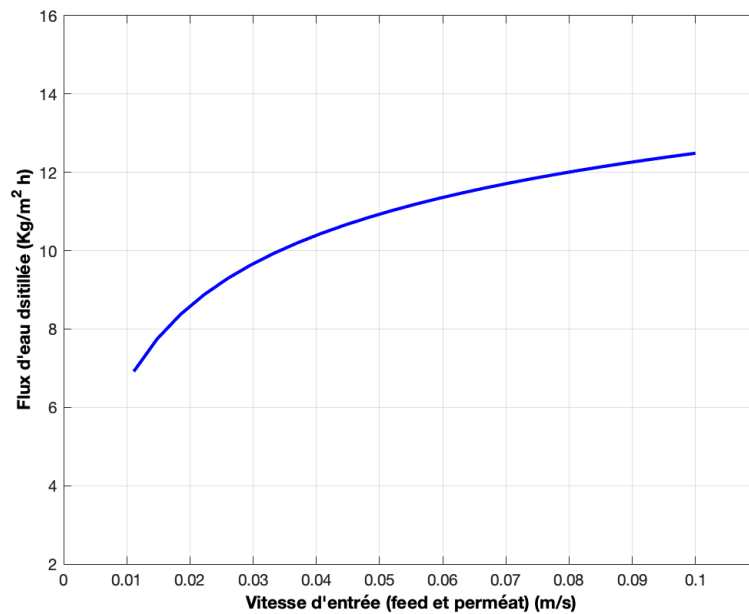


FIGURE 2.14 – Flux de vapeur produite pour des vitesses d'écoulement variables

La figure (2.15) montre, en effet, que l'échange de chaleur entre les canaux et les couches limites de température est plus petit pour des vitesses plus grandes. Cela est présenté par les températures de sortie qui sont, plus grande pour l'alimentation et plus petite pour le perméat, pour les grandes vitesses.

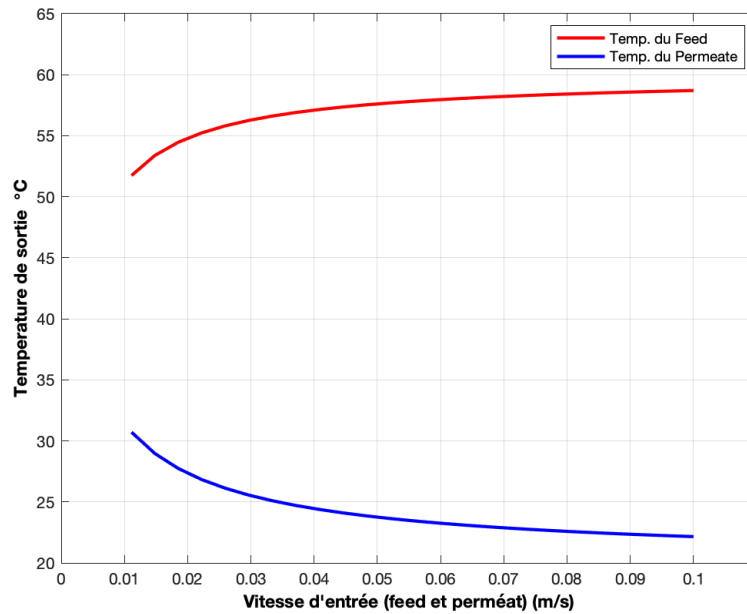


FIGURE 2.15 – Les températures de sortie d'alimentation et du peméat pour différentes vitesses

2.7 Conclusion

Différentes approches ont été utilisées pour la modélisation des DCMD, cependant elles présentaient quelques limitations pour la commande et l'optimisation en temps réel. Les modèles PDE et DAE sont des modèles dynamiques qui répondent à ces problèmes. Ces deux modèles ont été testés et validés dans ce chapitre.

CHAPITRE 3

Commande EMPC du système DCMD

3.1 Introduction

Les systèmes physiques peuvent être décrits par des modèles mathématiques, dont certains sont très complexes ou peu fiables. De plus, ces systèmes peuvent avoir une référence optimale inconnue qui dépend des paramètres du système ou des conditions de fonctionnement. Alors que les méthodes de contrôle adaptatif classiques (PID, LQR ...) traitent la stabilisation des systèmes et du suivi d'un point de consigne connu, pour notre système on ne connaît pas la consigne qu'on doit atteindre pour réaliser nos objectifs de commande. Le but de la commande du système DCMD est de maximiser la production d'eau (augmenter le flux de vapeur) en respectant les contraintes du système et d'entrée. Cette commande doit être faite en temps réel parce que le système est alimenté avec un collecteur solaire ce qui fait que la température varie avec le temps. On fait une optimisation à chaque instant d'échantillonnage donc on utilise un régulateur "EMPC" sur un horizon de commande. Pour le "EMPC" on utilise le modèle dynamique du système "DCMD" avec DAE vu dans le chapitre précédent.

3.2 Contrôle prédictif à base de modèle

Contrôle prédictif à base de modèle, en anglais Model Predictive Control (MPC) [11], est une méthodologie de contrôle basée sur l'optimisation, principalement adoptée dans l'industrie chimique et pétrochimique. L'objectif de contrôle du MPC est de diriger le système en boucle fermée vers un point d'équilibre tout en respectant les contraintes de processus et d'entrée. Cette méthode utilise un modèle dynamique du système pour prédire le futur comportement du système et cherche la commande qui l'optimise (commande optimale). Cela se fait en minimisant une fonction quadratique qui pénalise la déviation des états de processus et des entrées par rapport à leurs points de consigne correspondants $(x_{ss}; u_{ss})$. Le problème d'optimisation (équation 3.1) est résolu pour conduire les états de processus et les entrées à des points de consigne optimaux :

$$\min_{u \in S(\Delta)} \int_0^{t_N} (\tilde{x}(\tau) - x_{ss})^T Q_c (\tilde{x}(\tau) - x_{ss}) + (u(\tau) - u_{ss})^T R_c (u(\tau) - \tilde{u}_{ss}) d\tau \quad (3.1)$$

Sous :

$$\dot{\tilde{x}} = f(\tilde{x}(t), u(t)) \quad (3.2)$$

$$\tilde{x}(0) = x(t_k) \quad (3.3)$$

$$g(\tilde{x}(t), u(t)) \leq 0, \forall t \in [0, t_N] \quad (3.4)$$

où les matrices définies positives $Q_c > 0$ et $R_c > 0$ dans (3.1) sont des matrices de réglage qui gèrent le compromis entre la vitesse de réponse et le coût de l'action de contrôle. La trajectoire d'état $\tilde{x}(t)$ est l'évolution prédite de l'état en utilisant le modèle dynamique

nominal sous le profil d'entrée $u(t)$ constant par morceaux ($S(\Delta)$) calculé par le MPC. Les conditions initiales sur le modèle dynamique sont données dans l'équation (3.3). Elles sont obtenues à chaque période d'échantillonnage à travers une mesure de l'état actuel. La contrainte (3.4) est imposée sur la commande $u(t)$.

Diverses contraintes et variations de la fonction objectif peuvent être apportées pour garantir la stabilité du système en boucle fermée lorsque N est fini.

3.3 Economic model predictive controller (EMPC)

La fonction coût quadratique du MPC conventionnel permet une réponse en boucle fermée. Cependant, il peut ne pas être une représentation adéquate de la gestion du fonctionnement du processus en temps réel en ce qui concerne les performances économiques du processus.

Contrairement à MPC, MPC économique [38] minimise (maximise dans notre cas) une fonction coût l_e de l'étape qui reflète le but de notre système d'une manière variant dans le temps (c.-à-d. pas de régime permanent ou de consigne à atteindre).

$$\min_{u \in S(\Delta)} \int_0^{t_N} l_e(\tilde{x}(\tau), u(\tau)) d\tau \quad (3.5)$$

Sous :

$$\dot{\tilde{x}} = f(\tilde{x}(t), u(t)) \quad (3.6)$$

$$\tilde{x}(0) = x(t_k) \quad (3.7)$$

$$g(\tilde{x}(t), u(t)) \leq 0, \forall t \in [0, t_N] \quad (3.8)$$

L'implémentation de l'EMPC est identique au MPC conventionnel. A l'instant d'échantillonnage t_k , le EMPC reçoit une mesure des états actuels du processus qui est utilisée pour initialiser le EMPC. Une trajectoire d'entrée optimale, constante par morceaux est calculée sur l'horizon de prédiction correspondant au temps $t[t_k, t_{k+N})$ en temps réel. La trajectoire d'entrée optimale calculée à un instant d'échantillonnage donné est notée $u^*(t|t_k)$. La première action de commande, notée $u^*(0|t_k)$ est envoyée aux actionneurs de commande sur la période d'échantillonnage de t_k à t_{k+1} . À la prochaine période d'échantillonnage, le EMPC est à nouveau résolu. Le profil d'entrée résultant calculé par l'EMPC qui est appliqué au système est noté $u^*(t)$ et est donné par :

$$u^*(t) = u^*(0|t_k), \text{ pour } t \in [t_k, t_k + 1), k = 0, 1, \dots$$

3.4 Application du EMPC pour un système DCMD

3.4.1 Commande par la température de l'alimentation

Pour le DCMD, le but de l'optimisation est de maximiser une fonction coût qui reflète la vapeur produite par le module en prenant en considération des contraintes d'entrée et du processus.

Le problème d'optimisation 3.9 suivant en découle :

$$\begin{aligned} & \underset{u(t), \delta(t) \in S(\Delta)}{\text{maximize}} & l_e = \int_{t_k}^{t_{k+N}} \left(J_e(\tilde{x}(\tau), u(\tau)) - \omega \|\delta(\tau)\|^2 \right) & (3.9a) \end{aligned}$$

$$\text{subject to} \quad E\dot{\tilde{x}}(t) = F(\tilde{x}(t))\tilde{x}(t) + Bu(t), \quad (3.9b)$$

$$u(t) \in U, \forall t \in [t_k, t_{k+N}), \quad (3.9c)$$

$$\delta(t) \geq 0, \forall t \in [t_k, t_{k+N}), \quad (3.9d)$$

$$\tilde{x}(t_k) = x(t_k), \quad (3.9e)$$

$$V(\tilde{x}(t)) \leq \rho_e, \forall t \in [t_k, t_{k+N}), \text{ if } x(t_k) \in \Omega_{\rho_e}, \quad (3.9f)$$

$$|u(t_{p-1}) - u(t_p)| \leq 3, \forall p \in [k+1, k+N), \quad (3.9g)$$

$$\Delta(T) = T_{opt} + \delta(t), \forall t \in [t_k, t_{k+N}), \quad (3.9h)$$

$$T_{opt} = 20 \text{ if } x(t_k) < \frac{t_f}{2}, \quad (3.9i)$$

$$T_{opt} = 15 \text{ if } x(t_k) \geq \frac{t_f}{2} \quad (3.9j)$$

Les performances spécifiées dans cette optimisation ont été inspirées de l'article de [14].

u : c'est la commande pour le système. C'est la température d'entrée d'alimentation sur l'horizon de commande. S est l'ensemble des fonctions constantes par morceaux puisque la température de l'eau d'alimentation est constante sur la période d'échantillonnage.

L'équation (3.9a) est la fonction coût qu'on cherche à maximiser en optimisant la commande u où $J_e(\tilde{x}(\tau), u(\tau))$ est le flux de vapeur produite, et δ une variable à minimiser pour satisfaire la contrainte (3.9h) sur la différence de température aux interfaces de la membranes dans les deux canaux. $\Delta(T)$ est cette différence de température, on la garde constante le long de la membrane pour de meilleures performances . Cette contrainte sur la température $\Delta(T)$ impose des limitations sur u , puisque $\Delta(T)$ est fonction de la température de l'alimentation (et de la température du perméat qui est constante).

Il peut y avoir une commande qui fait sortir les états du système de la région de stabilité, la contrainte (3.9f) (dont la démonstration est présentée dans [28]) est pour assurer que toute commande utilisée garde les états dans la région de stabilité . Avec : $V(\tilde{x}) = (\tilde{x} - x_{ss})^T E^T P (\tilde{x} - x_{ss})$.

La contrainte (3.9g) est pour limiter la différence entre deux températures de contrôle consécutives.

Les contraintes (3.9i) et (3.9j), imposent les valeurs de $\Delta(T)$. Elles prennent 20°C dans la première moitié du temps de simulation et 15°C dans la deuxième pour prendre en considération la nature instable de l'énergie solaire.

Simulation

Pour simuler la commande du système DCMD afin de réaliser les performances présentées précédemment, on utilise un modèle DAE (équation 2.27) avec un nombre de cellules égal à 6. Le prédictor de l'EMPC est un modèle DAE également.

On simule ce système contrôlé sur une période de 2 heures. On prend un horizon de prédiction $N=10$, et une période d'échantillonnage de l'EMPC de 0.05 h .

Les algorithmes d'optimisation améliorent itérativement la supposition initiale pour tenter de converger vers une solution optimale. Par conséquent, le choix d'un point de départ détermine la vitesse à laquelle l'algorithme converge vers une solution, pour les fonctions comportant de multiples extrêmes locaux, vers quel optimum l'algorithme converge, mais comme on n'a pas une méthode systématique pour trouver cette valeur initiale, nous avons choisit la valeur initiale égal à 25°C .

Les résultats de simulation avec Matlab ode15s pour un pas de simulation $h=0.001\text{ s}$ sont données dans les figures (3.1)-(3.3).

