

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Sciences Appliquées

Département de Génie Electrique



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et technologies

Filière : Génie électrique

Spécialité : Electrotechnique Industrielle

Présenté par :

- AZIZI Mohamed Achraf
- Douadi Neoufal Alaa Eddine

Thème :

Variation de la vitesse d'un MCC par la commande prédictive

Soumis au jury composé de :

M^r Taibi Djamel	MAA	Président	UKM Ouargla
M^r Benmakhlouf Abdeslam	MAA	Encadreur/rapporteur	UKM Ouargla
M^r Djarah Djalal	MCB	Encadreur/rapporteur	UKM Ouargla
M^r Bourek Yacine	MCA	Examineur	UKM Ouargla

Année universitaire 2022/23

Dédicaces

Au meilleur des pères

À notre très chère maman

Qu'ils trouvent en nous la source de leur fierté

À qui nous devons tout, À nos amis

À tous ceux qui nous sont chers

Remerciement

Nous souhaitons exprimer notre profonde gratitude et reconnaissance, en tant que deux personnes, à tous nos soutiens tout au long de notre parcours pour l'obtention de notre diplôme de Master. Vous avez été de véritables piliers qui nous ont permis d'atteindre ce succès et d'arriver à cette étape cruciale de notre vie académique.

*Nous remercions **ALLAH** le tout puissant d'avoir nous donner le courage*

Nous tenons à remercier chaque personne qui nous a apporté son soutien, ses conseils et ses encouragements tout au long de cette période. Vos paroles motivantes et inspirantes ont éclairé notre chemin et nous ont donné la force d'avancer. Vous avez eu un impact positif sur notre vie académique et avez contribué à notre réussite.

*Nous souhaitons exprimer notre gratitude envers notre encadreur, **Mr BENMAKHOUF Abdeslam**, qui nous a guidés et conseillés tout au long de ce parcours académique. Vos orientations et vos commentaires ont été extrêmement précieux pour développer et améliorer notre recherche et nos résultats. Vous avez eu une influence considérable sur notre formation académique et avez contribué à façonner nos compétences et nos connaissances de manière significative.*

Nous remercions tous nos soutiens et vous promettons de vous garder toujours dans nos cœurs. Nous vous souhaitons à tous encore plus de succès et d'excellence dans votre parcours académique et professionnel.

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



Liste des abréviations

TL	Transformation de Laplace
MPC	Commande Prédictive Modèle
PID	Régulateur Proportionnel-intégral-Dérivé
DMC	Commande Matricielle Dynamique
LTI	Linéaire Temps -Invariant
BIBO	Bornes d'Entrée Bornes de sortie
LQG	Commande Linéaire Quadratique Gaussienne
ILC	Commande d'Apprentissage itérative
MCC	Machine à Courant Continu

Liste des notations et symboles

V_a	Tension du rotor (induit).
V_f	Tension du stator (inducteur).
r_f, r_a	Auto-résistance des enroulements de champ et d'induit (en ohms, Ω).
L_{FF}, L_{AA}	Auto-inductances des enroulements de champ et d'induit (en henrys, H).
i_f, i_a	Courants circulant dans les enroulements de champ et d'induit (en ampères, A).
ω_r	Vitesse du rotor (induit) en (radians par seconde, rad/s).
Te	Le couple électromagnétique (en newton-mètre, Nm).
L_{AF}	Inductance mutuelle entre les bobines de champ et d'induit (en henrys, H).
J	Inertie du rotor (plus toute charge mécanique connectée) (en $kg \cdot m^2$)
B_m	Coefficient d'amortissement associé au système de rotation mécanique de la machine.
K_v	Constante de vitesse électromotrice (en en volts par radian par seconde, $\frac{V}{\frac{rad}{s}}$).

Liste des Tableaux

Chapitre I : La modélisation des MCC

TABLEAU I.1. LES PARAMETRES DE MOTEUR A CC UTILISE DANS LA SIMULATION.....	6
---------------------------------------------------------------------------------------	----------

Liste des Figures

Chapitre I : La modélisation des MCC

FIGURE I.1 CIRCUIT EQUIVALENT DES MOTEURS A CC (A) A EXCITATION SEPARÉE, (B) A AIMANT PERMANENT, (C) SHUNT ET (D) SERIE.	5
FIGURE I.2 UN MODELE D'UN MOTEUR CC A AIMANT PERMANENT UTILISANT DES BLOCS SIMSCAPE.....	6
FIGURE I.3 (A) CARACTERISTIQUES DE DEMARRAGE D'UN MOTEUR A CC A AIMANT PERMANENT MODELISEES. (B) LA VITESSE D'UN MOTEUR A CC A AIMANT PERMANENT MODELISEE SELON TROIS APPROCHES DIFFERENTES DANS SIMULINK.	8

Chapitre II : La commande prédictive

FIGURE II.1 SCHEMA-BLOC D'UNE BOUCLE DE CONTROLE CLASSIQUE	11
FIGURE II.2 SIMPLIFIED BLOCK DIAGRAM OF AN MPC-BASED CONTROL LOOP	12
FIGURE II.3 PRINCIPE DE FONCTIONNEMENT D'UNE COMMANDE PREDICTIVE BASEE SUR UN MODELE AVEC DES HORIZONS N_1, N_2, N_u	13
FIGURE II.4 EXEMPLE D'UN SYSTEME EN BOUCLE FERMEE STABLE AVEC SA FONCTION OBJECTIVE	18
FIGURE II.5 EXEMPLE D'UNE FONCTION DE LYAPUNOV	18
FIGURE II.6 APERÇU DE L'EVOLUTION DE LA PUISSANCE DE CALCUL	25

Chapitre III : Régulation de la vitesse d'un MCC par la commande prédictive

FIGURE III.1 SCHEMA D'UN MOTEUR A CC.....	28
FIGURE III.2 CONTROLEUR MPC POUR MCC.....	34
FIGURE III.3 EXEMPLE DE CONTROLE DU MCC (SOURCE MATLAB).....	37
FIGURE III.4 LA REPONSE DU MCC (TEST 1).....	38
FIGURE III.5 LES VARIATIONS DU COURANT D'INDUIT (TEST 1).....	38
FIGURE III.6 LES VARIATIONS DU COUPLE ELECTROMAGNETIQUE (TEST 1).....	39
FIGURE III.7 LA REPONSE DU MCC (TEST 2).....	39
FIGURE III.8 LES VARIATIONS DU COURANT D'INDUIT (TEST 2).....	40
FIGURE III.9 LES VARIATIONS DU COUPLE ELECTROMAGNETIQUE (TEST 2).....	40

Table des matières

Introduction générale.....	1
Chapitre I : La modélisation des MCC	3
I.1 Introduction:	3
I.2 Equations fondamentales des moteurs à CC:	4
I.4 Modélisation des moteurs à CC à Aimant Permanents:	5
I.4.2 Modélisation à l'aide de blocs Simscape :	5
I.7 Résultats de simulation :	6
I.8 Conclusion :	8
Chapitre II : La commande prédictive.....	9
II.1 Introduction :	9
II.2 Théorie :	12
II.3 Histoire :	14
II.4 Faisabilité, stabilité et robustesse On doit distinguer plusieurs aspects du MPC :....	14
II.4.1 Faisabilité :	15
II.4.2 Stabilité :	16
II.4.3 Robustesse :	19
II.4.4 Résumé sur la faisabilité, la stabilité et la robustesse :	20
II.5 Développements récents dans la théorie MPC :	21
II.6 Applications :	22
II.7 Conception et réglage du contrôleur :	22
II.8 Calculs :	24
II.9 MPC explicite :	25
II.10 Blocage de mouvement :	25
II.11 Conclusion :	26

Chapitre III : Régulation de la vitesse d'un MCC par la commande prédictive	27
III.1 Introduction :.....	27
III.2 Modélisation d'espace-état du Système :.....	28
III.3 MPC (La commande Prédictive) basé sur des modèles d'espace d'état :.....	30
III.4 Le contrôleur PI :	34
III.5 Résultats de simulation :	35
III.6 Conclusion :	41
Conclulsion générale	42
BIBLIOGRAPHIE:.....	44

Résumé :

Variation de la vitesse d'un MCC par la commande prédictive

La commande prédictive (MPC) est une technique de commande avancée largement utilisée dans le domaine de l'automatique, qui permet d'optimiser les performances et la stabilité du système. Elle offre des avantages significatifs en termes de précision de contrôle, de rejet des perturbations et d'adaptabilité aux variations des conditions de fonctionnement. Notre objectif consiste à appliquer la commande prédictive (MPC) pour assurer un contrôle précis de la vitesse d'un moteur à courant continu (CC) ou d'autre sens maintenir la vitesse désirée du moteur avec une grande précision.

Dans ce travail, on s'intéresse l'étude, le désigne et de la visualisation. Le plan de travail constitué de trois parties organisées comme suit :

Dans le premier chapitre, on présentera la modélisation des moteurs à CC. Dans le deuxième chapitre, on étudiera les généralités de la commande prédictive. Dans le troisième chapitre on établira la régulation de la vitesse de moteur par la commande prédictive, et nous terminons ce travail par une conclusion générale.

Mots clefs : Commande prédictive (MPC), automatique, stabilité, précision de contrôle, moteurs à CC.

Abstract:

Speed variation of a DC motor using model predictive control

Model Predictive Control (MPC) is an advanced control technique widely used in the field of automation, which aims to optimize system performance and stability. It provides significant benefits in terms of control precision, disturbance rejection, and adaptability to varying operating conditions. Our objective is to apply Model Predictive Control (MPC) to ensure precise control of the speed of a Direct Current (DC) motor, or alternatively, to maintain the desired motor speed with high accuracy.

This work focuses on the study, design, and visualization. The work plan consists of three organized parts as follows:

In the first chapter, we will present the modeling of DC motors. The second chapter will explore the general aspects of Model Predictive Control. The third chapter will establish the regulation of motor speed using Model Predictive Control. Finally, we conclude this work with a general conclusion.

Keywords: Model Predictive Control (MPC), Automation, Stability, Control precision, DC motors.