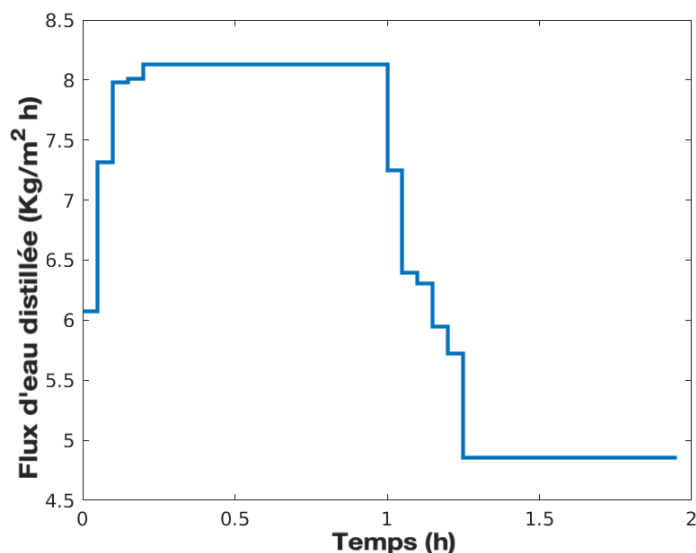


FIGURE 3.1 – La production d'eau

On remarque (figure 3.1) que le flux atteint son maximum en moins de 5 périodes

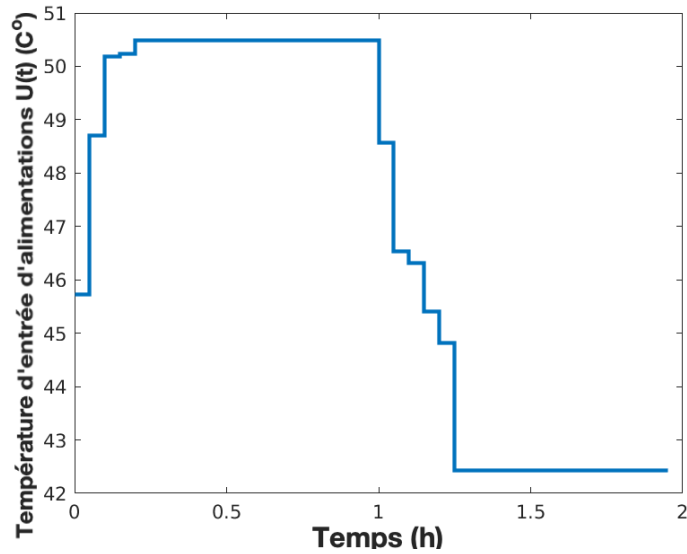


FIGURE 3.2 – L'entrée $U(t)$: Température d'alimentation

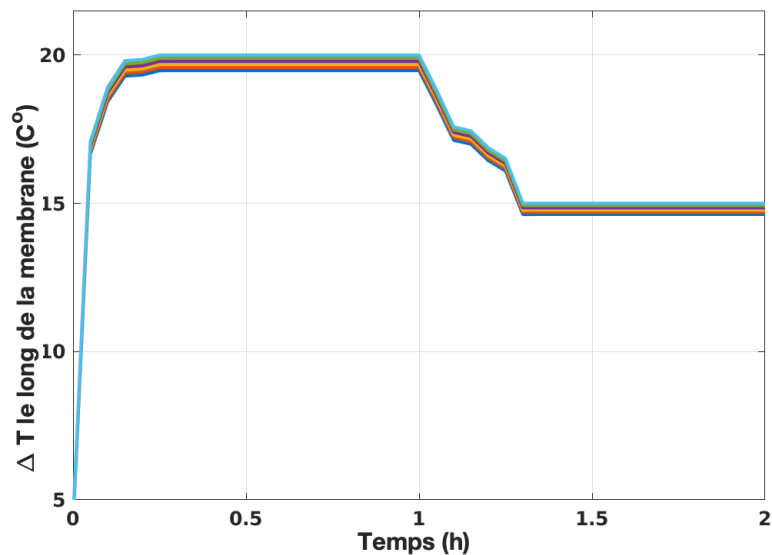


FIGURE 3.3 – La différence de température dans chaque cellule

d'échantillonnage et y reste jusqu'à la fin de la première moitié du temps de simulation. Cependant, la valeur produite redescend après cette première moitié parce que la température d'entrée (figure 3.2) a dû chuter pour satisfaire la contrainte sur la différence de température (pour pouvoir imposer une différence de température plus petite pendant la deuxième période, la température d'alimentation doit être plus petite).

La figure 3.2 montre également la satisfaction des contraintes sur la température d'alimentation. D'abord, la bornitude de l'entrée pour la contrainte (3.9c) qui est satisfaite avec $\{u(t) \in S/25^\circ\text{C} \leq u \leq 65^\circ\text{C}\}$. Aussi, la limitation de la différence entre deux commandes

consécutives présentée par la contrainte (3.9g) .

La figure (3.3) montre la réalisation des contraintes (3.9i) et (3.9j) avec un temps de réponse de 0.25 h (environ 5 périodes d'échantillonnage) pour les deux moitiés de la période d'opération.

3.4.2 Commande par le débit d'alimentation

Dans la majorité des cas d'utilisation d'un système DCMD avec un collecteur solaire, la température d'alimentation du coté chaud est imposée par la chaleur reçue par le collecteur solaire. La température d'entrée du perméat est gardée constante, par un refroidisseur par exemple. Pour cela, en pratique on fait la commande par le débit d'entrée du canal chaud dans le but de maximiser la production en optimisant l'utilisation des actionneurs. Le débit d'alimentation du perméat est gardé constant.

Afin de réaliser les objectifs de commande, qui sont la maximisation d'eau distillée produite en minimisant l'énergie fournie (il est clair que la pompe d'alimentation requiert plus d'énergie pour fournir un débit plus grand), le problème d'optimisation est construit dans [15] où les différentes contraintes du processus ont été spécifiées.

La fonction coût est choisie de façon à maximiser le flux produit en pénalisant l'énergie utilisée.

Le but du EMPC est de maximiser cette fonction coût en considérant différentes contraintes d'entrée et du processus.

La formulation mathématique du problème de commande est donnée par le système (3.10), puis toutes les contraintes et la construction de la fonction coût sont présentées par la suite.

$$\begin{aligned} & \underset{u(t) \in S(\Delta)}{\text{maximize}} & l_e &= \int_{t_k}^{t_{k+N}} (\beta_1 J_e(\tilde{x}(\tau)) - \beta_2 u(\tau)) d\tau & (3.10a) \end{aligned}$$

$$\text{subject to} \quad E\dot{\tilde{x}}(t) = F(\tilde{x}(t))\tilde{x}(t) + Bu(t), \quad (3.10b)$$

$$u(t) \in U, \forall t \in [t_k, t_{k+N}), \quad (3.10c)$$

$$\tilde{x}(t_k) = x(t_k), \quad (3.10d)$$

$$G(\tilde{x}(t)) \leq \rho_e, \forall t \in [t_k, t_{k+N}), \quad (3.10e)$$

$$|u(t_k) - u(t_{k-1})| \leq 0.5 \quad (3.10f)$$

Fonction coût

La température d'alimentation du canal chaud (T_{fin}) est imposée par l'énergie fournie par le collecteur solaire qui est fonction du rayonnement en ce moment-là. Cette variation affecte le flux d'eau distillée produite par le processus DCMD. Pour mieux illustrer cette

relation, le flux d'eau distillée est mesuré sous différentes valeurs de température d'entrée d'alimentation et différents débits massiques d'entrée d'alimentation (ou vitesses). La vitesse d'entrée du perméat a été maintenue constante à 0.1111 m s^{-1} , tandis que celle de l'entrée d'alimentation a été augmentée de 0.1 m s^{-1} à 1 m s^{-1} . Cette opération a été répétée pour 4 températures (50°C , 60°C , 70°C et 80°C).

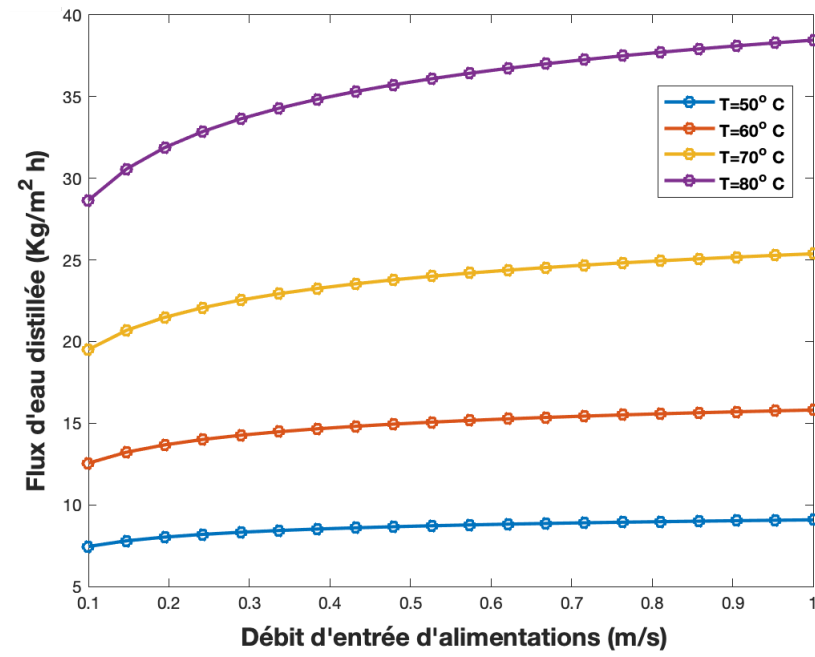


FIGURE 3.4 – Flux d'eau distillée en fonction de la vitesse d'alimentation du canal chaud pour différentes températures

Les résultats sont présentés dans la figure 3.4. On observe une relation proportionnelle entre le flux produit et les températures d'alimentation du canal chaud. Pour la même température d'entrée, le flux d'eau distillée augmente avec les vitesses d'alimentation. Néanmoins, une saturation du flux de l'eau distillée est observée à des valeurs de vitesses élevées. Cette dernière observation donne l'idée de choisir une fonction objectif qui maximise le flux d'eau distillée et pénalise la vitesse d'alimentation $u(t)$. Donc, une fonction de la forme suivante :

$$\max \beta_1 J(x(t)) - \beta_2 u(t)$$

où β_1 et β_2 c'est des coefficients pour normaliser l'amplitude des deux valeurs et J c'est le flux de l'eau distillée.

Après calcul des valeurs de la fonction objectif pour les différentes températures d'entrée, dont les résultats sont présents sur la figure (3.5), on observe qu'une valeur maximale de la fonction objectif existe pour chaque choix de (T_{fin}). Le contrôleur basé sur l'optimisation tentera de suivre ces valeurs optimales tout en satisfaisant les contraintes citées précédemment.

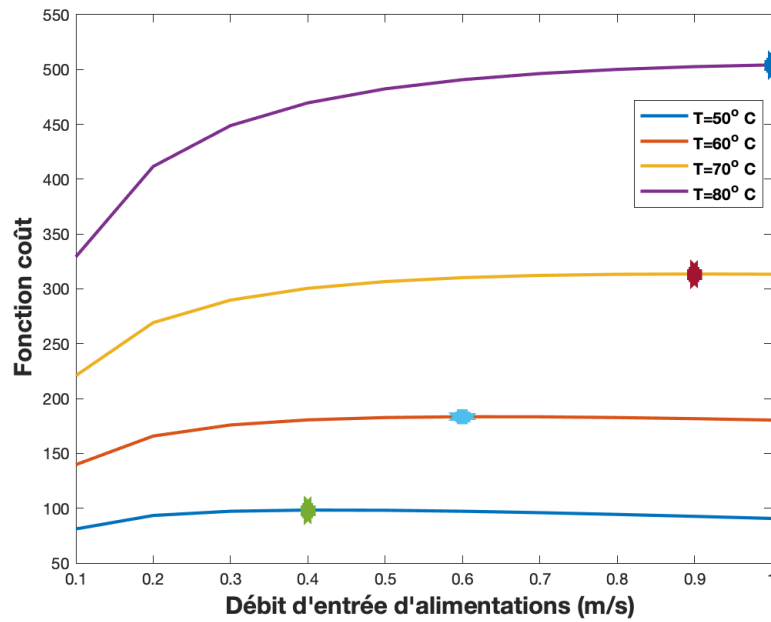


FIGURE 3.5 – Fonction objectif en fonction de la vitesse d'alimentation pour différentes températures

Simulation

Dans cette partie, on va étudier le comportement du système DCMD contrôlé par un EMPC sur une durée de 6 h. Le processus est soumis à un profil de température (figure 3.6), c'est un profil qui simule les variations de températures dans une journée (croissent, atteignent un maximum puis décroissent).

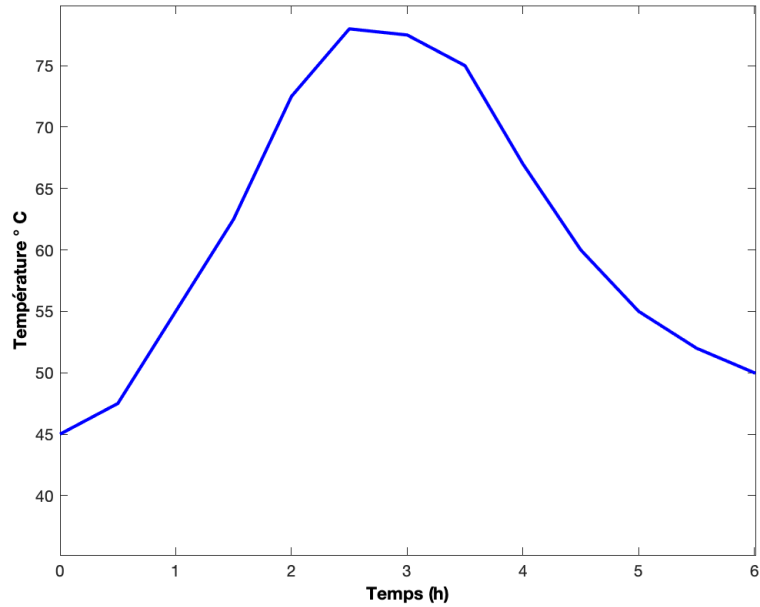


FIGURE 3.6 – Profil de température

La vitesse d'alimentation du canal chaud (c'est à dire la commande $u(t)$) ne peut pas dépasser 1 m/s (contrainte physique) parce que au-delà les particules de $NaCl$ pénètrent dans la membrane. D'où la contrainte (3.10c), avec $U = \{u(t) \text{ tq} : 0 \text{ m s}^{-1} < u(t) < 1\}$. Pour le coté perméat, on garde la température d'entrée constante ($T_{pin} = 20^\circ C$) et la vitesse d'entrée $v_p = 0.1111 \text{ m s}^{-1}$.