ملخص:

تغيير سرعة المحرك ذو التيار المستمر باستخدام التحكم التنبؤي

التحكم التنبؤي (MPC) هي تقنية ضبط متقدمة تستخدم على نطاق واسع في مجال الأتمتة، والتي تهدف إلى تحسين أداء النظام واستقراره. إنها توفر فوائد كبيرة من حيث دقة الضبط ورفض التشويش والقدرة على التكيف مع تغيرات ظروف التشغيل. هدفنا هو تطبيق التحكم التنبؤي (MPC) لضمان ضبط دقيق لسرعة محرك التيار المستمر (DC)، أو بشكل بديل للحفاظ على سرعة المحرك المرغوبة بدقة عالية.

يتركز هذا العمل على الدراسة والتصميم والتصور. يتكون خطة العمل من ثلاثة أجزاء منظمة على النحو التالي:

في الجزء الأول سنقدم نمذجة محركات التيار المستمر. في الجزء الثاني، سندرس الجوانب العامة للتحكم التنبؤي. في الجزء الثالث، سنقوم بإقامة تنظيم سرعة المحرك باستخدام التحكم التنبؤي. في النهاية، نختم هذا العمل بخاتمة عامة.

كلمات مفتاحية: التحكم التنبؤي (MPC) ، الأوتوماتيكية، الاستقرار، دقة التحكم، محركات التيار المستمر (CC) .

Introduction générale

La commande prédictive, également connue sous le nom de Model Predictive Control (MPC) en anglais, est une technique de commande avancée largement utilisée dans le domaine de l'automatique. Elle permet de contrôler de manière optimale les systèmes dynamiques en utilisant des modèles mathématiques prédictifs.

Cette mémoire de fin d'études se concentre sur l'application de la commande prédictive à la variation de la vitesse d'un moteur à courant continu. Un moteur à courant continu est un dispositif électromécanique qui convertit l'énergie électrique en énergie mécanique rotative. La vitesse de rotation de ce type de moteur est contrôlée en modifiant la tension d'alimentation ou le courant d'excitation.

L'objectif de cette étude est d'analyser les avantages significatifs offerts par la commande prédictive lorsqu'il s'agit de la variation de la vitesse d'un moteur à CC. Nous visons à développer et à mettre en œuvre un modèle mathématique prédictif du système afin de réguler précisément la vitesse du moteur. Ce modèle prendra en compte les caractéristiques dynamiques du moteur ainsi que les contraintes opérationnelles telles que les limites de tension, de courant et de vitesse.

En utilisant ce modèle prédictif, nous calculerons les actions de commande optimales pour maintenir la vitesse souhaitée du moteur tout en respectant les contraintes. L'un des avantages clés de la commande prédictive dans cette application est sa capacité à anticiper les variations de la charge ou les perturbations du système. Grâce à son modèle prédictif, la commande prédictive ajustera rapidement les actions de commande pour compenser ces variations et maintenir la vitesse du moteur de manière précise.

De plus, nous chercherons à optimiser les performances du moteur en minimisant les écarts par rapport à la consigne de vitesse, en réduisant les oscillations indésirables et en améliorant la réponse transitoire. Cela nous permettra d'obtenir un contrôle plus précis et une meilleure stabilité du moteur à courant continu dans des applications nécessitant des variations rapides de vitesse ou une régulation précise.

En résumé, cette étude vise à explorer l'approche avancée et efficace de la commande prédictive pour la variation de la vitesse d'un moteur à courant continu. Notre objectif est d'optimiser les performances du moteur, de maintenir la vitesse souhaitée avec précision et de

compenser les variations de charge ou les perturbations du système. Grâce à son modèle prédictif, la commande prédictive constitue une solution puissante pour la commande des moteurs à courant continu dans une large gamme d'applications industrielles et robotiques.

La modélisation des MCC

I.1 Introduction :

Les moteurs à courant continu à aimant permanent sont largement utilisés dans de nombreuses applications industrielles et domestiques en raison de leur efficacité, de leur fiabilité et de leur contrôlabilité précise. La modélisation de ces moteurs est essentielle pour la conception et l'optimisation des systèmes électriques qui les utilisent.

Dans ce chapitre, nous nous pencherons sur la modélisation d'un moteur à courant continu à aimant permanent à l'aide de MATLAB/Simulink et de la bibliothèque Simscape. MATLAB/Simulink est un environnement de développement puissant et polyvalent largement utilisé dans le domaine de l'ingénierie pour la modélisation, la simulation et l'analyse de systèmes dynamiques.

La bibliothèque Simscape, quant à elle, offre des outils spécifiques pour la modélisation de systèmes physiques en utilisant des composants physiques et des équations différentielles. En utilisant cette bibliothèque, nous pourrions représenter le comportement dynamique du moteur à courant continu à aimant permanent de manière précise et réaliste.

Ce chapitre sera structuré de la manière suivante : tout d'abord, nous présenterons brièvement les principes de base du fonctionnement d'un moteur à courant continu à aimant permanent. Ensuite, nous expliquerons les étapes nécessaires à la modélisation de ce moteur en utilisant MATLAB/Simulink et la bibliothèque Simscape.

Enfin, nous mettrons en œuvre notre modèle de moteur à courant continu à aimant permanent dans MATLAB/Simulink, et nous effectuerons des simulations pour évaluer les performances du moteur dans différentes conditions de fonctionnement. Ces simulations nous permettront de mieux comprendre le comportement du moteur et d'optimiser ses performances en ajustant les paramètres du modèle.

I.2 Équations fondamentales des moteurs à CC :

Le comportement dynamique des moteurs à courant continu peut être dérivé des équations électromagnétiques du système. Les équations des tensions d'induit et de champ sont [37] :

$$v_a = \left(r_a + \frac{dL_{AA}}{dt} \right) i_a + \omega_r L_{AF} i_f \quad (1)$$

$$v_f = \left(r_f + \frac{dL_{FF}}{dt} \right) i_f \quad (2)$$

Où

- r_f, r_a : Auto-résistance des enroulements de champ et d'induit.
- L_{FF}, L_{AA} : Auto-inductances des enroulements de champ et d'induit.
- i_f, i_a : Courants circulant dans les enroulements de champ et d'induit.
- ω_r : Vitesse du rotor (induit).
- L_{AF} : Inductance mutuelle entre les bobines de champ et d'induit.

Le couple électromagnétique (T_e) peut être exprimé comme suit :

$$T_e = L_{AF} i_f i_a \quad (3)$$

Le couple électromagnétique et le couple de charge (T_l) sont liés par :

$$T_e = J \frac{d\omega_r}{dt} + B_m \omega_r + T_l \quad (4)$$

Où

- J : Inertie du rotor (plus toute charge mécanique connectée).
- B_m : Coefficient d'amortissement associé au système de rotation mécanique de la machine".

Le circuit équivalent de différents types de moteurs à courant-continu est illustré dans la Figure I.1 :

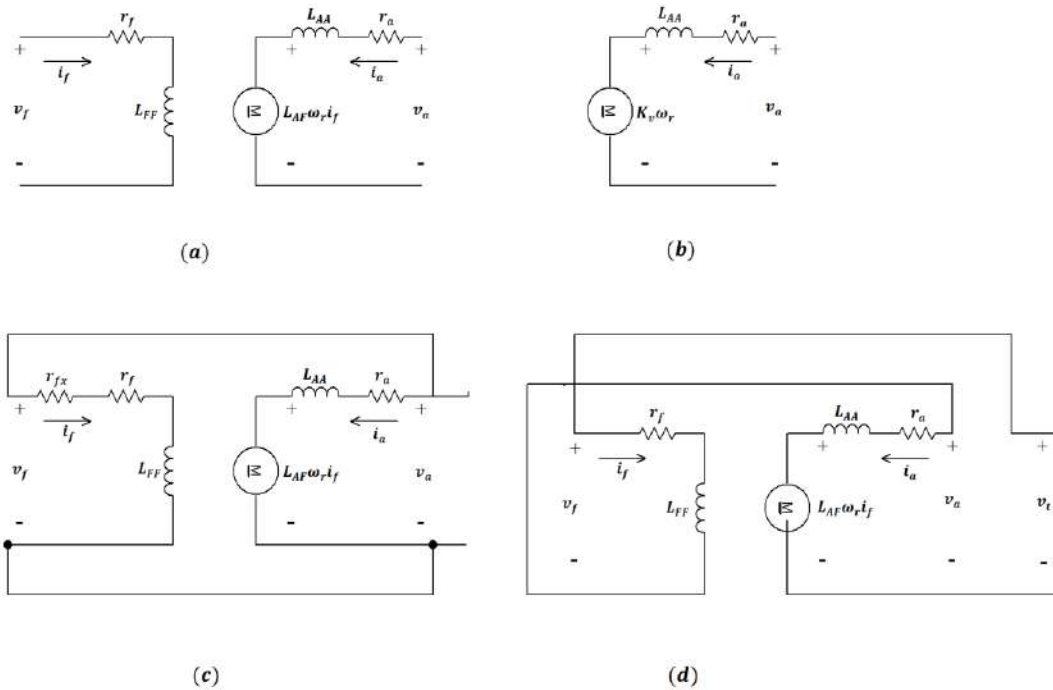


Figure I.1 Circuit équivalent des moteurs à CC (a) à excitation séparée, (b) à Aimant Permanent, (c) Shunt et (d) Série.

I.3 Modélisation des moteurs à CC à aimant permanents (AP) :

Un moteur CC à aimants permanents (AP) n'a pas de circuit de champ ; à la place, l'aimant permanent produit un flux de champ constant, ce qui est similaire à un moteur CCSE avec un K_v constant. Les équations de tension d'armature et de couple électromagnétique sont réécrites comme suit :

$$v_a = \left(r_a + \frac{dL_{AA}}{dt} \right) i_a + \omega_r K_v \quad (5)$$

$$T_e = K_v i_a \quad (6)$$

Le circuit équivalent de ce type de machine est montré dans la Figure I.1.b.