Puisque la valeur d'initialisation du EMPC est très importante on avait fait de plusieurs tests, on avait observé que pour différentes suppositions initiales, l'algorithme prend plus de temps à résoudre pour obtenir la solution optimale et qu'il est également limité par le nombre d'itérations qui peuvent provoquer une solution différente et la solution de l'itération i est la supposition initiale de l'itération $i+1$, donc elle va s'additionner pour influencer la solution globale, on trouve la valeur qui donne le meilleur résultat $u(0) = 0.1 \text{ m s}^{-1}$, les autres paramètres du DCMD sont utilisés comme dans la première simulation du système.

Résultats de simulation

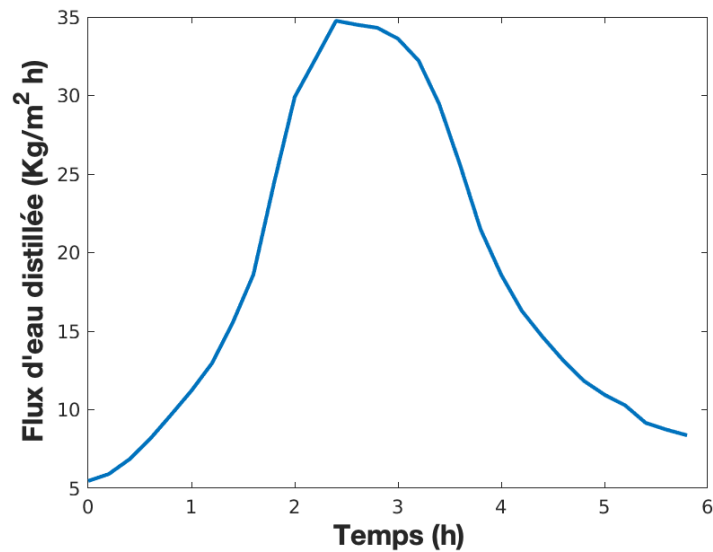


FIGURE 3.7 – Production d'eau

La figure (3.7) montre le flux produit. Il a la même forme de la température. Étant donné que le flux d'eau distillée J est calculé à partir de T_{mf} et T_{mp} , il n'est pas surprenant que le flux d'eau distillée suit la structure de la température d'entrée du canal chaud (T_{fin}), car T_{mf} et T_{fin} ont des tendances similaires. La figure (3.8) montre la commande

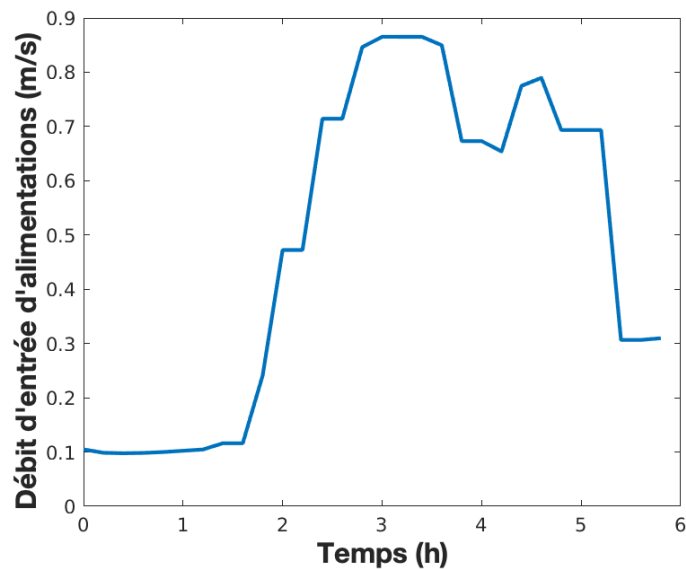


FIGURE 3.8 – Entrée $u(t)$: Vitesse d'alimentation du canal chaud

calculée par le contrôleur qui représente la vitesse d'alimentation du canal chaud. On

remarque que les les contraintes (3.10c) et (3.10f) sont satisfaites. Cette commande est bonne dans le sens où le canal n'est pas alimenté avec le débit maximal. La figure (3.9) montre la fonction coût qui est maximisée.

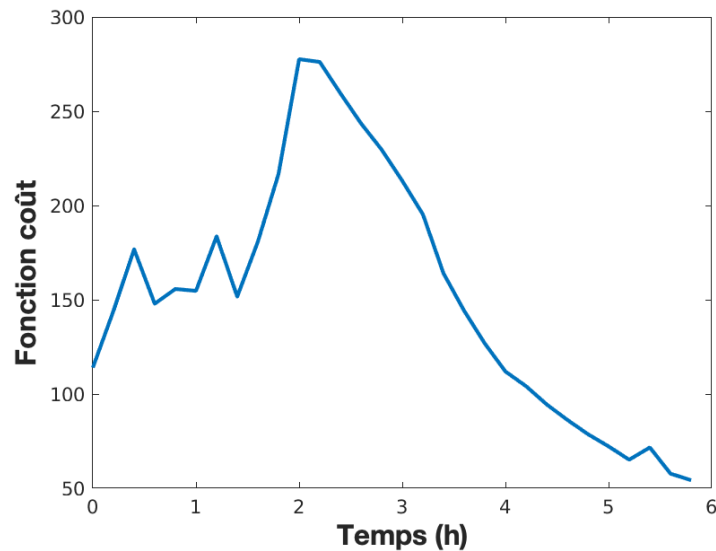


FIGURE 3.9 – Valeur de la fonction coût

Comparaison : système contrôlé - système en boucle ouverte

Dans cette partie, on compare les résultats obtenus en contrôlant le système DCMD avec système DCMD en boucle ouverte. Pour les deux tests, le profil de température (3.6) est appliquée.

Pour le système contrôlé, la commande appliquée est celle donnée dans la figure (3.8), et en boucle ouverte, on donne le débit maximal (c'est à dire une vitesse de 1 m/s).

Le flux produit par DCMD contrôlé est le même présenté dans la figure (3.7) et le flux produit en boucle ouverte est donné dans la figure (3.10). On remarque que l'EMPC permet de donner la même production avec énergie réduite.

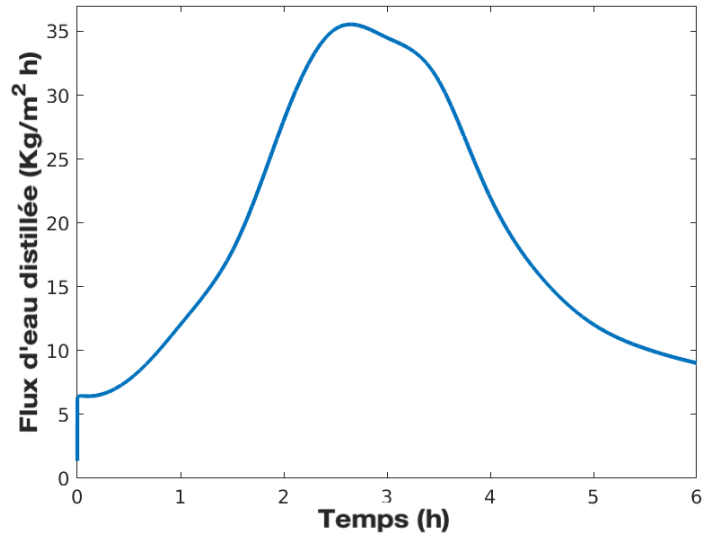


FIGURE 3.10 – Production d’eau en boucle ouverte

3.5 Conclusion

On a abordé dans ce chapitre la commande du système DCMD par les différentes configurations du MPC. Sachant la différence entre un MPC classique, qui fait l’optimisation dans le but de prendre les états du système à un point de fonctionnement nominal en prenant en considération les différentes contraintes du système, et le EMPC qui vise à maximiser une fonction coût qui reflète le flux d’eau distillée en prenant en considération toutes les contraintes physiques du système, sans avoir à suivre un point de fonctionnement puisqu’on ne le connaît pas (on subit une température donnée par les collecteurs solaires)

On a fait des simulations avec EMPC. Dans un premier temps, on a fait la commande avec la température du canal chaud. Le module nous donne un flux maximal, et respecte les contraintes sur l’entrée et sur les états.

On a fait ensuite une simulation avec des températures variables, simulant ainsi, les températures données par le collecteur solaire, et le module a donné un maximum d’eau produite avec minimisation de l’énergie utilisée et en respectant toutes les contraintes du système.

CHAPITRE 4

Validation de la commande EMPC couplé à un observateur

4.1 Introduction

Dans cette partie, on va utiliser un modèle avec des équations aux dérivées partielles pour valider la commande EMPC calculée pour le système. Ce modèle (présenté dans [7]) a pour avantage d'être un modèle dynamique distribué qui représente mieux le système que le modèle DAE. Le modèle avec PDE n'a pas les états dont a besoin le DAE, prédicteur de l'EMPC, pour le calcul de la commande, pour cela un observateur est calculé pour estimer tous les états du DAE à partir des températures de sortie de l'alimentation et du perméat. L'observateur utilisé est présenté dans [15].

4.2 Observateur

La commande EMPC calculée précédemment utilise un prédicteur avec un modèle DAE, qui a besoin du vecteur d'état comportant les différentes températures dans les deux canaux et aux interfaces de la membrane pour chaque cellule, les flux de chaleur échangés entre les cellules dans les deux cotés de la membrane et les températures de sortie.

Dans le cas où on simule un système DCMD modélisé par PDE et contrôlé par un EMPC, on aura besoin de donner, à chaque instant d'échantillonnage, au contrôleur les états dont il a besoin pour son prédicteur. Étant donné que le système est modélisé par PDE (il n'a pas les états concernés), on utilise un observateur pour estimer les états dont a besoin le prédicteur du contrôleur EMPC.

Calcul de l'observateur : Ayant le modèle du système donné par :

$$E\dot{x} = F(x, u)x + B(u) \quad (4.1)$$

On réalise un observateur non linéaire d'ordre complet. D'abord, le système est divisé en deux parties linéaire et non linéaire de la forme donnée par l'équation (4.2).

$$\begin{cases} E\dot{x} = Ax + \Phi(x, u) + B(u) \\ y = Cx \end{cases} \quad (4.2)$$

Étant donné que tous les états sont bornés, on montre que Φ est Lipschitz. La condition de Lipschitz est donnée par :

$$\|\Phi(x, u) - \Phi(\tilde{x}, u)\| \leq \gamma|x - \tilde{x}|$$

L'observateur de Lunberger [30] est donné par :

$$\begin{cases} E\dot{\tilde{x}} = A\tilde{x} + \Phi(\tilde{x}, u) + B(u) - L(y - C\tilde{x}) \\ y = C\tilde{x} \end{cases} \quad (4.3)$$

Où \tilde{x} est l'état estimé, et L la matrice constante de Luneberger. L'erreur de prédiction est : $e = x - \tilde{x}$, et sa dynamique est calculée à partir des équations (4.2) et (4.3)

$$E\dot{e} = (A + LC)e + \Phi(x, u) - \Phi(\tilde{x}, u) \quad (4.4)$$

L'observateur de l'équation (4.3) existe, s'il existe deux matrices, $P \in R^{(6N+4) \times (6N+4)}$ et $Q \in R^{2 \times (6N+4)}$ qui sont solutions de la LMI suivante, démonstration dans [29] :

$$E^T P = P^T E \geq 0, \Omega := \begin{bmatrix} \Omega_{11} & P^T \\ P & -I \end{bmatrix} < 0 \text{ où } \Omega_{11} = A^T + P^T A + C^T Q + Q^T C + \gamma^2 I \quad (4.5)$$

si Q et P sont solutions de (4.5) alors le gain de (4.3) est donné par :

$$L = P^{-T} Q^T \quad (4.6)$$

4.2.1 Implémentation de l'observateur

Résolution de la LMI

Pour calculer la valeur du gain L on doit résoudre la LMI (4.5) et pour cela on doit la transformer en LMI stricte pour pouvoir utiliser MATLAB Toolbox YALMIP, donc pour les matrices $X \in R^{(6N_c+4) \times (6N_c+4)}$ définie positive et les deux matrices $Y \in R^{(2N_c+2) \times (6N_c+4)}$ et $Q \in R^{2 \times 6N_c+4}$ on peut résoudre la LMI suivante :

$$\begin{bmatrix} \Gamma & (XE + E_{\perp}^T Y)^T \\ (XE + E_{\perp}^T Y) & -I \end{bmatrix} < 0 \quad (4.7)$$

avec $\Gamma = A^T (XE + E_{\perp}^T Y) + (XE + E_{\perp}^T Y)^T A + C^T Q + Q^T C + \gamma^2 I$, $E_{\perp} \in R^{2N_c+2 \times 6N_c+4}$ et $E_{\perp} E = 0$ le rang de E_{\perp} est $2N_c + 2$ donc on peut calculer la valeur du gain L avec :

$$L = (XE + E_{\perp}^T Y)^{-T} Q^T \quad (4.8)$$

pour notre système DCMD on choisit $E_{\perp} = [\mathbf{0} \ I]$ avec $\mathbf{0} \in R^{2N_c+2 \times 4N_c+2}$ et $I \in R^{2N_c+2 \times 2N_c+2}$

Observateur

L'observateur calcule une estimation des états dont a besoin le contrôleur sur la base des entrées $u^*(t)$ et T_{fin} et les températures de sorties. Et puisque l'observateur est une copie du système DAE à un terme de correction près, on utilise la même fonction MATLAB (ode15s) pour le résoudre, mais qui a besoin d'une condition initiale consistante. On utilise la même méthode utilisée pour initialiser le système DAE (solution de $F(x)x + B(u(t)) = 0$) dans chaque période d'échantillonnage. L'instant d'échantillonnage est t_k . On mesure les sorties du processus et l'entrée $u^*(t)$ et on estime $\hat{x}(k+1)$.

4.2.2 Simulation de l'observateur

Dans cette partie on compare les états du DCMD calculés par le modèle DAE pour un nombre de cellule $n=1$, et les états estimés par un observateur appliqué aux sortie $T_{f,out}$, $T_{p,out}$ du modèle PDE. Le gain L est calculé en prenant $\gamma = 30$. Pour la température d'entrée on utilise le profil de température de la fig (3.6) qui simule le comportement de variation du rayonnement solaire le long de la journée.

Simulation en boucle ouverte

La figure (4.1) montre les températures du canal d'alimentation et du perméat, estimées par l'observateur avec une simulation avec le modèle aux PDE, et simulées avec le modèle aux DAE.

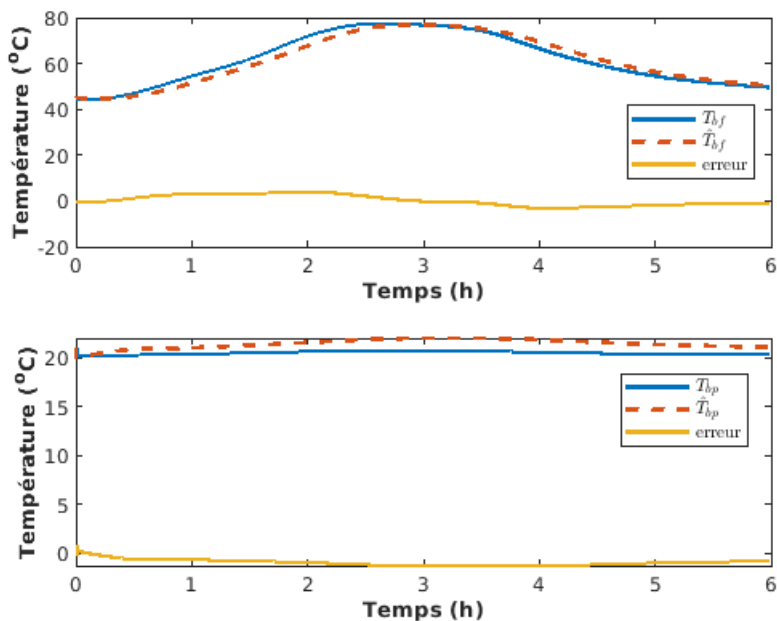


FIGURE 4.1 – Température des canaux pour le modèle DAE et les valeur estimé avec l'observateur couplé au modèle PDE

Remarque : On observe un retard des températures calculées par PDE. C'est un retard physique de 0.5 h qui est dû au temps que met le fluide pour parcourir la longueur du module.

On observe également sur la figure (4.2) les températures aux interfaces chaude et froide de la membrane. Et on compare entre celles estimées par l'observateur à partir des sortie de PDE et celles calculées par les DAE.

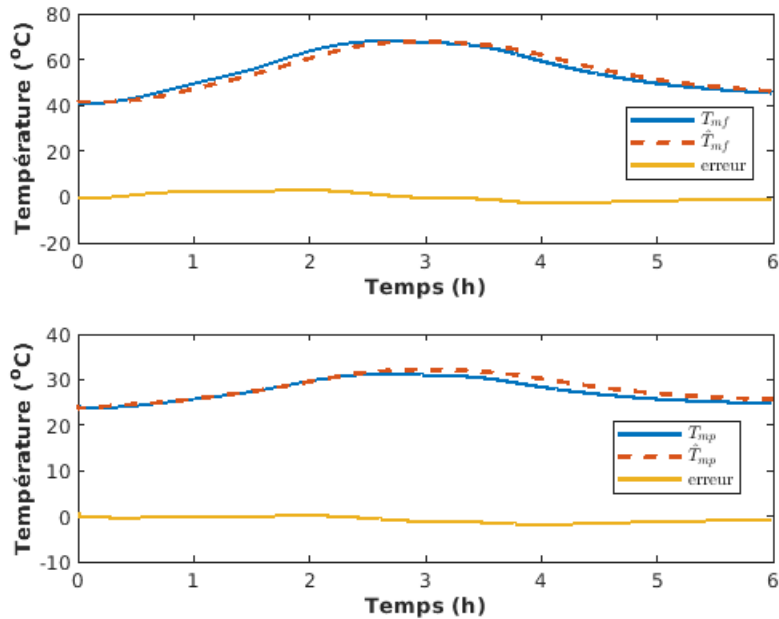


FIGURE 4.2 – Température des canaux pour le modèle DAE et les valeur estimé avec l'observateur couplé au modèle PDE

Remarque : L'observateur converge en peu de temps ; c'est plus rapide que la dynamique du système et c'est garanti par la convergence exponentielle démontrée précédemment.

Les états estimés (dont les températures aux interfaces vues plus haut) ont toujours la même allure que celles calculés par le DAE et l'erreur entre les deux, ne dépassant pas 1 °C, est négligeable.

On va comparer les flux produits simulés par le modèle DAE et calculé à partir des états estimés de l'observateur. Les résultats sont montrés sur la figure (4.3). On remarque que le flux donné par le modèle PDE est très proche de celui donné par le DAE. Le retard physique qu'on a observé pour les températures est visible dans le flux aussi.

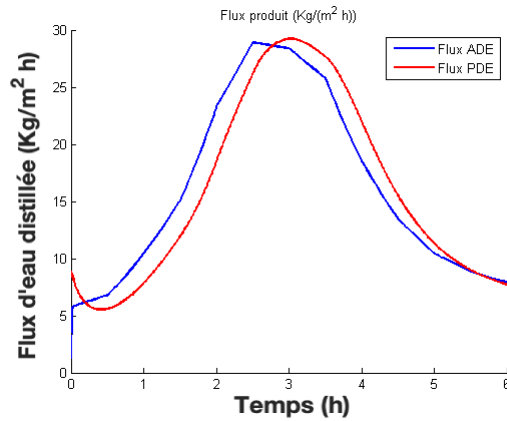


FIGURE 4.3 – Flux produit par : DAE et PDE

4.3 Commande EMPC avec observateur

Dans cette partie, nous intégrons la conception de l'observateur non linéaire pour le processus DCMD avec le modèle PDE et le schéma EMPC qui utilise le modèle DAE comme il est montré dans la figure (4.4).

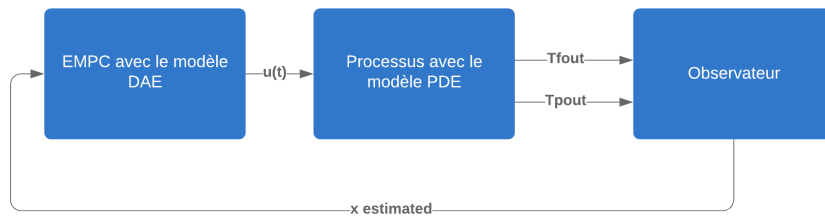


FIGURE 4.4 – Schéma bloc du dcmd couplé avec l'observateur

En combinant l'estimateur et l'algorithme EMPC, nous résolvons ce problème d'optimisation à chaque instant d'échantillonnage t_k :

$$\begin{aligned} & \underset{u(t) \in S(\Delta)}{\text{maximize}} & l_e &= \int_{t_k}^{t_{k+N}} (\beta_1 J_e(\tilde{x}(\tau)) - \beta_2 u(\tau)) d\tau & (4.9a) \end{aligned}$$

$$\text{subject to} \quad E\dot{\tilde{x}}(t) = F(\tilde{x}(t))\tilde{x}(t) + Bu(t), \quad (4.9b)$$

$$u(t) \in U, \forall t \in [t_k, t_{k+N}), \quad (4.9c)$$

$$\tilde{x}(t_k) = \hat{x}(t_k), \quad (4.9d)$$

$$G(\tilde{x}(t)) \leq \rho_e, \forall t \in [t_k, t_{k+N}), \quad (4.9e)$$

$$|u(t_k) - u(t_{k-1})| \leq 0.5 \quad (4.9f)$$

Le problème d'optimisation ci-dessus est exactement le même que la formulation de l'équation 3.10a de l'EMPC avec une seule modification. Spécifiquement, pour l'équation 4.9d, les valeurs initiales de l'état pour le modèle de prédiction de l'EMPC seront égales aux valeurs estimées dérivées de l'observateur non linéaire de l'équation 4.3, tandis que la formulation de l'équation 3.10a suppose une connaissance complète des valeurs de l'état pour le processus DMCD. La contrainte de limitation de l'équation 4.9e garantit l'état en boucle fermée dans une région de stabilité prédéfinie. La stabilité du processus est donc garantie par la prise en compte de cette contrainte de délimitation lors des premières périodes d'échantillonnage.

l'algorithme d'implémentation du contrôleur EMPC avec Observateur :

1. Initialisation :

- Initialiser le modèle DAE utilisé au niveau de l'EMPC par une condition initiale consistante x_0 .
- Initialiser le modèle DAE utilisé dans la modélisation de l'observateur par une condition initiale consistante x_0
- Initialiser l'EMPC avec une estimation initiale de l'entrée manipulée u_0

2. A une période d'échantillonnage t_k :

- L'EMPC calcule la variable manipulée $u^*(t)$ pour tout l'horizon de prédiction avec l'état $\hat{x}(t_k)$.
- actionner le système (modèle PDE) avec l'entrée prédite $u^*(t_k)$
- Sur la base de $u^*(t_k)$ et des mesures du processus (sortie T_{fout} et T_{pout}), l'observateur calcule l'état estimé $\hat{x}(t)$.
- faire le retour d'état pour le contrôleur EMPC avec $\hat{x}(t_k)$.

3. Passez à l'étape 2.

4.3.1 Simulation et Résultats

On simule le système modélisé par PDE avec une commande calculée par un EMPC dans le chapitre 3, d'une période d'échantillonnage de $t_s = 0.2$ s sur un horizon de prédiction

$N = 10t_s$. Le prédictor de l'EMPC utilise un modèle en DAE. La température d'entrée de l'alimentation est donnée par le profil de la figure (3.6), la température d'entrée du perméat T_{pin} et le débit d'entrée du perméat sont fixés à 20°C et 0.1111 m s^{-1} , le débit massique d'entrée de l'alimentation $u(t)$ est borné comme suit : $0\text{ m s}^{-1} \leq u(t) \leq 1\text{ m s}^{-1}$. Les autres paramètres du modèle utilisés dans cette simulation sont exactement les mêmes que ceux utilisés dans le chapitre précédent.

De plus, comme l'observateur est résolu à partir de t_k à chaque instant d'échantillonnage, il vaut la peine de vérifier l'efficacité du solveur d'observation. Pour ce faire, on étudie le temps de calcul de l'observateur avec une période de temps différente. Après un nombre suffisant d'expériences le temps de calcul moyen de l'observateur est 2.65 s . Par conséquent, nous pouvons conclure que pour une plage de temps différente, l'observateur peut obtenir les états estimés avec un temps de calcul presque égal.

Résultats de simulation : La figure (4.5) montre le flux produit avec le système contrôlé avec EMPC.

On plote également le signal de contrôle calculé par le EMPC (figure4.6).

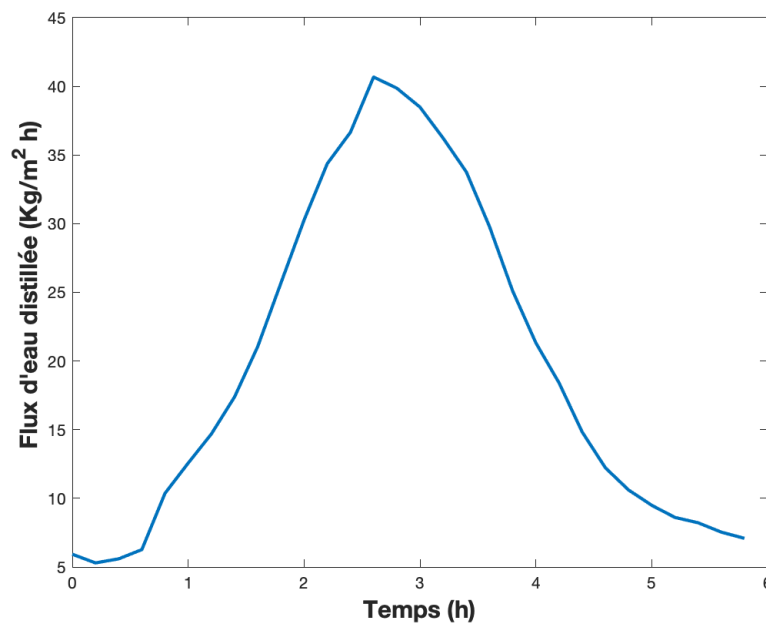


FIGURE 4.5 – Flux produit par le DCMD contrôlé par EMPC utilisant les états estimés

On atteint un profil de production assez bon par rapport à la production montré dans la figure (4.3) avec en plus d'avoir l'avantage d'avoir une commande optimisée.

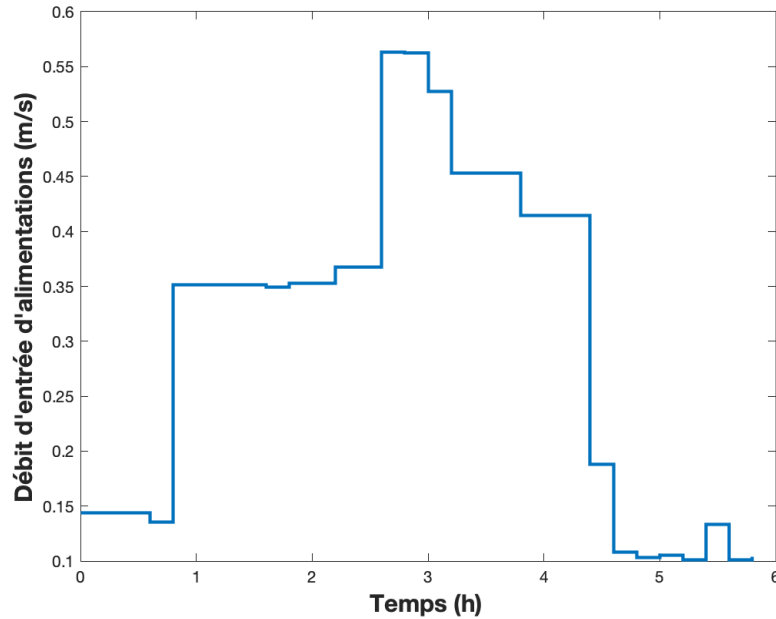


FIGURE 4.6 – Vitesse d'alimentation calculée par EMPC utilisant les états estimés

On présente également dans les figures (4.7) et (4.8), les états qui représentent les températures dans les deux canaux et les températures aux deux interfaces de la membrane calculées par le DAE et estimées à partir des sorties du PDE par l'observateur, respectivement.