I.3.1 Modélisation à l'aide de blocs Simscape :

Les moteurs à courant continu à aimant permanent peuvent être représentés par des circuits électriques (c'est-à-dire des inductances et des résistances), ainsi que par des composants qui

imitent les caractéristiques mécaniques de la machine (c'est-à-dire l'inertie, l'amortisseur de rotation), comme illustré dans la Figure I.2.

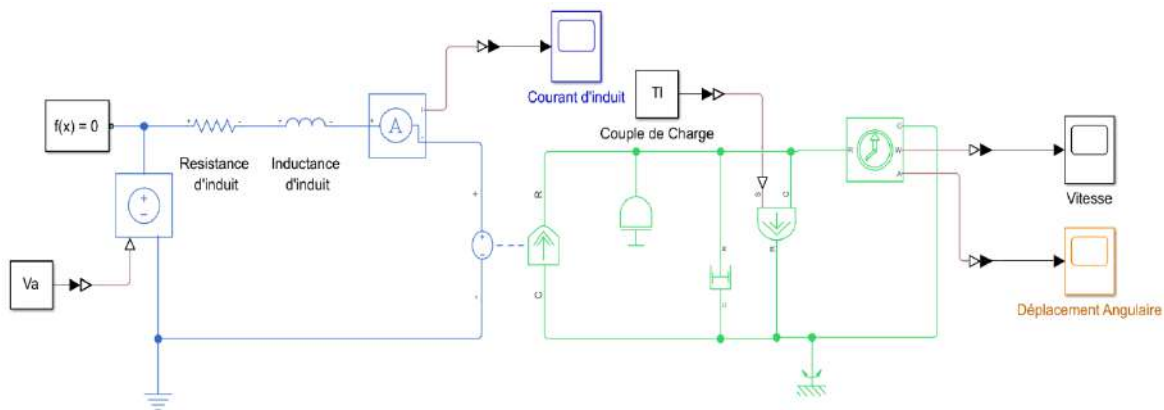


Figure I.2 Un modèle d'un moteur CC à aimant permanent utilisant des blocs Simscape.

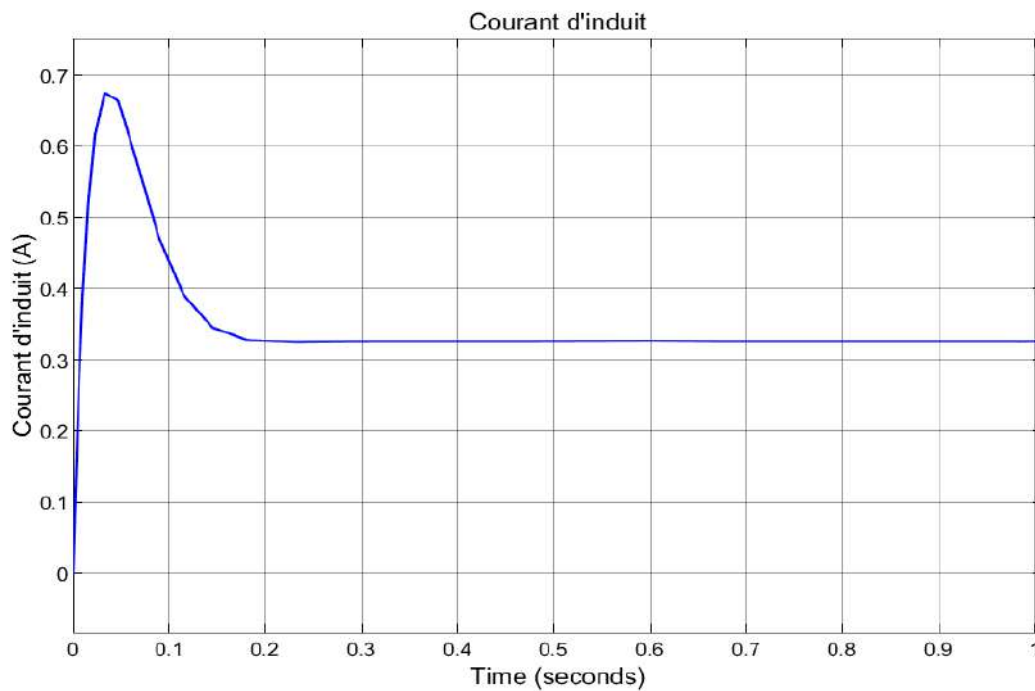
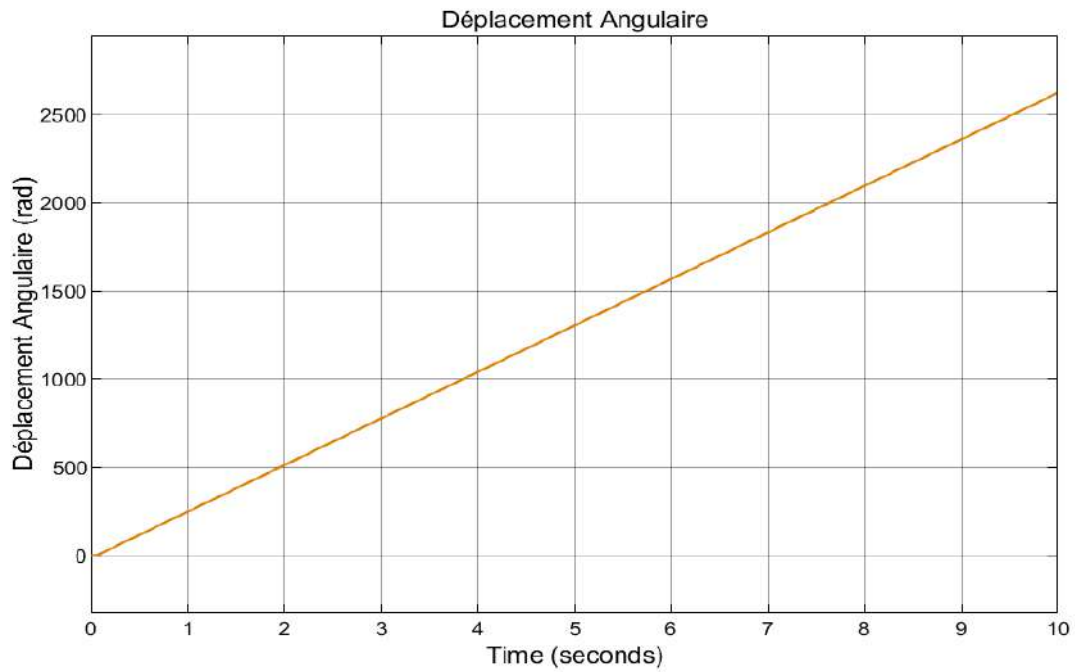
I.4 Résultats de simulation :

Les modèles présentés dans les sections précédentes ont été simulés et leurs caractéristiques de démarrage sont représentées et discutées dans cette section. Les paramètres de la machine utilisés dans la simulation sont présentés dans le Tableau I.1. Tous les modèles ont été construits et simulés à l'aide de MATLAB R2019a.

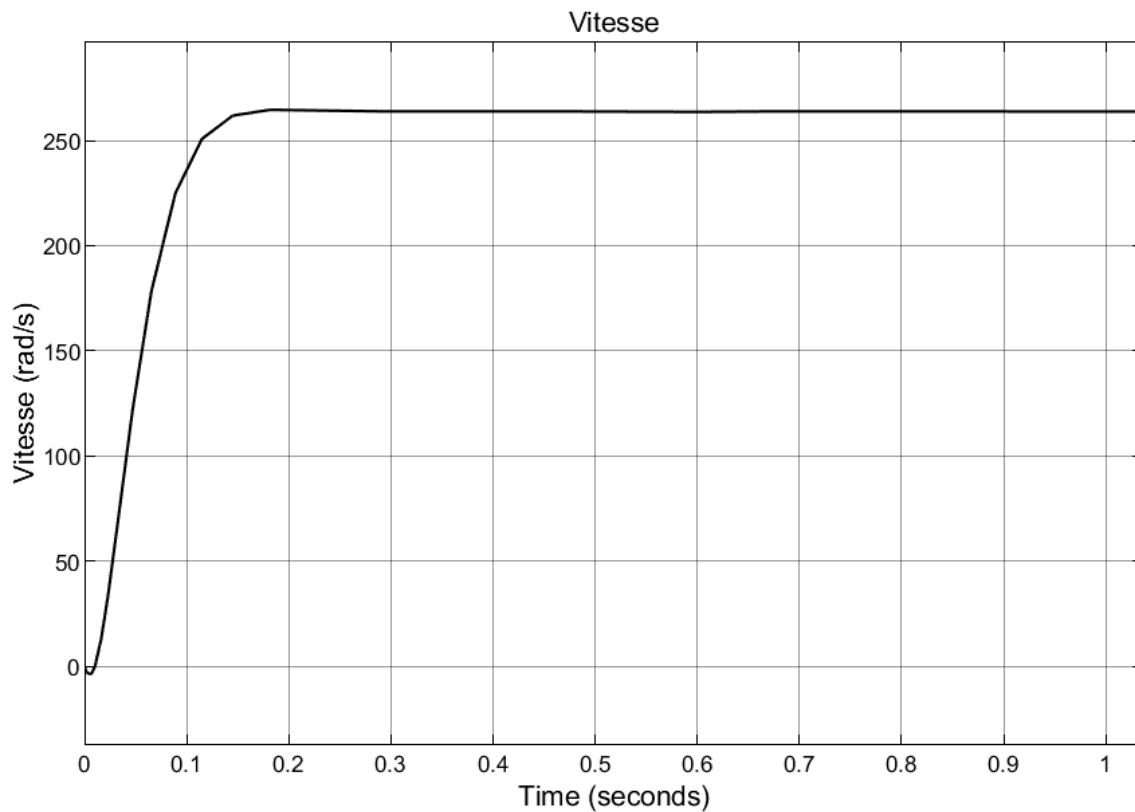
Tableau I.1 Les paramètres des moteurs à CC utilisés dans la simulation.