On remarque que les températures calculées par les deux méthodes sont très proches, en effet, l'erreur (pour le cas des températures dans les canaux et aux interfaces de la membrane très proches) converge vers zéro. Cependant, on observe un pic au moment des variations brusques des débit d'entrée .

4.4 Conclusion

Dans ce chapitre, on a validé la commande EMPC calculée dans le chapitre précédent en utilisant un modèle PDE du module DCMD, et un observateur non linéaire basé sur la forme DAE pour calculer les états non mesurés du système et pour initialiser le modèle de prédiction DAE du contrôleur EMPC. Les résultats de simulation montrent que la combinaison du modèle PDE avec un observateur d'état et le contrôleur EMPC permet de piloter le processus DCMD de manière optimale tout en respectant les contraintes sur les entrées du processus DCMD.

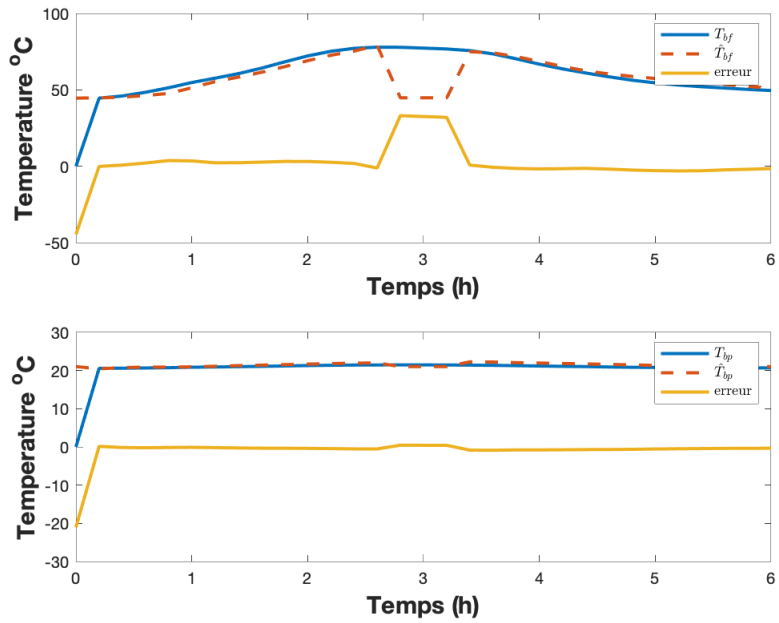


FIGURE 4.7 – Températures dans les deux canaux : DCMD contrôlé par EMPC

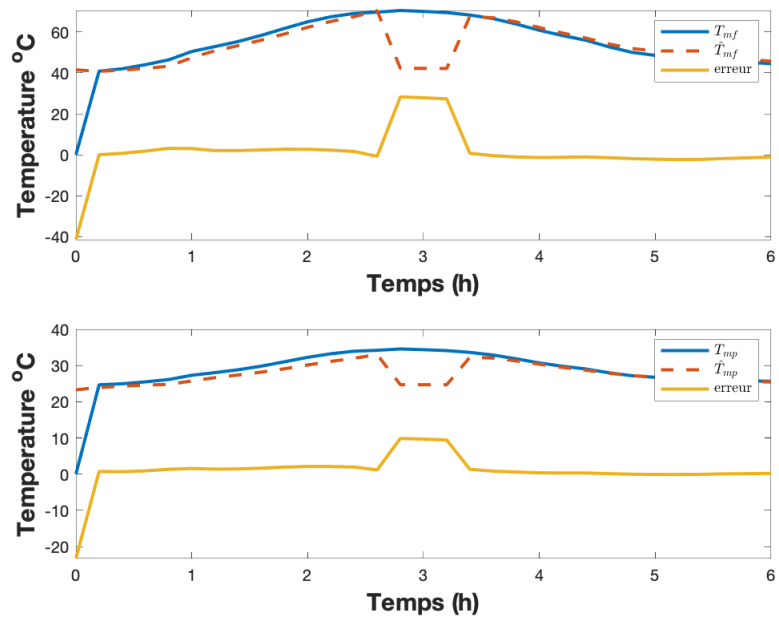


FIGURE 4.8 – Températures aux interfaces de la membrane : DCMD contrôlé par EMPC

CHAPITRE 5

Couplage : collecteur solaire - module DCMD

5.1 Introduction

Comme on le sait, l'objectif est toujours de faire fonctionner tout processus dans des conditions optimales, ce qui réduit les coûts opérationnels et garantit la performance et la stabilité du système. Cela est vrai pour le dessalement de l'eau de mer par énergie solaire, où l'objectif est de maximiser la production d'eau et de réduire la consommation d'énergie en même temps, par la manipulation de vitesse d'écoulement d'alimentation. Toutefois, lors du couplage du MD avec une énergie renouvelable, il est important de tenir compte de la nature instable de la source d'énergie [4].

Par conséquent, un contrôle optimal en temps réel serait plus approprié. Le procédé de dessalement de l'eau de mer par MD peut être étudié plus avant et une meilleure performance globale du système peut être obtenue.

Le système de dessalement de l'eau DCMD alimenté par l'énergie solaire est composé d'un collecteur solaire thermique relié à un réservoir de stockage. Le perméat est pompé d'un réservoir d'eau douce dans le module DCMD, où il recueille le flux d'eau distillée et se déverse dans le réservoir d'eau douce. La figure (5.1) illustre la configuration, où les entrées de commande sont les débits massiques des côtés alimentation et perméat. Il est clair que la température d'entrée de l'alimentation (T_{fin}) varie en fonction du rayonnement solaire tout au long de la journée, ce qui affecte le flux d'eau distillée.

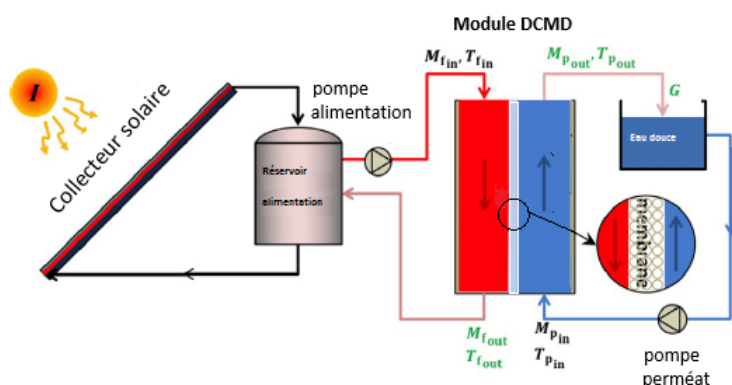


FIGURE 5.1 – Schéma pour le couplage entre le collecteur solaire et le module DCMD [4]

5.2 Modèle du réservoir

Nous supposons que le rayonnement solaire, $I(t)$, est collecté par le collecteur solaire de surface A_{sc} , et est transféré au réservoir avec une efficacité γ . Le réservoir de volume V est modélisé par un état unique en supposant un mélange parfait à l'intérieur du réservoir. Des tuyaux, de section A , pompent l'eau salée au débit u en boucle fermée depuis le réservoir à

travers le module DCMD et inversement. La température de sortie du côté de l'alimentation est désignée par $T_{f_{out}}$. Soit $T_{Tank}(t, u)$ la température du réservoir d'alimentation. Des valeurs standard sont utilisées pour les propriétés physiques et thermiques de l'eau.

$$\dot{T}_{Tank} = \frac{\gamma A_{sc}}{V c \rho} I(t) + [T_{f_{out}} - T_{Tank}] \frac{u A}{V} \quad (5.1)$$

5.3 Modèle du collecteur solaire

Le collecteur solaire est modélisé par un seul terme, $I(t)$, représentant le rayonnement solaire incident sur le collecteur solaire vers le réservoir.

nous avons choisi un réseau de neurones artificiels (ANN) pour prédire le rayonnement solaire ($I(t)$) parce que, les ANN sont connus pour être capables de bien gérer les non-linéarités et ont été appliqués à la prévision de l'irradiation solaire dans divers contextes [39]. Aussi, les ANN offrent un cadre de boîte noire simple, facile à entraîner et qui n'est pas complexe sur le plan calcul lorsqu'il s'agit d'une propagation avant (feedforward). Notre objectif n'est pas de concevoir le modèle solaire le plus précis, mais d'utiliser les données d'un nombre minimal de capteurs pour développer un modèle qui peut faire des prévisions précises à court terme.

Notre application nécessite des prévisions à un horizon de 2 heures pour la première itération de notre contrôleur et après de 12 min pour le reste des itérations.

Les données d'entraînement sont les valeurs d'intensité solaire enregistrées à Djeddah, en Arabie Saoudite, à intervalles de 5 minutes pour 2001 et 2002 au Laboratoire national des énergies renouvelables [33].

L'approche est basée sur le réseau de neurones LSTM et est appliquée pour les prévisions à court terme. Elle a obtenu de nombreux bons résultats dans la prévision des séries chronologiques [39].

5.3.1 Long short-term memory (LSTM)

Le réseau de neurones récurrents (RNN) est un type de réseaux de neurones artificiels qui excelle dans le traitement des données de séries chronologiques. La plus grande différence entre le RNN et le réseau neuronal traditionnel est que les couches du réseau neuronal traditionnel sont entièrement connectées et que les nœuds entre chaque couche ne sont pas connectés, mais que les nœuds entre les couches cachées du RNN sont connectés. La couche cachée reçoit non seulement les informations transmises par la couche d'entrée au point temporel actuel, mais aussi les informations transmises par la couche cachée au point temporel précédent. Le réseau construit par le RNN mémorise les informations du point temporel historique et les stocke. L'information restante est appliquée au calcul de sortie du neurone courant. Le RNN peut utiliser sa mémoire interne pour traiter des séquences

de longueur arbitraire. Bien que le RNN puisse théoriquement capturer la dépendance à la longue distance, lorsque le pas de temps augmente, le RNN est facile à générer la disparition du gradient lorsque les poids sont mis à jour par l'algorithme de rétro-propagation. La disparition du gradient augmentera la difficulté de l'apprentissage de la dépendance à longue distance du réseau. La manière d'atténuer la disparition du gradient est la clé de l'étude du RNN et de presque toutes les autres méthodes d'apprentissage profond [34]. Les mémoires à court terme ou LSTM, de l'anglais long-short-term memory sont une architecture des réseaux de neurones récurrents, ils permettent la prédiction lorsqu'il s'agit de données séquentielles. Les LSTM ont la particularité d'utiliser dans chaque neurone différentes portes : porte d'entrée, porte d'oubli et porte de sortie dans le but de gérer les flots d'informations, c'est à dire de décider quoi conserver et quoi supprimer des informations, nouvelles et précédentes.

Fonctionnement des différentes portes :

- La porte d'oubli : elle va décider quelles informations garder et lesquelles supprimer des informations de la mémoire de la cellule précédente.

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$$

où : h_{t-1} est l'état de la cellule précédente et x_t la nouvelle donnée entrante à l'instant t . W_f et b_f correspondent aux poids des neurones et au biais. Tout cela est passé en paramètre à une fonction sigmoïde qui va donner un résultat entre 0 et 1, où les valeurs proches de 0 sont oubliées. Les valeurs qui sont gardées sont dans C_1 :

$$C_1 = f_t \times C_{t-1}$$

- La porte d'entrée : elle va décider quelles informations conserver des données entrantes à l'instant t . Tout d'abord, on calcule i_t pour décider quelles nouvelles informations seront susceptibles d'être stockées.

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i)$$

L'application de la fonction sigmoïde permet de l'avoir entre 0 et 1. On cherche également le vecteur des informations candidates à être stockées dans la cellule.

$$g_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c)$$

La multiplication entre i_t et g_t permet de déterminer les informations à stocker et les informations à ignorer. Après mise à jour, on a la nouvelle mémoire C_t :

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times g_t$$

- La porte de sortie : Elle permet de donner l'état actuel de la cellule :

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o)$$

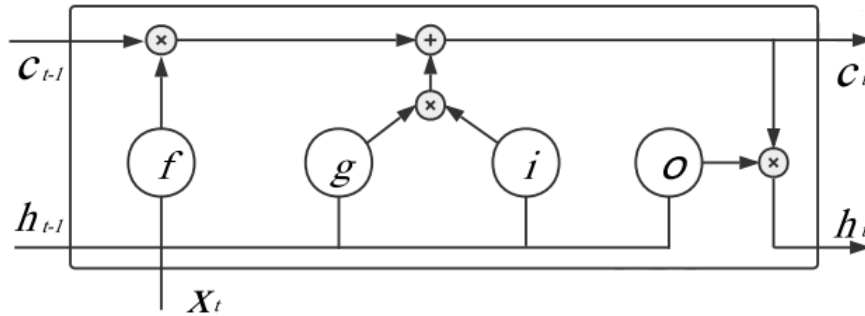


FIGURE 5.2 – Cellule LSTM [19]

o_t permet de définir les données de la mémoire qui défissent l'état. L'état de la cellule à l'instant t est donné par :

$$h_t = o_t \times \tanh(C_t)$$

La figure 5.2 montre le schéma d'une cellule LSTM où figure les trois portes. La couche LSTM résout le problème de la disparition du gradient en concevant une structure de réseau élaborée [34].

5.3.2 Architecture du réseau

Nous avons utilisé deux architectures pour la prédiction : la première pour chaque itération du contrôleur EMPC et la seconde pour initialiser les deux premières heures. Les données météorologiques de 2001 à 2002 seront utilisées pour entraîner le modèle, et le rayonnement en 2003 sera utilisé pour évaluer la précision des prévisions. L'établissement du modèle LSTM est basé sur la plateforme Keras.

Première architecture

Nous avons appliqué des techniques standard de sélection de modèles en validant les résultats d'un certain nombre de conceptions de réseau de neurones avec un nombre variable d'entrées et une structure de couches cachées, et nous avons sélectionné le modèle le plus simple avec une précision suffisante. Nous avons trouvé une structure à trois couches cachées (LSTM) de 100 noeuds avec une fonction d'activation sigmoïde ($\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$) afin de pouvoir modéliser les non-linéarités. La couche de sortie calcule l'erreur absolue moyenne (MAE) comme la fonction objectif pour la sortie estimée (S_e) et la sortie cible (S_c). Elle peut mieux refléter la précision de l'erreur de valeur de prévision, et est définie :

$$MAE = \frac{\Sigma(S_e - S_c)}{N} \quad (5.2)$$

La couche cachée calcule le gradient calculé par la fonction objectif, et l'algorithme de rétro-propagation ajuste les poids dans le réseau [27]. L'algorithme d'Adam [24] est utilisé pour générer des paramètres d'optimisation pour chaque itération d'apprentissage jusqu'à ce que la fonction objectif converge.

Le modèle choisi utilise des entrées comprenant le mois de l'année, l'heure du jour et la minute, et les 120 minutes (24 échantillons) de rayonnement solaire (informations toutes les 5 minutes pendant 2 heures). La sortie est l'intensité solaire estimée pour les 15 prochaines minutes (3 échantillons) après un décalage de 1 heure et 45 minutes (21 échantillons). La structure est donnée dans la figure (5.3).

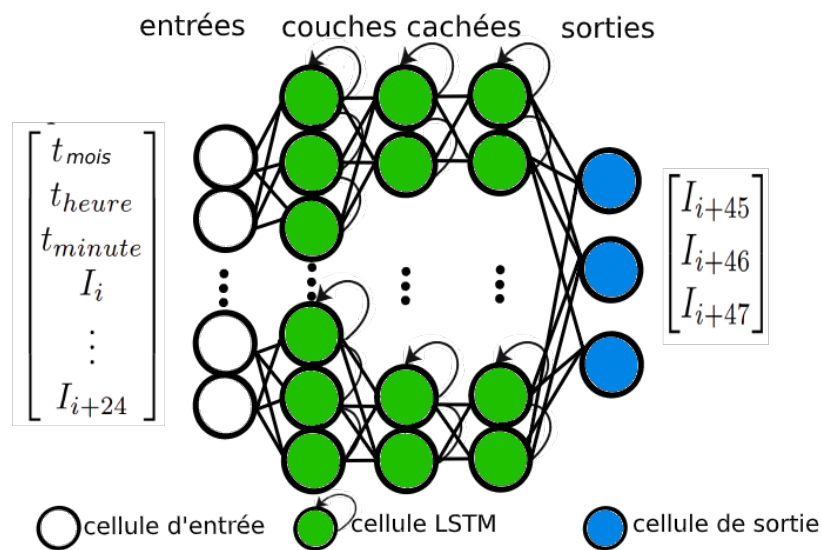


FIGURE 5.3 – Architecture de prédiction pour le fonctionnement normal du EMPC

Deuxième architecture

Pour ce modèle, nous avons utilisé des entrées constituées du mois de l'année, l'heure du jour et des 2 heures précédentes en calculant la moyenne de chaque heure, de sorte que chaque échantillon est une mesure d'une heure. Les entrées passent à travers 2 couches cachées (LSTM) de 100 noeuds chacune et produisent l'intensité solaire prévue pour les 2 heures suivantes. Les autres paramètres sont les mêmes que ceux de la première architecture. La structure est donnée dans la figure (5.4).

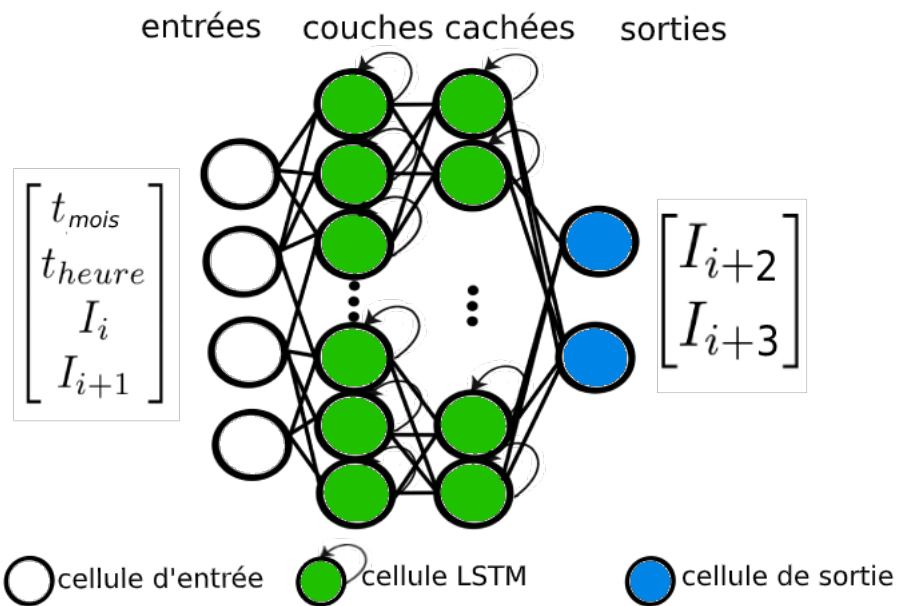


FIGURE 5.4 – Architecture de prédiction pour démarrer l'EMPC

5.3.3 Résultats

Pour l'entraînement du modèle, nous avons utilisé deux années (2001, 2002) de données et une taille de lot de 24 heures. Pour la validation, nous avons utilisé une année (2003). On observe une convergence de la fonction objectif pour la première architecture (loss) après environ 80 epochs (figure (5.5)).

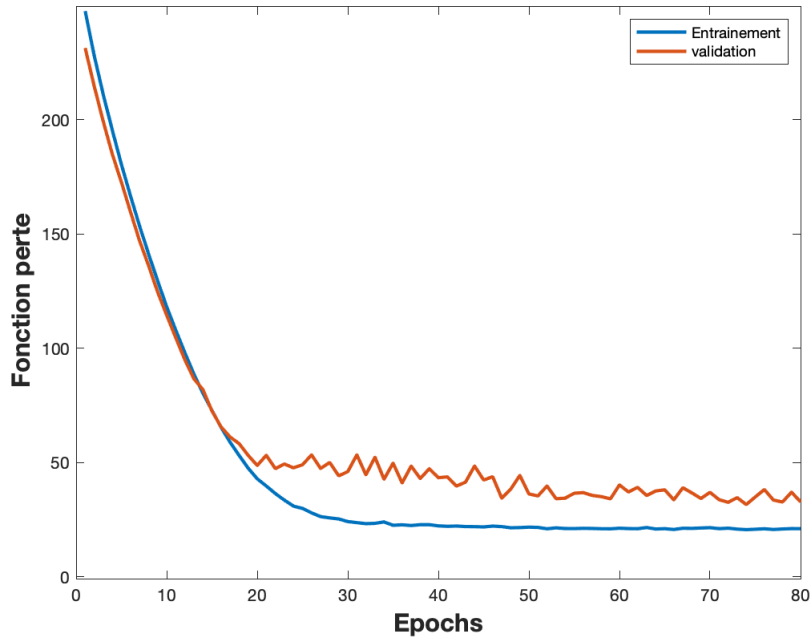


FIGURE 5.5 – Modèle solaire (structure 1) en entraînement

Les prédictions solaires faites par la première architecture pour trois jours sont données dans la figure (5.6). La précision du modèle est assez bonne et suffisante pour l'application dans le DCMD.

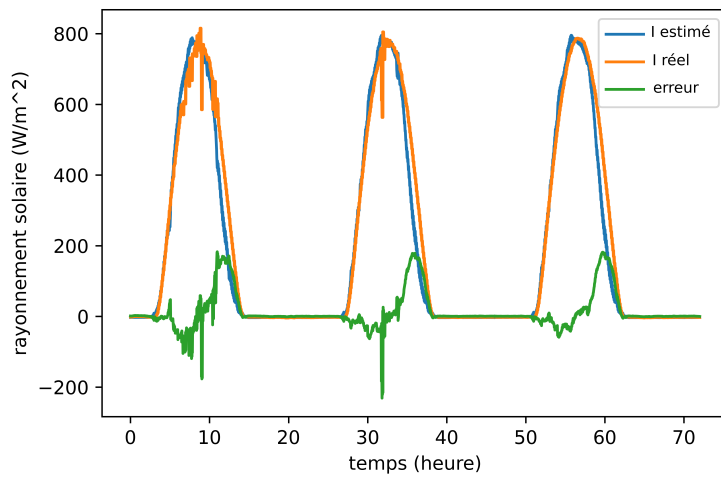


FIGURE 5.6 – Modèle solaire (structure 1) : Prédiction de 3 jours

La figure (5.7) montre la convergence de la fonction objectif pour la deuxième architecture.

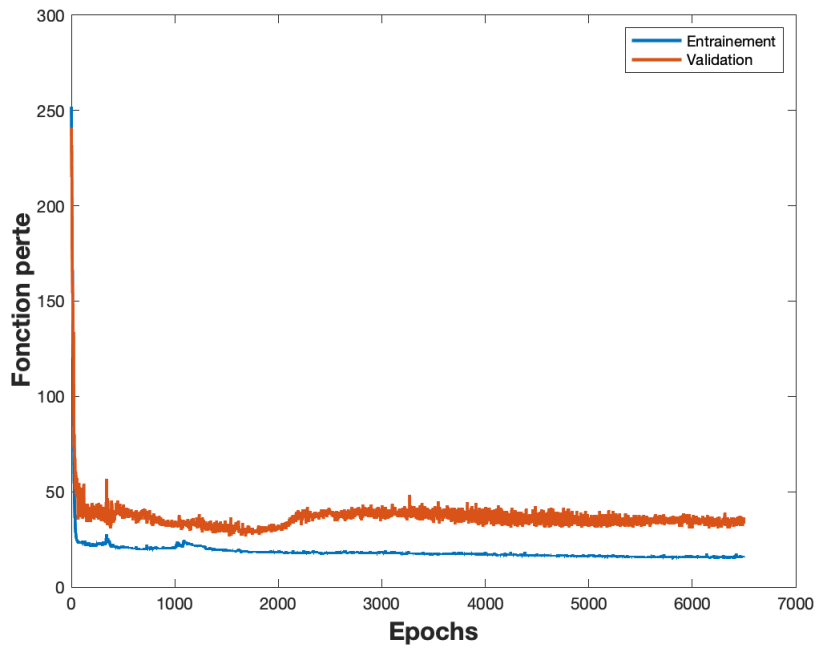


FIGURE 5.7 – Modèle solaire (structure 2) en entraînement

Les prévisions solaires faites par cette architecture sont présentées sur les figures (5.8) et (5.9) pour différents jours. Cette architecture est moins précises dans certains jours que dans d'autres, et elle est moins précise que la première. Cependant, elle reste suffisante pour initialiser le EMPC.

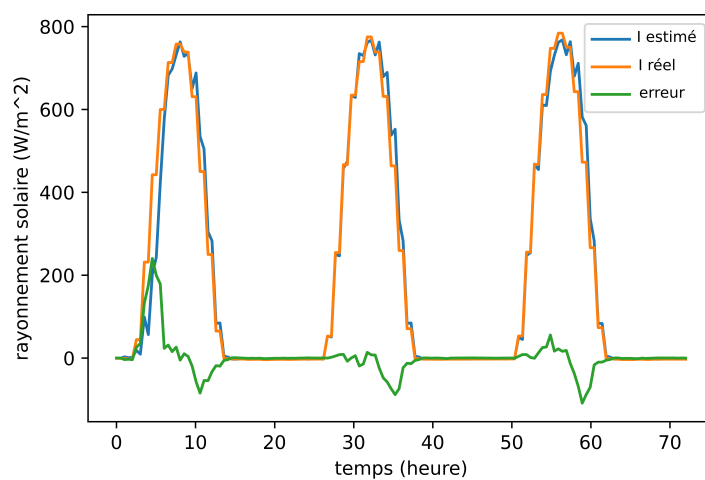


FIGURE 5.8 – Modèle solaire (structure 2) : Prédiction de 3 jours

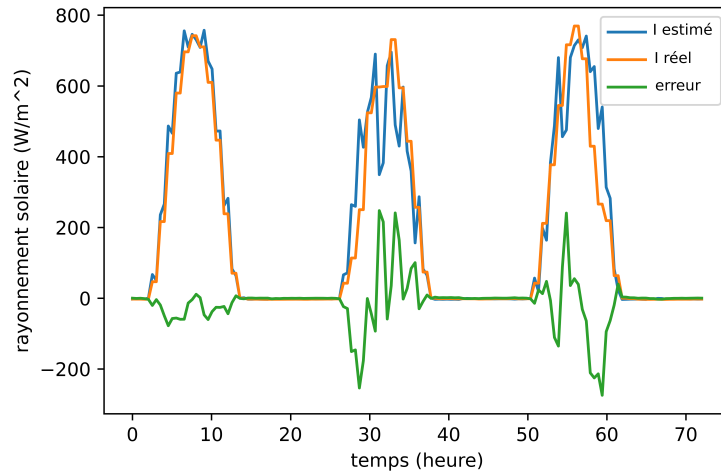


FIGURE 5.9 – Modèle solaire (structure 2) : Prédiction de 3 jours - problème

Les erreurs de prédiction pour les deux architectures sont également présentées dans les figures (5.6), (5.8) et (5.9). Cette erreur reste assez grande, parce que la température est influencée en plus des radiations solaires (qui sont affectées par le passage des nuages dans certains mois), de l'humidité ...etc

5.4 Simulation de DCMD avec collecteur solaire

Dans cette partie, on va simuler notre module DCMD avec les rayonnements solaires prédits en utilisant les structures vues précédemment et comme entrées les mesures de radiation solaire par le modèle solaire précédent pendant 24 heures (5.10).