<i>Paramètres</i>	
$r_a(\Omega)$	7
$L_{AA}(H)$	0.12
$V_f(V)$	--
$V_a(V)$	6
$T_l(N.m)$	0.003
$J(Kg.m^2)$	1.61×10^{-6}
$K_v(\frac{V}{\frac{rad}{s}})$	0.0141

Les paramètres de la machine présentés dans le tableau I.1 ont été introduits dans le modèle de moteurs à courant continu à aimant permanent représenté dans la figure I.2. Le courant d'induit, la vitesse, et le déplacement angulaire du rotor ont été représentés dans la figure I.3.



(a)



(b)

Figure I.3 (a) Caractéristiques de démarrage d'un moteur à CC à aimant permanent modélisées. (b) La vitesse d'un moteur à CC à aimant permanent modélisée dans Simulink.

I.5 Conclusion :

Un laboratoire virtuel de modèles représentant des moteurs à courant continu à des fins éducatives et de recherche de premier cycle a été développé. Un modèle dynamique de moteur à aimant permanent, développé à l'aide de MATLAB/Simulink ont été présenté. Ce modèle développé pour le moteur à CC à aimant permanent est bénéfique pour la recherche et l'éducation. Le modèle est donc accessible via un dépôt GitHub disponible publiquement [39].

Une approche de modélisation utilise des composants de la bibliothèque Simscape, qui imitent les parties électriques et mécaniques des machines à courant continu, pour construire le modèle. Tous les modèles développés permettent de modifier tous les paramètres de la machine à des fins de surveillance et d'évaluation, créant ainsi un environnement d'apprentissage amélioré. Cette étude s'inscrit dans le cadre d'une recherche en cours sur la modélisation et le contrôle des moteurs à courant contin

La commande prédictive

II.1 Introduction :

Les contrôleurs à rétroaction, également connus sous le nom de contrôleurs en boucle fermée, sont utilisés pour automatiser les systèmes techniques. Ils comparent une référence r avec une variable mesurée y et choisissent une valeur appropriée pour la variable manipulée u en fonction de l'écart résultant $e = r - y$ (Figure II.1). Ils peuvent être classés en trois groupes en fonction de leurs modes de fonctionnement : les contrôleurs classiques, les contrôleurs prédictifs et les contrôleurs répétitifs. Les contrôleurs classiques, tels que les contrôleurs PID, les contrôleurs bang-bang ou les contrôleurs d'état, ne considèrent que le comportement passé et actuel du système (c'est-à-dire qu'ils sont "réactifs" à un écart). Les contrôleurs prédictifs utilisent un modèle de système pour prédire le comportement futur en anticipant les déviations. Ils utilisent le modèle du système pour prédire le comportement futur en anticipant les écarts. Les contrôleurs répétitifs, quant à eux, considèrent le comportement du système du cycle précédent et calculent une trajectoire optimale pour le prochain cycle.

Le contrôleur PID, avec sa grande pertinence et son utilisation répandue dans les applications industrielles, est le contrôleur le plus connu. Même s'il existe de nombreux principes de configuration, il peut être difficile d'identifier une paramétrisation, en particulier pour les systèmes non linéaires ou variant dans le temps [1].

La dynamique du système et la précision du modèle "restreignent fondamentalement" "l'efficacité de toute conception de rétroaction". Par conséquent, indépendamment de la technique de conception, un suivi complet des trajectoires de référence variant dans le temps n'est pas théoriquement réalisable avec la seule commande de rétroaction. Des cas particuliers, tels que les limitations techniques des actionneurs, nécessitent des solutions individuelles qui reposent souvent sur l'heuristique, sont difficiles à comprendre et à entretenir. Les méthodes de

commande supérieures, telles que les contrôleurs de mode glissant ou les contrôleurs de recul, sont également abstraites et complexes dans leur interprétation.

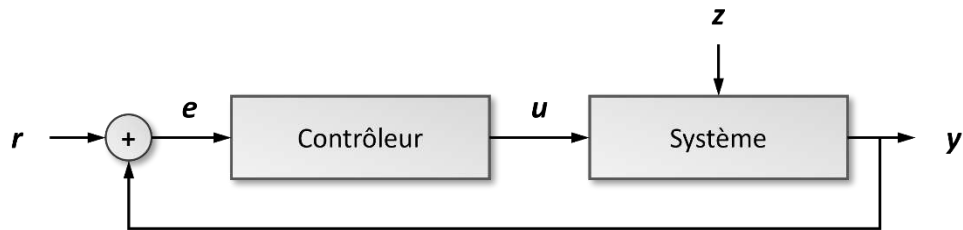


Figure II.1 Schéma-bloc d'une boucle de contrôle classique

En réalité, les auteurs de la théorie du MPC (Model Predictive control) [2] ont souligné que 90% de tous les problèmes de commande sont idéalement adaptés à la commande classique. Seule la partie restante nécessite l'utilisation de commandes sophistiquées. Au lieu de cela, nous visons à démontrer que le MPC est une bonne technique dans pratiquement tous les problèmes, même dans ceux qui n'ont pas encore été contrôlés car la connaissance de la théorie de la commande ou la confiance en la faisabilité sont absentes. Le MPC est basé sur une optimisation en temps réel répétée d'un modèle mathématique du système. En se basant sur ce modèle de système, le MPC prédit le comportement futur du système en le considérant dans l'optimisation qui détermine la trajectoire optimale de la variable manipulée u , comme illustré dans la figure 1.2. Ainsi, le MPC est livré avec une paramétrisation intuitive en ajustant un modèle de processus au prix d'un effort de calcul plus élevé que les contrôleurs classiques.

La capacité de la méthode à anticiper le comportement et à prendre en compte des contraintes strictes est ce qui la rend si efficace pour la gestion des systèmes réels. En phase avec la croissance de la puissance de calcul et à mesure que des modèles de processus complexes deviennent de plus en plus accessibles pour toutes sortes de systèmes différents, la MPC permet maintenant de contrôler des systèmes qui étaient auparavant impensables.

Les modèles, qui sont accessibles dans pratiquement tous les domaines, sont utilisés en MPC. Cela permet l'application de ces informations accumulées et évite la construction fastidieuse d'une loi de commande explicite, un processus souvent laissé aux spécialistes de la commande. Au lieu de cela, MPC utilise une optimisation basée sur un modèle pour dériver automatiquement la règle de contrôle. Les principaux avantages de MPC et les raisons pour lesquelles nous le recommandons dans la communauté d'ingénierie sont sa formulation implicite, sa flexibilité et son utilisation explicite de modèles. Ce document résume les applications de la MPC, mais ne prétend pas que la MPC est le choix optimal parmi tous les algorithmes de contrôle pour chaque problème particulier.

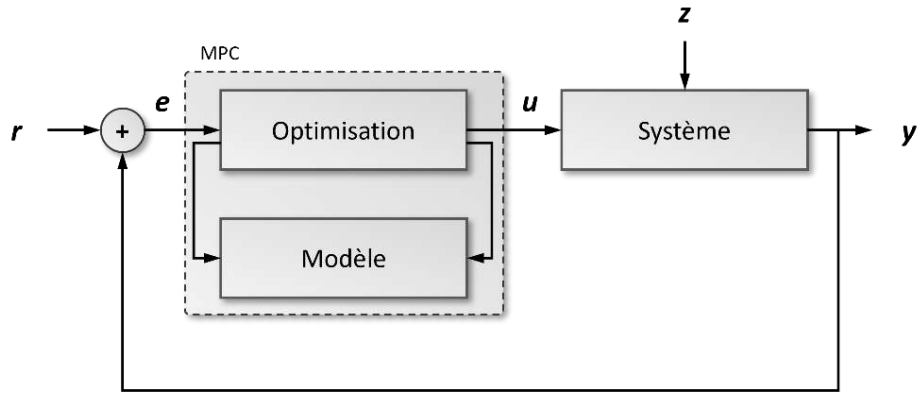


Figure II.2 Simplified block diagram of an MPC-based control loop

Lorsque MPC était nouveau, plusieurs articles de synthèse largement remarquables ont été publiés sur la théorie [3] et les applications [4]. Cette évaluation, cependant, est motivée par l'idée que la MPC ne sera pas toujours un sujet pour les ingénieurs en contrôle. L'utilisation de la technologie de fabrication, qui a récemment contribué de manière significative et présente souvent des exigences élevées en termes de fiabilité, de limites et de temps, stimule désormais le développement de la théorie MPC. Ce travail devrait encourager les non-professionnels du contrôle à se joindre à la lutte et à créer de nouveaux cas d'utilisation qui brisent les contraintes technologiques existantes. Afin de tirer des leçons des premières visions et des divergences, l'article commence par une hypothèse de base et une esquisse approximative de la progression historique. L'accent est mis sur les facteurs de faisabilité réaliste, de stabilité et de robustesse, ainsi que sur des exemples d'applications. En chemin, nous discutons des différentes variantes de MPC, dont les mots-clés connexes sont DMC, contrôle prédictif basé sur le modèle, contrôle horizon rétractable [1].

II.2 Théorie :

Les techniques de contrôle avancées appelées MPC utilisent explicitement des modèles pour prévoir le comportement futur du système. En tenant compte de cette prévision, le MPC crée une commande en résolvant un problème d'optimisation restreint pour obtenir le meilleur résultat u . C'est l'une des rares techniques de contrôle qui prend en compte directement les contraintes. Souvent, la fonction de coût est formulée de manière à ce que la sortie du système y suive une référence donnée r pour un horizon N_2 , Fig. II.3. Seule la première valeur de la trajectoire de sortie optimisée est appliquée au système. À chaque fois, cette prédiction et cette optimisation sont répétées. En raison de cela, le MPC est également connu sous le nom de contrôle à « horizon fuyant ». En essence, l'idée est qu'une optimisation à court terme (prédictive) permet d'atteindre l'optimalité sur une longue période. Cela est considéré comme

vrai car l'erreur d'une prévision proche est considérée comme petite par rapport à une prévision lointaine. La distinction fondamentale par rapport aux systèmes de contrôle traditionnels, qui utilisent des règles de contrôle déjà calculées, est le couplage de la prédiction et de l'optimisation [5].

Pour décrire précisément l'impact d'un changement de la variable manipulée u sur la variable de contrôle y , l'horizon de prédiction N_2 doit être suffisamment long. Les retards peuvent être pris en compte par l'horizon de prédiction inférieur N_1 ou en les incorporant dans le modèle du système.