Pour cela, nous allons utiliser le contrôleur EMPC qui utilise les rayonnements solaires comme entrée au lieu de la température d'alimentation et nous calculons T_{fin} en utilisant l'équation (5.1) et nous allons suivre l'algorithme suivant :

1. Initialisation :

- Initialiser le modèle DAE utilisé au niveau de l'EMPC par une condition initiale consistante x_0 .
- Initialiser le modèle DAE utilisé dans la modélisation de l'observateur par une condition initiale consistante x_0

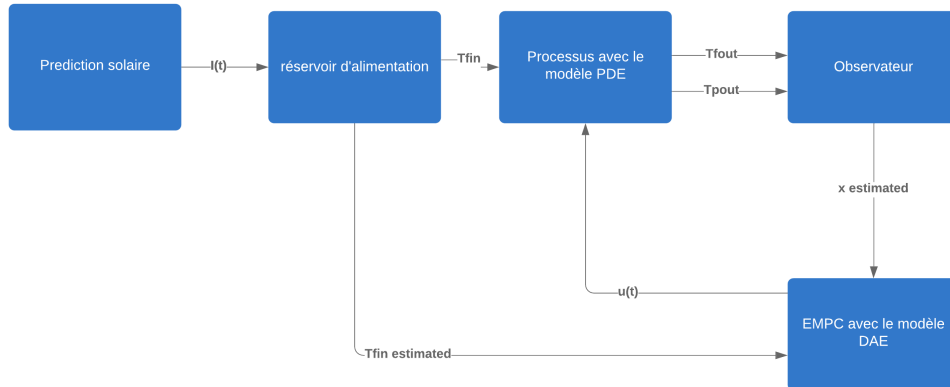


FIGURE 5.10 – Schéma de bloc du dcmd avec collecteur solaire

- Initialiser l'EMPC avec une estimation initiale de l'entrée manipulée u_0
- Calculer les rayonnements solaire pour les premières 2h à l'aide de la structure en utilisant les mesures des rayonnements des 2h précédente.

2. A une période d'échantillonnage t_k :

- L'EMPC calcule la variable manipulée $u^*(t)$ pour tout l'horizon de prédiction avec l'état $\hat{x}(t_k)$.
- Actionner le système (modèle PDE) avec l'entrée prédite $u^*(t_k)$
- Sur la base de $u^*(t_k)$ et des mesures du processus (sortie T_{fout} et T_{pout}), l'observateur calcule l'état estimé $\hat{x}(t)$.
- Faire le retour d'état pour le contrôleur EMPC avec $\hat{x}(t_k)$.
- Prédire les rayonnements de la prochaine itération de l'EMPC t_{k+1} en utilisant le modèle de structure 1 à l'aide des mesures des 2h passée.

3. Passez à l'étape 2.

5.4.1 Résultat de simulation

Nous avons implémenté le processus EMPC au DCMD pendant 24h. Tout au long de la simulation pour le schéma EMPC, le nombre de cellules choisi pour modéliser le système est de $N_c=1$. Ce nombre de cellules génère 10 états de processus différentiels et algébriques (6 états différentiels et 4 états algébriques). Les valeurs de rayonnement solaire utilisées, figure (5.11), ont été calculées hors ligne et utilisées pour la simulation en raison de certains problèmes de compatibilité entre Python et Matlab. La température d'entrée de l'alimentation que nous avons obtenue est indiquée sur la figure (5.12). La température d'entrée du perméat T_{pin} et le débit d'entrée du perméat sont fixés respectivement à 20°C et 0.1111 m s^{-1}

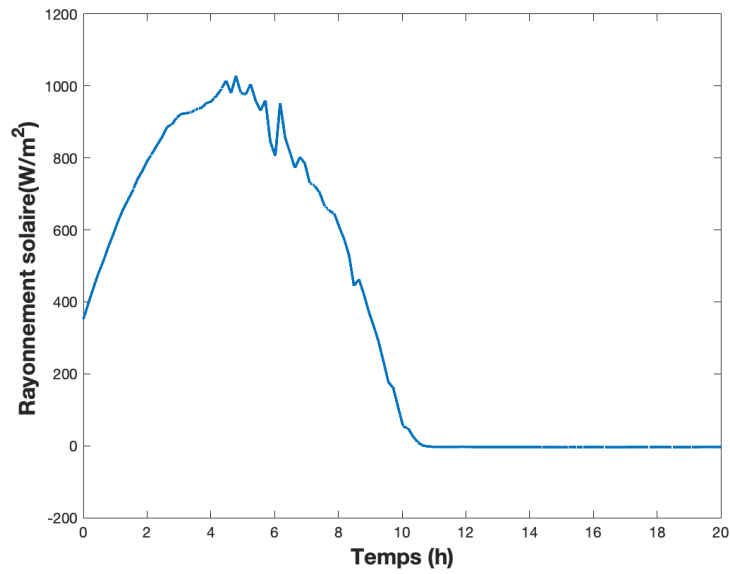


FIGURE 5.11 – Prévisions solaires

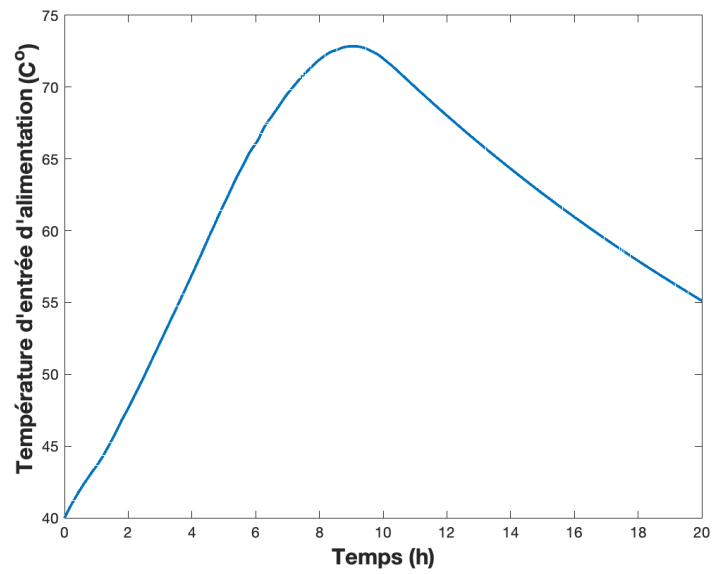


FIGURE 5.12 – Température d'entrée de l'alimentation (Température du réservoir)

Le contrôleur EMPC calcule la commande présentée par la figure (5.13), qui est la vitesse d'alimentation du canal chaud. Le flux produit par cette commande est donné dans la figure (5.14). Cette commande satisfait toutes les contraintes du système. La production est assez bonne pour la fonction coût choisie.

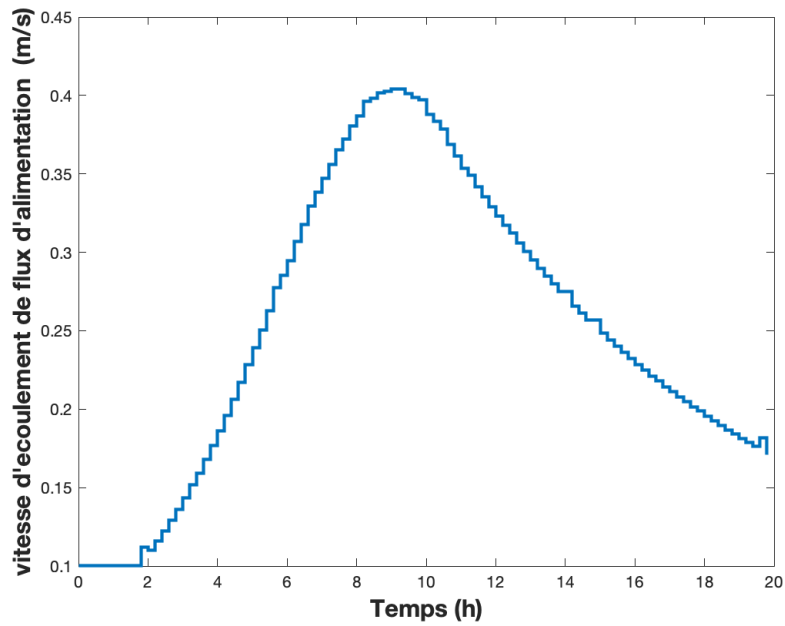


FIGURE 5.13 – Vitesse d'alimentation (commande)

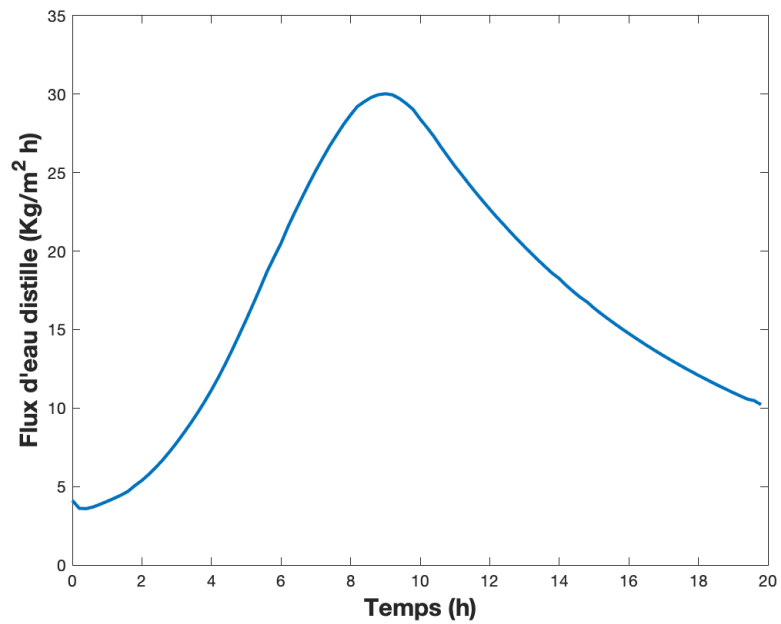


FIGURE 5.14 – Production de l'eau

5.5 Analyse des résultats

Dans cette partie, nous allons comparer les résultats donnés par l'EMPC par les résultats de la boucle ouverte et les résultats donnés par la méthode de contrôle bang-bang.

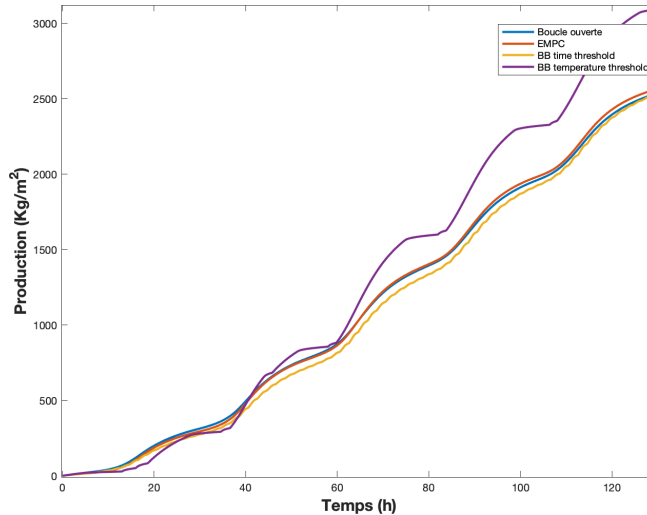


FIGURE 5.15 – Comparaison : EMPC, boucle ouverte, bang-bang

5.5.1 Contrôleur bang-bang

Le contrôle bang-bang [4] est une stratégie de contrôle qui n'a pas besoin de modéliser le système. Le contrôle consiste à donner au système un signal qui commute entre 0 et la valeur maximale de débit qui peut-être donné par la pompe (soit une vitesse de d'alimentation de 1 m s^{-1} dans cette application). Les instants de commutation sont choisis soit en choisissant une période avec un rapport cyclique de 50%, soit en fixant des seuils de la température du réservoir.

Le but de ce régulateur est de maintenir la température à l'intérieur du réservoir du collecteur solaire à un niveau élevé et d'utiliser cette énergie la nuit en passant en mode boucle ouverte.

La figure (5.15) montre les résultats de comparaison. On a pu voir que l'EMPC a pu donner de meilleurs résultats que le la boucle ouverte et le bang-bang avec période fixée, cependant, il est clair que le régulateur bang-bang à seuil de température a des performances supérieures dans le cas où il est capable de maintenir une température élevée dans le réservoir (5.16).

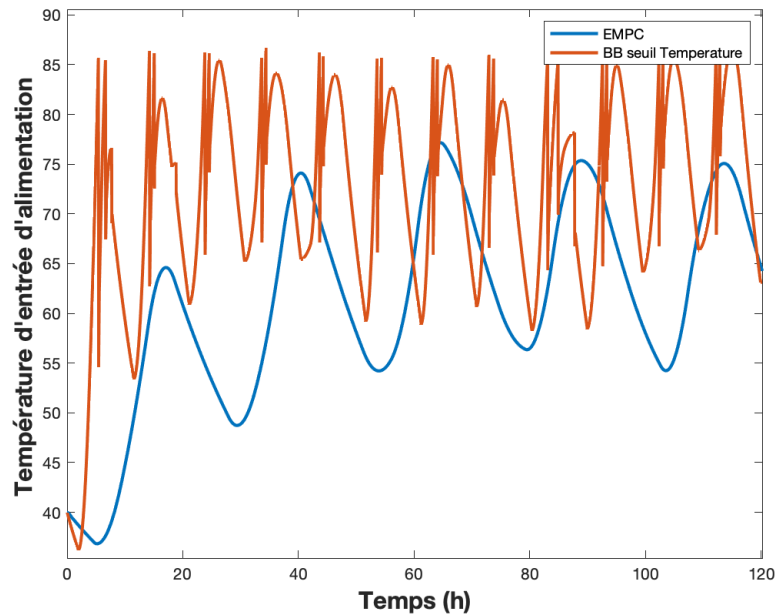


FIGURE 5.16 – Température d'entrée d'alimentation des deux commande

Remarque : L'un des principaux problèmes qu'on a rencontré dans cette simulation est la simulation sur une longue période, de l'EMPC, du processus modélisé par un modèle PDE, de l'observateur et du collecteur solaire. La simulation prend tellement de temps qu'on a dû réduire le nombre d'itérations dans l'optimisation pour accélérer la simulation, mais malheureusement, le contrôleur ne trouve pas l'action de contrôle optimale.

5.6 Conclusion

Dans ce chapitre, on a réalisé le couplage entre le module DCMD et le collecteur solaire. Cela a nécessité le développement d'un modèle de prédiction pour donner les prévisions de températures que doit recevoir le contrôleur qui calcule la commande du module. Le modèle choisi, constitué de deux architectures, une que pour initialiser le contrôle et l'autre pour le fonctionnement ultérieur, est validé ensuite en calculant les erreurs de prédiction puis utilisé pour simuler le flux produit du DCMD contrôlé par EMPC. À la fin, on a comparé les résultats donnés par cette méthode de contrôle avec la boucle ouverte et la méthode bang-bang. L'EMPC reste meilleur que la boucle ouverte, cependant la production donnée par le bang-bang est plus grande, et cela est dû à la température du réservoir qui est gardée plus élevée à cause du seuil de température exigé.