Cette dernière méthode est souvent plus logique et l'horizon de prédiction le plus bas est fixé à $N_1 = 1$ pour permettre le temps de calcul (ainsi, le calcul est effectué en une étape de temps, et la réponse u est mise en œuvre seulement après l'étape de temps suivante).

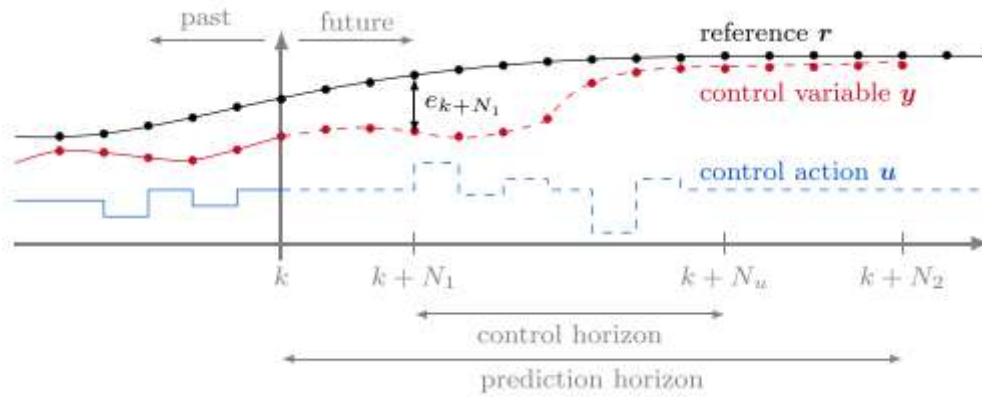


Figure II.3 Principe de fonctionnement d'une commande prédictive basée sur un modèle avec des horizons N_1, N_2, N_u (conformément à [6]).

En supposant un système arbitraire

$$x(k+1) = f(x(k), u(k)), \quad (1)$$

$$y(k) = h(x(k)). \quad (2)$$

Le MPC minimise une fonction de coût définie par l'utilisateur J , Eq.3, par exemple l'erreur de suivi entre le vecteur de référence r et la sortie du modèle y , Eq.4 :

$$\min_u J(x(k), u(\cdot)) \quad (3)$$

$$\min_u \sum_{i=N_1}^{N_2} \|r(k+i|k) - y(k+i|k)\| \quad (4)$$

$$s. t. \quad \mathbf{u}_{lb} \leq u(k+j|k) \leq \mathbf{u}_{ub}$$

$$\mathbf{y}_{lb} \leq y(k+i|k) \leq \mathbf{y}_{ub}$$

$$\forall i \in \{N_1, \dots, N_2\} \text{ et } j \in \{(0, \dots, N_u)\}$$

Cette formulation utilise une norme arbitraire $\|\cdot\|$.

Nous désignerons l'état prédit $\mathbf{k} + \mathbf{i}$ au temps \mathbf{k} comme $\mathbf{x}(\mathbf{k} + \mathbf{i}|\mathbf{k})$. Les variables écrites en gras \mathbf{A} indiquent des dimensions supérieures, c'est-à-dire un vecteur (caractères minuscules) ou une matrice (caractères majuscules). Une séquence d'états sera indiquée par $\mathbf{x}(\cdot)$:

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(\mathbf{k} + \mathbf{i}) \forall \mathbf{i} \in (0, \dots, N_2) &\Rightarrow \mathbf{x}(\cdot), \\ \mathbf{u}(\mathbf{k} + \mathbf{i}) \forall \mathbf{i} \in (0, \dots, N_u) &\Rightarrow \mathbf{u}(\cdot), \\ \mathbf{y}(\mathbf{k} + \mathbf{i}) \forall \mathbf{i} \in (N_1, \dots, N_2) &\Rightarrow \mathbf{y}(\cdot).\end{aligned}$$

La formulation des contraintes sera raccourcie de cette manière en.

$$\mathbf{x}_{lb} \leq \mathbf{x}(\cdot) \leq \mathbf{x}_{ub} \Rightarrow \mathbf{x} \in \mathbb{X}_f,$$

En indiquant que la séquence $\mathbf{x}(\cdot)$ se trouve dans l'ensemble réalisable \mathbf{X}_f .

II.3 Histoire :

Vers la fin des années 1970, les bases de la commande prédictive basée sur un modèle (MPC) ont été posées par [6] et [7]. Le MPC a été utilisé avec succès pour contrôler des problèmes complexes rentables avec l'arrivée des contrôleurs numériques. En 1978, [6] a introduit la commande heuristique prédictive basée sur un modèle (MPHC), qui comprenait les caractéristiques essentielles du MPC telles qu'un modèle de processus explicite, un horizon de prédiction et des contraintes d'entrée/sortie. Cependant, [6] n'a pas prétendu obtenir des commandes optimales et a utilisé une approche itérative pour respecter les contraintes. De son côté, Shell a développé le contrôle matriciel dynamique (DMC), utilisant un modèle linéaire par morceaux pour prédire le comportement d'une unité de craquage catalytique. Cutler et Ramaker ont démontré que le DMC surpassait le contrôle classique en cascade PID. Ces deux efforts ont préparé le terrain pour l'adoption rapide du MPC dans le secteur des procédés pétrochimiques. La conception du contrôleur et l'utilisation de modèles non linéaires étaient des éléments clés de la promesse du MPC. La recherche s'est ensuite concentrée sur la robustesse et la stabilité du MPC, en particulier sous la direction du groupe de recherche de Manfred Morari. Avec l'avènement de l'informatique puissante, la recherche s'est tournée vers des applications de MPC avec moins de variables de contrôle et des exigences de calcul plus rapides.

II.4 Faisabilité, stabilité et robustesse On doit distinguer plusieurs aspects du MPC:

- La faisabilité du problème d'optimisation en boucle ouverte.
- La stabilité du contrôleur en boucle fermée.

- La robustesse vis-à-vis des incertitudes.

Le premier concerne la formulation du problème d'optimisation, le deuxième le contrôleur dans son ensemble en ce qui concerne les perturbations, et le dernier concerne principalement l'exactitude du modèle de processus.

Dans un système stable, malgré les perturbations dans la boucle de contrôle, le contrôleur est capable d'amener la sortie à une valeur constante à la fin de l'horizon N_2 . En revanche, la robustesse vise à prendre en compte les incertitudes.

La robustesse a principalement à voir avec les erreurs de modèle en termes de prédiction de sortie. Bien que le modèle soit le composant principal de la commande prédictive basée sur le modèle (MPC), il ne peut jamais être parfait. Cependant, pour l'analyse de stabilité, on suppose un modèle parfait. Ce n'est que dans une étape ultérieure que la robustesse est examinée. De plus, la résilience a beaucoup à voir avec le bruit de signal.

Garcia et Morari ont souligné tôt que le contrôle optimal améliore le comportement de contrôle mais complique l'examen de la robustesse. La robustesse ne découle pas de la stabilité, ni vice versa, mais un système stable en boucle fermée réduit toujours l'effet des perturbations. Dans la suite, cet article distingue clairement les différentes difficultés de conception de la commande prédictive basée sur le modèle (MPC).

II.4.1 Faisabilité :

Les contraintes d'entrée rigides (sur \mathbf{u}) décrivent les restrictions physiques sur des éléments tels que les actionneurs qui ne doivent pas être franchies. En revanche, les contraintes de sortie rigides (sur \mathbf{y}) sont souvent plus souhaitables que requises. Ils pourraient rendre le problème d'optimisation impossible. Un degré de liberté supplémentaire est créé en relâchant ces restrictions de sortie et en ajoutant des variables d'écart au problème d'optimisation. L'étendue de la violation est pénalisée dans la fonction objectif :

$$\min_{\mathbf{u}, \xi} \|\mathbf{r}(\mathbf{k} + i | \mathbf{k}) - \mathbf{y}(\mathbf{k} + i | \mathbf{k})\|_{\mathbf{w}_w} + \underbrace{\|\xi(\mathbf{k} + i | \mathbf{k})\|_{\mathbf{w}_\xi}}_{\text{atténuation}} \quad (5)$$

$$\text{s.t.} \quad \mathbf{u}_{lb} \leq \mathbf{u}(\mathbf{k} + j | \mathbf{k}) \leq \mathbf{u}_{ub},$$

$$\mathbf{y}_{lb} - \xi(\mathbf{k} + i | \mathbf{k}) \leq \mathbf{y}(\mathbf{k} + i | \mathbf{k}) \leq \mathbf{y}_{ub} + \xi(\mathbf{k} + i | \mathbf{k}),$$

$$\text{Ou } \xi \geq 0,$$

$$\forall i \in \{N_1, \dots, N_2\} \text{ et } j \in \{0, \dots, N_u\}.$$

Chaque phrase possède sa propre matrice de pondération, qui est W . Une multiplication de matrices peut être utilisée pour résoudre le problème si la norme est quadratique :

$$\|x\|_W^2 = x^T W x$$

Le poids W_ξ représente un compromis entre la quantité et la durée d'une violation. Les variables d'écart ξ ne ressemblent pas à une fonction mais représentent des séries individuelles pour chaque pas de temps k . Notez qu'elles sont des vecteurs de longueur $N_2 - N_1$ car elles couvrent l'horizon de prédiction.

Tous les packages de logiciels commerciaux de MPC (prévision de contrôle de modèle) (linéaire) adoucissent les contraintes de sortie rigides à travers des variables d'écart pour garantir la faisabilité [8].

Néanmoins, les contraintes d'entrée sont toujours rigides et rendent le problème d'optimisation non linéaire. Une trajectoire désirée non réalisable w provoque des instabilités. Pour résoudre le problème des trajectoires désirées irréalisables, [9] a suggéré de filtrer la trajectoire w en générant une trajectoire de référence réalisable r . Ainsi, le problème de stabilisation d'un système en boucle fermée avec des contraintes d'entrée a été séparé du problème de respect de ces contraintes. Cette approche a été appelée "gouverneur de référence". Elle a évité les violations de contraintes sur l'entrée en ajustant préalablement la trajectoire désirée en fonction du comportement de réponse de la plante. Cet ajustement pourrait être un simple lissage des changements abrupts [3]. Même un deuxième MPC pourrait être utilisé pour construire la nouvelle trajectoire de référence r . La séparation était intéressante car elle était applicable aux problèmes non linéaires en temps discret et continu.

II.4.2 Stabilité :

Dans sa formulation la plus basique, la stabilité est la propriété d'un système selon laquelle une entrée bornée résulte en une sortie bornée : la stabilité BIBO (Borné à l'entrée, Borné à la sortie). Dans le cas où le comportement transitoire converge vers un équilibre, le système à boucle fermée est appelé asymptotiquement stable. De plus, si l'équilibre est atteint à partir de tous les états initiaux possibles, alors le système est étiqueté "globalement asymptotiquement stable". Cela peut être garanti pour tous les systèmes discrets linéaires invariants dans le temps (LTI) avec des contraintes d'entrée rigides et de sortie douces si le problème d'optimisation est résolu sur des horizons infinis [10].

Un horizon de prédiction et de contrôle infini $N_2 = N_u = \infty$ résulte en un problème de contrôle optimal linéaire quadratique gaussien (LQG), pour lequel une théorie de stabilité complète existe : la stabilité asymptotique globale est garantie si et seulement si toutes les valeurs propres du système à boucle fermée sont situées à l'intérieur du disque unité.

Cependant, un horizon de prédiction fini est évidemment une restriction extrême. Les restrictions de calcul limitent généralement le MPC à un horizon fini. Pour garantir tout de même la stabilité asymptotique, la fonction de coût optimale du MPC doit être décroissante de manière monotone au fil du temps.

Pour illustrer cela, supposons un système se comportant comme illustré dans la Fig. 4. Il pourrait constituer un refroidissement actif continu du verre à la fin de la ligne de production. Dans ce cas, la mesure y serait la différence de température entre le verre et l'environnement. De même, la commande optimale appliquée au temps t_0 correspondrait à u^0 , tandis que la valeur correspondante de la fonction objective serait J^0 .

La sortie y représentée ainsi que le changement dans u^0 tendent vers l'équilibre du système (comme désiré pour un comportement à boucle fermée stable).

La fonction de coût J n'est pas explicitement une fonction du temps, donc le comportement désiré décroissant de manière monotone au fil du temps doit lui être artificiellement imposé. Une façon de le faire est de formuler un problème d'optimisation pour lequel la fonction de commande est bornée par une fonction LYAPUNOV.

Une fonction LYAPUNOV est une fonction scalaire continuellement différentiable $V(\mathbf{x}): \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ with $V(\mathbf{0}) = \mathbf{0}$.

Elle est toujours positive et ne s'accroît pas au fil du temps :

$$V(\mathbf{x}) > 0, \forall \mathbf{x} \neq \mathbf{0}, \quad (6)$$

$$\dot{V}(\mathbf{x}) \leq 0, \forall \mathbf{x} \neq \mathbf{0}. \quad (7)$$

Le théorème de Lyapunov définit essentiellement une fonction prototypique donnant lieu à un état du système borné dans le temps. Ainsi, l'état de l'art des schémas de stabilité pour le MPC (non linéaire) consiste à définir la fonction de coût de manière à ce que le coût optimal se comporte comme une fonction de Lyapunov - ou à prouver que cela est respectivement le cas. À cette fin, le problème d'optimisation est étendu par des termes de coût ou des contraintes supplémentaires.

Une fonction de Lyapunov adéquate pour le coût optimal J_0 de la Figure II.4 est illustrée dans la Figure II.5, où la diminution du coût optimal est représentée sur deux états du système.

Une approche pour faire en sorte que le coût optimal J_0 se comporte comme une fonction de Lyapunov est d'introduire un coût terminal $J(k + N_2)$. Cela annule l'avantage d'un horizon infini, car le coût reste le même jusqu'à l'infini $J(k + N_2) \approx J(\infty)$. Cependant, l'ajout de contraintes supplémentaires pour garantir la stabilité du contrôleur peut à nouveau causer des problèmes de faisabilité de l'optimisation - en particulier pour les horizons de prédiction courts. Par conséquent, il est courant de contraindre une région terminale plutôt qu'une contrainte terminale nulle, par exemple $\|x(k + N_2)\| = 0$.

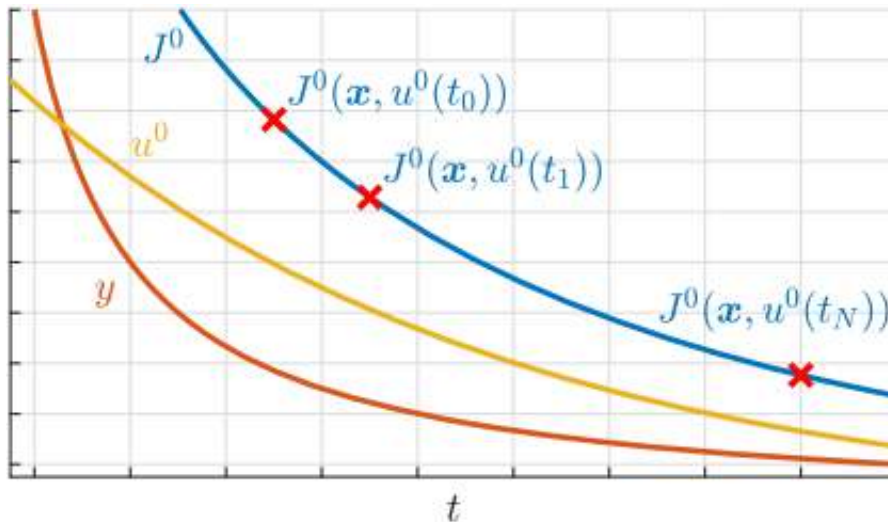


Figure II.4 Exemple d'un système en boucle fermée stable avec sa fonction objective.

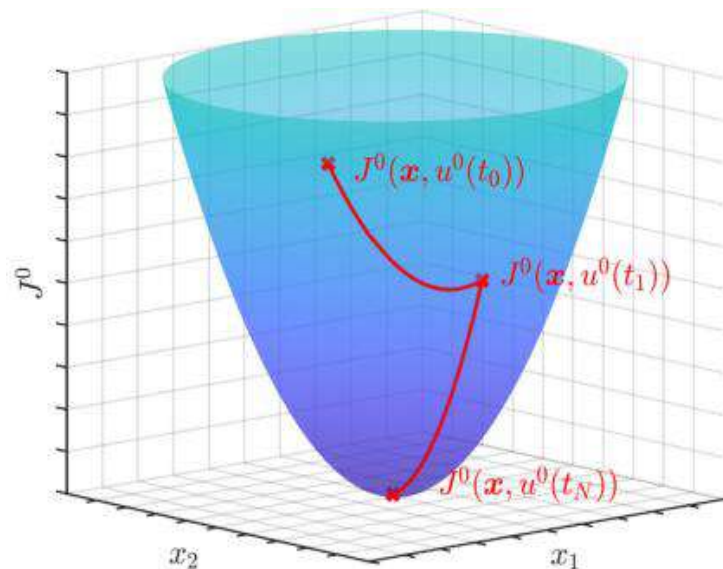


Figure II.5 Exemple d'une fonction de Lyapunov.

L'approche de stabilité la plus courante, qui évite une analyse LYAPUNOV, consiste à introduire des "contraintes de contraction" assurant que (généralement la norme euclidienne du) vecteur d'état diminue avec le temps :

$$\|x(k+1|k)\| < \|x(k)\|. \quad (8)$$

Certaines applications, combinent même l'utilisation de contraintes de contraction avec des fonctions de coût basées sur la Lyapunov.

Selon Mayne et al, la stabilité des systèmes (linéaires) contrôlés par MPC avait atteint un état "mature" en 2000, mais seules des approches conceptuelles étaient disponibles pour la résilience. Une étude de stabilité pour le MPC non linéaire est devenue de plus en plus nécessaire avec la compréhension de l'analyse de stabilité pour le MPC linéaire, comme l'a souligné [11].

Bien que les méthodes discutées ci-dessus pour concevoir des systèmes stables (fonctions de coût basées sur la Lyapunov ou contraintes de contraction) soient également applicables aux systèmes linéaires et non linéaires, de nombreuses implémentations de MPC atteignent la non-linéarité par linéarisation successive plutôt que par une analyse de stabilité non linéaire.

Pour une discussion plus complète et une base mathématique concernant la stabilité, les auteurs renvoient à [12] et [13].

II.4.3 Robustesse :

Contrairement à ce qui a été affirmé, le MPC n'est ni nécessairement plus ni moins fiable que le contrôle en boucle fermée traditionnel (comme un régulateur PID).

La robustesse suit la stabilité du système en boucle fermée seulement s'il n'y a pas de contraintes d'entrée [14]. " Lorsque nous qualifions un système de contrôle de robuste, cela implique qu'il maintient la stabilité et que les exigences de performance sont satisfaites sur un certain ensemble de fluctuations de modèle (plage d'incertitude) ”.

Essentiellement, la robustesse traite de l'incertitude du modèle, qui peut être formulée de plusieurs manières :

- Par des intervalles d'incertitude,
- Par une rétroaction structurée, où
- En utilisant un ensemble de modèles.

Pour ce dernier, on décrit la plante par plusieurs modèles et on optimise, par exemple, le pire cas d'entre eux (norme L_∞).

Une approche similaire a été poursuivie par [15], qui distinguait différents types d'incertitude : l'incertitude sur le gain, la constante de temps et le retard temporel. Ils les ont tous considérés simultanément. L'approche a été reprise plus tard sous forme matricielle. Cela suppose un bruit structuré dans la boucle de rétroaction de sorte qu'il puisse être considéré dans le modèle. En supposant qu'un système linéaire invariant dans le temps (LTI) est présent dans la boucle de

rétroaction et que l'incertitude linéaire temporelle invariante (LTI) est également présente, la robustesse peut être garantie si la norme de la matrice d'incertitude est inférieure à un seuil défini [3].