CHAPITRE 6

Conclusion générale

La distillation membranaire (MD) est une technologie émergente qui présente un grand potentiel pour le dessalement durable de l'eau. Afin d'ouvrir la voie à la réussite de la commercialisation du dessalement de l'eau basé sur la MD, il est essentiel de disposer d'un contrôleur qui dépasse les limites et la faible production. Dans ce document, un modèle d'observateur non linéaire et un contrôleur (EMPC) ont été proposés pour un système de DCMD couplé à un collecteur solaire.

Pour arriver à ces objectifs, nous avons procédé par étape et le travail réalisé est présenté sous différents chapitres. Tout d'abord, nous avons présenté le fonctionnement d'une configuration particulière de la MD appelée DCMD. Nous avons présenté ensuite deux modèles mathématiques dynamiques pour modéliser le module.

Nous avons présenté les différents phénomènes physiques, à savoir, les transferts de chaleur et de matière ayant lieu dans un module DCMD. L'écriture des équations mathématiques de ces transferts et l'utilisation de l'analogie thermique-électrique ont permis d'avoir un modèle aux équations différentielles algébriques du système. Ce modèle a permis d'étudier le comportement du système et calculer la commande EMPC. L'autre modèle est un modèle dynamique très représentatif du système physique, il est développé à partir de l'équation d'advection-diffusion. Il est sous forme d'équations aux dérivées partielles avec des contraintes du processus qui ont été résolues par discrétisation. Les résultats donnés par les deux modèles sont comparés et validés par l'expérimentation.

Dans le chapitre 2, nous avons présenté la commande EMPC qui a pour but de maximiser une fonction coût qui reflète le flux d'eau distillée en prenant en considération toutes les contraintes physiques du système et nous l'avons calculé pour le système DCMD avec le modèle DAE. Les résultats de simulation, donnés pour un profil de température simulant les températures réelles, ont montré l'efficacité de ce contrôleur pour donner un maximum de production en optimisant le débit d'alimentation et en respectant les autres contraintes du processus.

Dans le chapitre 3, nous avons validé la commande EMPC par le système modélisé par les PDE. Nous avons besoin des états dont a besoin le prédictor de l'EMPC qui est un DAE, pour cela, nous avons développé un observateur non linéaire qui a permis d'estimer les états du DAE à partir des températures de sortie des deux canaux simulées par le modèle PDE. Les résultats de simulation ont permis de voir l'efficacité de cette méthode pour le contrôle.

Dans le dernier chapitre, nous avons réalisé le couplage entre le système DCMD et le collecteur solaire. Nous avons réalisé un modèle de prédiction pour avoir les prévisions de

températures dont a besoin l'EMPC pour l'optimisation. Nous avons obtenu de bons résultats du système simulé. Par la suite, cette méthode de contrôle est comparée au fonctionnement du système en boucle ouverte et aux résultats donnés par le contrôleur bang-bang. Les résultats de cette simulation nous pousse à revoir la forme de la fonction coût et de mieux étudier la méthode bang-bang.

Les résultats atteints dans ce travail permettent de voir les possibilités et les besoins du travail futur. D'abord, il est nécessaire d'approfondir les recherches et les tests sur la fonction coût du contrôleur EMPC et de trouver des relations analytiques afin de trouver la meilleure fonction à optimiser. Également, Les résultats prometteurs de la simulation de l'optimisation du processus DCMD alimenté par l'énergie solaire peuvent servir de point de départ pour une validation expérimentale. Enfin, il est important de réaliser une étude plus rigoureuse pour prouver que le modèle EMPC conduit à une solution optimale simplifiée et sans modèle.

Bibliographie

- [1] Slimani ABDERRAHMANE. *Commande par modèle de référence d'une station de Desalement de DCMD*. 2016.
- [2] Abdullah ALKHUHIRI, Naif DARWISH et Nidal HILAL. "Membrane distillation : A comprehensive review". In : *Desalination* 287 (2012). Special Issue in honour of Professor Takeshi Matsuura on his 75th Birthday, p. 2-18. ISSN : 0011-9164. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.desal.2011.08.027>.
- [3] B.B. ASHOOR et al. "Principles and applications of direct contact membrane distillation (DCMD) : A comprehensive review". In : *Desalination* 398 (2016), p. 222-246. ISSN : 0011-9164. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.desal.2016.07.043>.
- [4] Paul BENDEVIS, Ayman KARAM et Taous-Meriem LALEG-KIRATI. "Optimal model-free control of solar thermal membrane distillation system". In : *Computers Chemical Engineering* 133 (2020), p. 106622. ISSN : 0098-1354. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2019.106622>.
- [5] Andrea CIPOLLINA et al. "Renewable Energy Desalination : Performance analysis and operating data of existing RES-desalination plants". In : *Desalination and Water Treatment* 55 (2014). DOI : [10.1080/19443994.2014.959734](https://doi.org/10.1080/19443994.2014.959734).
- [6] Talamali Mohamed Salah EDDINE. "Supervision d'un système de dessalement par distillation avec contact membranaire direct (DCMD) en utilisant les observateurs d'état à entrée inconnue". In : (2016).
- [7] Fadi ELEIWI et al. "Dynamic modeling and experimental validation for direct contact membrane distillation (DCMD) process". In : *Desalination* 384 (2016), p. 1-11. ISSN : 0011-9164. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.desal.2016.01.004>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0011916416300042>.

- [8] Matthew ELLIS, Helen DURAND et Panagiotis D. CHRISTOFIDES. “A tutorial review of economic model predictive control methods”. In : *Journal of Process Control* 24.8 (2014). Economic nonlinear model predictive control, p. 1156-1178. ISSN : 0959-1524. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2014.03.010>.
- [9] T. FAULWASSER, L. GRÜNE et M. A. MÜLLER. *Economic Nonlinear Model Predictive Control*. 2018.
- [10] R.L. FORD. “Electrical analogues for heat exchangers”. In : *Proceedings of the IEE - Part B : Radio and Electronic Engineering* 103 (1956), p. 65. DOI : 10.1049/pi-b-1.1956.0119.
- [11] Carlos E. GARCIA, David M. PRETT et Manfred MORARI. “Model predictive control : Theory and practice, A survey”. In : *Automatica* 25.3 (1989), p. 335-348. ISSN : 0005-1098. DOI : [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(89\)90002-2](https://doi.org/10.1016/0005-1098(89)90002-2).
- [12] Juan D. GIL et al. “Optimal operation of a Solar Membrane Distillation pilot plant via Nonlinear Model Predictive Control”. In : *Computers Chemical Engineering* 109 (2018), p. 151-165. ISSN : 0098-1354. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2017.11.012>.
- [13] Marek GRYTA et Maria TOMASZEWSKA. “Heat transport in the membrane distillation process”. In : *Journal of Membrane Science* 144.1 (1998), p. 211-222. ISSN : 0376-7388. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0376-7388\(98\)00050-7](https://doi.org/10.1016/S0376-7388(98)00050-7).
- [14] X. GUO, F. ALBALAWI et M. LALEG. “Model Predictive Control Paradigms for Direct Contact Membrane Desalination Modeled by Differential Algebraic Equations”. In : (2019), p. 5595-5601.
- [15] Xingang GUO, Fahad ALBALAWI et Taous-Meriem LALEG-KIRATI. “Observer-based Economic Model Predictive Control for Direct Contact Membrane Distillation”. In : *Chemical Engineering Research and Design* 156 (2020), p. 86-99. ISSN : 0263-8762. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.cherd.2020.01.027>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S026387622030040X>.
- [16] Xingang GUO et al. “State Estimation in Direct Contact Membrane Distillation based Desalination Using Nonlinear Observer ,Research reported in this publication has been supported by the King Abdullah University of Science and Technology(KAUST).” In : *IFAC-PapersOnLine* 52.23 (2019). 1st IFAC Workshop on Control Methods for Water Resource Systems CMWRS 2019, p. 61-66. ISSN : 2405-8963. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2019.11.010>.
- [17] Mohsen HEIDARINEJAD, Jinfeng LIU et Panagiotis CHRISTOFIDES. “Economic model predictive control of nonlinear process systems using Lyapunov techniques”. In : *AIChE Journal* 58 (2012), p. 855-870. DOI : 10.1002/aic.12672.

- [18] Mohsen HEIDARINEJAD, Jinfeng LIU et Panagiotis CHRISTOFIDES. “On fixed-time performance of Lyapunov-based economic model predictive control of nonlinear systems”. In : *Journal of Process Control* 23 (2013), p. 404-414. DOI : 10.1016/j.jprocont.2012.11.003.
- [19] Yuansheng HUANG, Lei SHEN et Hui LIU. “Grey relational analysis, principal component analysis and forecasting of carbon emissions based on long short-term memory in China”. In : *Journal of Cleaner Production* 209 (2019), p. 415-423. ISSN : 0959-6526. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2018.10.128>.
- [20] Ayman M. KARAM. “Reduced-Order Dynamic Modeling, Fouling Detection, and Optimal Control of Solar-Powered Direct Contact Membrane Distillation”. In : (2016). DOI : 10.25781/KAUST-2CQK2. URL : <http://hdl.handle.net/10754/621961>.
- [21] Ayman M. KARAM et Taous Meriem LALEG-KIRATI. “time varying and steady-state experimental data is presented.” In : *Journal of Process Control* 47 (2016), p. 87-97. ISSN : 0959-1524. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2016.08.001>.
- [22] Ayman M. KARAM et Taous-Meriem LALEG-KIRATI. “Electrical Thermal Network for Direct Contact Membrane Distillation Modeling and Analysis”. In : *2014 IEEE Conference on Control Applications (CCA)* (2014). DOI : 10.1109/CCA.2014.6981547. URL : <http://hdl.handle.net/10754/344181>.
- [23] Mohamed KHAYET. “Membranes and theoretical modeling of membrane distillation : A review”. In : *Advances in Colloid and Interface Science* 164.1 (2011). Membrane Separation and Colloid Science, p. 56-88. ISSN : 0001-8686. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.cis.2010.09.005>.
- [24] Diederik KINGMA et Jimmy BA. “Adam : A Method for Stochastic Optimization”. In : *International Conference on Learning Representations* (déc. 2014).
- [25] Anton KISS et Olga READI. “An industrial perspective on membrane distillation processes”. In : *Journal of Chemical Technology Biotechnology* 93 (2018). DOI : 10.1002/jctb.5674.
- [26] Fortunato LAGAN†, Giuseppe BARBIERI et Enrico DRIOLI. “Direct contact membrane distillation : modelling and concentration experiments”. In : *Journal of Membrane Science* 166.1 (2000), p. 1-11. ISSN : 0376-7388. DOI : [https://doi.org/10.1016/S0376-7388\(99\)00234-3](https://doi.org/10.1016/S0376-7388(99)00234-3).
- [27] Yann LECUN, Y. BENGIO et Geoffrey HINTON. “Deep Learning”. In : *Nature* 521 (mai 2015), p. 436-44. DOI : 10.1038/nature14539.
- [28] Jinfeng LIU et al. “Lyapunov-based model predictive control of nonlinear systems subject to time-varying measurement delay”. In : *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing - INT J ADAPT CONTROL SIGNAL PR* 23 (2009), p. 4632-4639. DOI : 10.1002/acs.1085.

- [29] Guoping LU et Daniel HO. “Full-order and reduced-order observers for Lipschitz descriptor systems : The unified LMI approach”. In : *Circuits and Systems II : Express Briefs, IEEE Transactions on* 53 (2006), p. 563-567. DOI : 10.1109/TCSII.2006.875332.
- [30] David G. LUENBERGER. “An Introduction to Observers”. In : *IEEE Transaction on Automatic Control* 16 (1971), p. 596-602.
- [31] Chakir MESSAOUD. *Contribution à la supervision et à la commande tolérante aux défauts d’une station de dessalement par contact direct (DCMD)*. 2017.
- [32] Akbar MOHEBBI et Mehdi DEGHAN. “High-order compact solution of the one-dimensional heat and advection–diffusion equations”. In : *Applied Mathematical Modelling* 34.10 (2010), p. 3071-3084. ISSN : 0307-904X. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.apm.2010.01.013>. URL : <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0307904X10000442>.
- [33] *NASA Remote Sensing Validation Data Saudi Arabia* : URL : <https://www.nrel.gov/grid/solar-resource/saudi-arabia.html>.
- [34] Razvan PASCANU, Tomas MIKOLOV et Y. BENGIO. “On the difficulty of training Recurrent Neural Networks”. In : *30th International Conference on Machine Learning, ICML 2013* (nov. 2012).
- [35] R. PORRAZZO et al. “A neural network-based optimizing control system for a seawater-desalination solar-powered membrane distillation unit”. In : *Computers Chemical Engineering* 54 (2013), p. 79-96. ISSN : 0098-1354. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.compchemeng.2013.03.015>.
- [36] M. QTAISHAT et al. “Heat and mass transfer analysis in direct contact membrane distillation”. In : *Desalination* 219.1 (2008), p. 272-292. ISSN : 0011-9164. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.desal.2007.05.019>.
- [37] Edward K. SUMMERS, Hassan A. ARAFAT et John H. LIENHARD. “Energy efficiency comparison of single-stage membrane distillation (MD) desalination cycles in different configurations”. In : *Desalination* 290 (2012), p. 54-66. ISSN : 0011-9164. DOI : <https://doi.org/10.1016/j.desal.2012.01.004>.
- [38] Lynn WURTH, James B. RAWLINGS et Wolfgang MARQUARDT. “Economic Dynamic Real-Time Optimization and Nonlinear Model-Predictive Control on Infinite Horizons”. In : *IFAC Proceedings Volumes* 42.11 (2009). 7th IFAC Symposium on Advanced Control of Chemical Processes, p. 219-224. ISSN : 1474-6670. DOI : <https://doi.org/10.3182/20090712-4-TR-2008.00033>.
- [39] Y. YU, J. CAO et J. ZHU. “An LSTM Short-Term Solar Irradiance Forecasting Under Complicated Weather Conditions”. In : *IEEE Access* 7 (2019), p. 145651-145666.