Les intervalles d'incertitude peuvent souvent être attribués aux coefficients de modèle d'une fonction de transfert empirique. Dans cette idée, la structure du modèle reste la même et seuls les coefficients changent. Cependant, [3] a conclu que permettre aux coefficients de modèle de varier dans des intervalles n'est pas suffisant pour atteindre la robustesse. Un exemple compréhensible est que des réponses d'échelon oscillantes seraient autorisées.

Pour toutes ces approches, il est nécessaire de quantifier l'incertitude dans le modèle du système. Les calculs de robustesse ont un coût en termes de performance (en ce qui concerne l'optimalité et le calcul). Une approche totalement différente consiste à définir une fonction de coût qui favorise la robustesse par conception : par exemple, minimiser l'erreur maximale dans l'horizon de prédiction aboutirait à des actions de contrôle moins extrêmes, ce qui conduirait à un guidage de processus plus fluide. Cela suggère d'utiliser la norme L_∞ pour formuler le problème d'optimisation au lieu d'une formulation des moindres carrés (L2) standard.

$$\|x\|^2 = \sqrt{x_1^2 + \dots + x_n^2} \quad (9)$$

$$\|x\|^\infty = \max\{x_1, \dots, x_n\} \quad (10)$$

Dans ce cas, la norme L_∞ est le maximum de toutes les erreurs entre le résultat du modèle prédit et la référence désirée. [16] a motivé son utilisation avec l'influence de lissage sur les sorties de contrôle u . L'utilisation de la norme L_∞ entrave le contrôleur à tirer pleinement parti du potentiel de l'installation en raison d'actions de contrôle très conservatrices. Cependant, si le modèle de processus est linéaire, le problème d'optimisation devient quadratique si la fonction de coût est exprimée comme une norme $L2$ ou L_∞ - à condition qu'il n'y ait pas de contraintes présentes. Les problèmes quadratiques sont favorables car ils peuvent être résolus efficacement.

Les deux approches, un modèle plus élaboré ou une fonction d'objectif spéciale, compromettent l'avantage clé du MPC : l'optimalité. Une idée pour surmonter cela est d'imposer la robustesse en introduisant une contrainte de contraction (similaire à la stabilité), c'est-à-dire exiger que la prédiction du pire des cas se contracte [10]. Cela permet à la MPC de mettre en œuvre la trajectoire optimale tant que la contrainte supplémentaire est respectée.

II.4.4 Résumé sur la faisabilité, la stabilité et la robustesse :

García et al ont noté que pour chaque MPC linéaire sans contraintes, il existe un contrôleur de rétroaction classique équivalent avec tous les avantages de sa théorie de stabilité bien établie.

Cependant, ne pas utiliser de contraintes perd une grande partie du charme de MPC. Par conséquent, c'est plus un tic académique qu'une option pratique. Il en va de même pour le MPC à horizon infini. Il existe une théorie de stabilité étendue pour les MPC linéaires. Pour les systèmes en forme d'espace d'état, l'analyse de stabilité est basée sur les valeurs propres et sur le disque unité, comme cela est familier dans l'analyse de stabilité de la commande conventionnelle (linéaire). Cependant, les problèmes d'optimisation avec des contraintes d'entrée difficiles sont souvent non linéaires.

Établir la stabilité, en particulier la stabilité robuste, est extrêmement difficile pour les problèmes non linéaires. Cela est principalement dû au manque d'une description fonctionnelle explicite de l'algorithme de contrôle, qui est requis pour la plupart des analyses de stabilité. Aujourd'hui, la stabilité des MPC non linéaires, contraints et à horizon fini est obtenue en formulant la fonction de coût comme une fonction LYAPUNOV et en introduisant une contrainte d'ensemble terminal. L'utilisation d'un ensemble terminal lie le problème de stabilité au problème de satisfaction des contraintes - ironiquement, des contraintes supplémentaires stabilisent un MPC contraint et non linéaire.

La robustesse est un compromis entre les performances. Plusieurs approches augmentent la robustesse au détriment de la computation et de l'optimalité (par exemple, la norme L_∞). Néanmoins, elle ne peut être atteinte que si la quantité d'incertitude peut être quantifiée. Un compromis pratique pour maintenir l'optimalité - la caractéristique clé de MPC - est d'ajouter la condition que la prédiction du pire cas doit se contracter [10].

II.5 Développements récents dans la théorie MPC :

Plusieurs combinaisons de techniques de contrôle pour les systèmes répétitifs ont été étudiées. L'intégration du Contrôle Prédictif basé sur le Modèle (MPC) et du Contrôle Itératif d'Apprentissage (ILC) a été explorée, permettant de réagir aux perturbations à chaque cycle et de minimiser l'erreur de suivi sur plusieurs cycles. Une autre approche consiste à intégrer l'optimisation de la variable manipulée de MPC dans l'ILC, créant ainsi un Contrôle Itératif d'Apprentissage Optimal. Certains travaux ont utilisé des méthodes de modélisation basées sur les données pour modéliser la dynamique du système et générer des intervalles de confiance sur les trajectoires possibles. Dans le contexte des systèmes multi-agents, des techniques d'apprentissage par essaim ont été utilisées pour apprendre la trajectoire d'un MPC distribué. Ces combinaisons offrent de nouvelles possibilités d'apprentissage et d'optimisation

pour les systèmes répétitifs, améliorant les performances et permettant une adaptation aux variations du système.

II.6 Applications :

L'idée de contrôle optimal en présence de contraintes et la conception intuitive de la loi de contrôle comme un problème d'optimisation ont rendu MPC intéressant pour de nombreuses tâches différentes. Les applications se sont récemment répandues dans tous les domaines de l'ingénierie. Ce qui suit met en évidence les principaux mouvements.

- ✓ Industrie de processus
- ✓ Électronique de puissance
- ✓ Contrôle climatique et énergétique des bâtiments
- ✓ Fabrication
- ✓ Applications supplémentaires

II.7 Conception et réglage du contrôleur :

L'obstacle initial à l'utilisation du MPC est relativement faible, à condition d'avoir un modèle adéquat décrivant le processus en question. L'effort est déplacé de la conception du contrôleur vers la modélisation. Néanmoins, le MPC offre une énorme flexibilité en ce qui concerne sa conception et son réglage. Les effets les plus significatifs sont :

- Le modèle,
- La fonction de coût,
- Les contraintes (ce qui est contraint et comment : bornes, contraintes d'inégalité ou non linéaires),
- Le choix du solveur lui-même.

Le modèle est l'essence même d'un MPC. Comme l'a dit [1] : "les modèles ne sont pas des prévisionnistes parfaits, et la rétroaction peut surmonter certains effets des mauvais modèles, mais commencer par un modèle de processus pauvre revient à conduire une voiture la nuit sans phares ; la rétroaction peut être un peu tardive pour être vraiment efficace".

Les deux théories et les logiciels d'application commerciale favorisent les modèles linéaires ou un MPC linéaire. Pour appliquer un contrôle linéaire même à des systèmes non linéaires, la linéarisation successive peut être utilisée, par exemple [23], ou la commutation de modèle. L'idée est de tirer parti d'une optimisation linéaire, c'est-à-dire un MPC linéaire, avec une charge de calcul relativement faible et une prédiction non linéaire.

Peu d'applications utilisent des MPC non linéaires, bien que de nombreux modèles disponibles soient non linéaires. Certains se concentrent sur la stabilité, notamment avec l'utilisation croissante de modèles d'apprentissage automatique. Le MPC non linéaire présente l'inconvénient d'une optimisation plus complexe, mais le nouveau schéma RTI offre une solution en utilisant la solution précédente pour guider les optimisations futures. Pour les systèmes MIMO complexes, des structures MPC en cascade ou hiérarchiques sont parfois proposées. Les variables d'écart adoucissent les contraintes en les intégrant dans la fonction de coût, et un compromis entre le suivi précis de la référence et le comportement de commande régulier peut être obtenu en considérant le changement de la variable manipulée dans la fonction de coût :

$$\min_{u, \xi} \sum_{i=N_1}^{N_2} \|r(k+i|k) - y(k+i|k)\| + \sum_{j=1}^{N_u-1} \|\Delta u(k+i|k)\| W_u + \sum_{i=N_1}^{N_2} \|\xi(k+i|k)\| W_\xi \quad (11)$$

Les mêmes contraintes s'appliquent qu'auparavant dans l'Équation 5. La fonction de coût minimise l'écart par rapport à la référence r sur l'horizon de prédiction N_2 . Elle prend également en compte le changement de la variable manipulée $\Delta u_k = u_k - u_{k-1}$. La dernière expression inclut les variables d'écart ξ , qui quantifient la violation des contraintes de sortie. Elle doit être ajustée manuellement jusqu'à ce que le contrôleur reflète le comportement désiré. D'après l'expérience des auteurs, un bon point de départ se situe dans $W_u = (0.01 \mathbf{I}, 1 \mathbf{I})$, les valeurs plus basses permettant au MPC d'utiliser son potentiel sans entraves au prix de violations plus nombreuses (généralement faibles) des limites.

Les solveurs usuels sont basés sur la programmation linéaire (LP) ou quadratique (QP). Pour des plongées plus avancées dans la conception, QPOASIS, un algorithme d'optimisation open source pour les problèmes linéaires, est une bonne option adaptée aux applications de contrôle prédictif de modèle (MPC). Le choix du solveur impacte les ressources informatiques nécessaires.

En plus de ces principaux éléments de conception, le MPC présente toute une série de paramètres d'ajustement : les horizons (N_1, N_2, N_u) , les poids dans la fonction de coût, **Eq. 11**, et l'intervalle de temps ou temps d'échantillonnage T_s . C'est unique pour chaque cas, mais cette revue peut fournir des astuces et des meilleures pratiques pour les autres paramètres d'ajustement. Les horizons sont cruciaux pour les performances du système et doivent être déterminés pour chaque cas. L'horizon de prédiction N_2 doit être suffisamment long pour

capturer l'effet d'un changement de la variable manipulée u . De cette façon, la longueur minimale de l'horizon de manipulation N_u peut être estimée par

$$N_u = N_2 - \left\lceil \frac{T_d}{T_s} \right\rceil. \quad (12)$$

Pour réduire la complexité de l'ajustement algorithmique, [24] a suggéré de négliger la différence entre l'horizon de prédiction et l'horizon de manipulation : $N_2 = N_u$. L'effet sur le calcul est faible si le retard de temps du système est faible en termes de multiples du temps d'échantillonnage.

La prédiction horizontale inférieure décrit le délai temporel du système. Il est de bonnes pratiques de le prendre en compte dans le modèle du système et donc de fixer $N_1 = 1$. Cela considère que la variable manipulée n'est pas mise en œuvre instantanément, ce qui rendrait le moment exact indéterministe car il dépend du temps que le MPC nécessite pour résoudre le problème d'optimisation. Au lieu de cela, la commande optimale obtenue u est mise en œuvre au prochain pas de temps. Ces considérations réduisent le problème de trouver des horizons de prédiction appropriés au problème de détermination de l'horizon de prédiction nécessaire N_2 . Son choix peut être estimé en utilisant le modèle du système en simulant toutes les modifications possibles en escalier de la ou des variables manipulées. Si la combinaison qui a l'effet le plus long sur la variable de contrôle est connue, il suffit de la simuler.

II.8 Calculs :

Dans le contrôle de l'électronique de puissance, l'effort de calcul est crucial lorsqu'il s'agit de résoudre en ligne des problèmes d'optimisation liés au MPC. Bien que la puissance de calcul ait considérablement augmenté, les contraintes de temps strictes limitent souvent l'horizon de prédiction à un seul pas. Cependant, des stratégies sophistiquées peuvent réduire la charge de calcul sans compromettre les prévisions. L'évolution de la puissance de calcul dans la Figure II.6 selon la loi de Moore a doublé les performances de calcul, mais cette tendance ne peut pas se poursuivre indéfiniment. Les techniques d'apprentissage automatique et la parallélisation des logiciels ont permis de surmonter certaines limitations grâce à l'utilisation de puces GPU et à l'intégration de plusieurs cœurs sur une même puce. Ainsi, les stratégies visant à réduire la charge de calcul sont devenues essentielles pour contrôler des systèmes de plus en plus complexes.

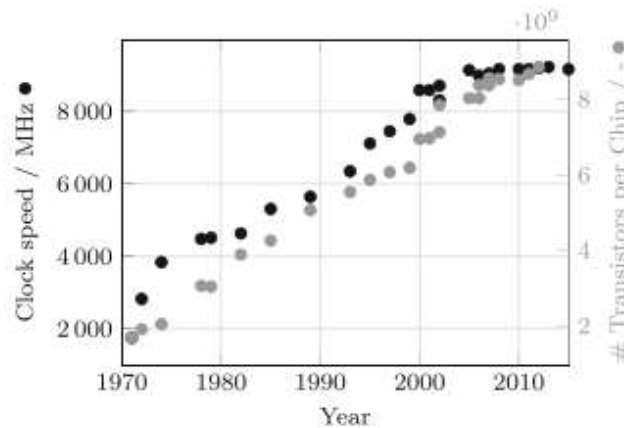


Figure II.6 : Aperçu de l'évolution de la puissance de calcul (données provenant de [25, 26])

II.9 MPC explicite :

L'utilisation de stratégies MPC explicites, telles que la recherche de table ou l'approximation par des réseaux de neurones, permet de réduire l'effort de calcul global. Cependant, ces approches présentent des limites en termes de flexibilité pour gérer les perturbations imprévues et ajuster le modèle de processus. La MPC explicite fonctionne bien pour des problèmes simples avec des horizons courts et peu de temps de calcul, mais devient moins avantageuse pour des systèmes complexes en raison de la croissance exponentielle de l'espace de solution. Une alternative consiste à utiliser des réseaux de neurones pour approximer l'espace de solution, ce qui accélère le calcul en ligne, mais implique un effort d'entraînement initial. Cette approche a été démontrée avec succès sur des exemples numériques et des systèmes réels, offrant des gains significatifs en temps de calcul. Des recherches récentes ont généralisé cette idée en utilisant des réseaux de neurones avec des couches linéaires et une couche de programme quadratique paramétrique, permettant d'apprendre la loi de commande pour tout MPC linéaire avec une fonction de coût quadratique. Cette approche garantit la stabilité en boucle fermée grâce à des techniques de certification basées sur LYAPUNOV. Les réseaux de neurones, notamment avec des unités linéaires rectifiées (ReLU), sont particulièrement adaptés pour approximer de grands espaces de solutions de politiques MPC explicites grâce à leur correspondance linéaire continue en morceaux.

II.10 Blocage de mouvement :

La stratégie de blocage de mouvement pour la MPC consiste à réduire le nombre de sorties de contrôle calculées en maintenant la sortie de contrôle constante sur des paliers définis de l'horizon de contrôle. Cela permet de réduire la charge de calcul en évitant le calcul de la sortie

de contrôle à chaque étape de temps de l'horizon de contrôle. Cependant, le choix des pas de temps bloqués est crucial, et il est possible d'adopter une approche en bloquant les étapes de temps ultérieures pour plus de liberté au début de l'horizon de contrôle, ce qui peut être bénéfique pour les systèmes avec de l'incertitude. Une approche plus sophistiquée consiste à optimiser le choix des étapes de temps bloquées en tant que problème mixte-entier, mais cela peut être plus coûteux en termes de calculs.

Un inconvénient majeur de cette stratégie est que la continuité de l'optimisation pour un horizon en mouvement ne peut plus être garantie, car les étapes de temps fixes (ou bloquées) se décalent avec l'horizon en mouvement entre les itérations. Cela peut compromettre la satisfaction des contraintes d'optimisation et la stabilité du contrôleur. Pour surmonter cela, il est possible d'adapter les étapes de temps fixes simultanément pour définir le degré de liberté à chaque itération.

II.11 Conclusion :

Le MPC est populaire en raison de sa facilité de mise en œuvre, de sa compréhension physique directe des paramètres et de sa gestion simple des contraintes. Il résout le problème d'optimisation contraint en ligne et déplace l'effort de conception vers la modélisation du système à contrôler. Cependant, la complexité de la modélisation et de l'ajustement reste un obstacle majeur à son adoption généralisée. L'utilisation de modélisation basée sur les données et d'apprentissage automatique facilite l'application du MPC à de nouveaux processus. Les applications ont été explorées dans des systèmes MIMO volumineux et complexes, ainsi que dans des systèmes rapides avec de courtes durées d'échantillonnage. L'industrie cherche à rendre les techniques existantes plus utilisables plutôt que de développer de nouveaux algorithmes MPC. La décarbonisation mondiale renforcera probablement les applications de MPC dans l'électronique, notamment dans les systèmes de climatisation. Nous sommes sur le point de connaître une croissance exponentielle du nombre d'applications de MPC. Cette méthode de contrôle intelligent peut être appliquée dans différents domaines pour semer les bases de la prochaine étape de la fabrication.

Régulation de la vitesse d'un MCC par la commande prédictive

III.1 Introduction :

Les moteurs à courant continu sont largement utilisés dans les entraînements à vitesse variable et les applications de contrôle de position. Leurs vitesses en dessous de la vitesse de base peuvent être contrôlées par la commande de tension d'induit. Les vitesses supérieures à la vitesse de base sont obtenues par la commande de flux de champ. Comme les méthodes de contrôle de vitesse pour les moteurs à courant continu sont plus simples et moins coûteuses que celles pour les moteurs à courant alternatif, les moteurs à courant continu sont préférés lorsque la plage de régulation de vitesse est large. Il existe différentes techniques pour contrôler la vitesse des moteurs à courant continu. Une de ces techniques est mise en œuvre dans ce chapitre afin de contrôler la vitesse du moteur à courant continu en utilisant la boîte à outils de commande prédictive basée sur le modèle (MPC) dans MATLAB.

Le terme "Commande Prédictive Basée sur le Modèle" ne désigne pas une stratégie de contrôle spécifique, mais une gamme très large de méthodes de contrôle qui utilisent explicitement un modèle du processus pour obtenir le signal de contrôle en minimisant une fonction de coût. Ces méthodes de conception conduisent à des contrôleurs linéaires qui ont pratiquement la même structure et présentent des degrés de liberté adéquats. Les différents algorithmes de MPC ne diffèrent que par le modèle utilisé pour représenter le processus, les bruits et la fonction de coût à minimiser. La boîte à outils de commande prédictive basée sur le modèle (MPC) est une collection de fonctions (commandes) développées pour l'analyse et la conception de systèmes MPC. A l'heure actuelle, c'est l'algorithme de commande multivariable le plus largement utilisé dans les industries des processus chimiques et dans d'autres domaines. Bien que la commande prédictive basée sur le modèle (MPC) convienne à presque tous les types de problèmes, elle montre sa principale force lorsqu'elle est appliquée à des problèmes avec :

- Un grand nombre de variables manipulées et contrôlées.
- Des contraintes imposées à la fois aux variables manipulées et contrôlées.
- Des objectifs de contrôle changeants et/ou une défaillance de l'équipement (capteur/actionneur)
- Des retards de temps

En effet, dans sa forme de base non contrainte, la commande prédictive basée sur le modèle (MPC) est étroitement liée au contrôle optimal quadratique linéaire. Dans le cas contraint, cependant, le MPC conduit à un problème d'optimisation qui est résolu en ligne en temps réel à chaque intervalle d'échantillonnage. Le MPC tire pleinement parti de la puissance disponible dans le matériel informatique de contrôle d'aujourd'hui.

Ce chapitre propose d'exploiter un des modèles présentés dans le chapitre précédent et les fonctions de la boîte à outils de commande prédictive basée sur le modèle (MPC) pour concevoir un contrôleur de vitesse pour le MCC.

III.2 Modélisation d'espace-état du Système :

Le MCC étant un système électromécanique, les équations dynamiques résultent de la combinaison des modélisations mécanique et électrique du moteur, schématiquement décrites à la Figure (III.1).

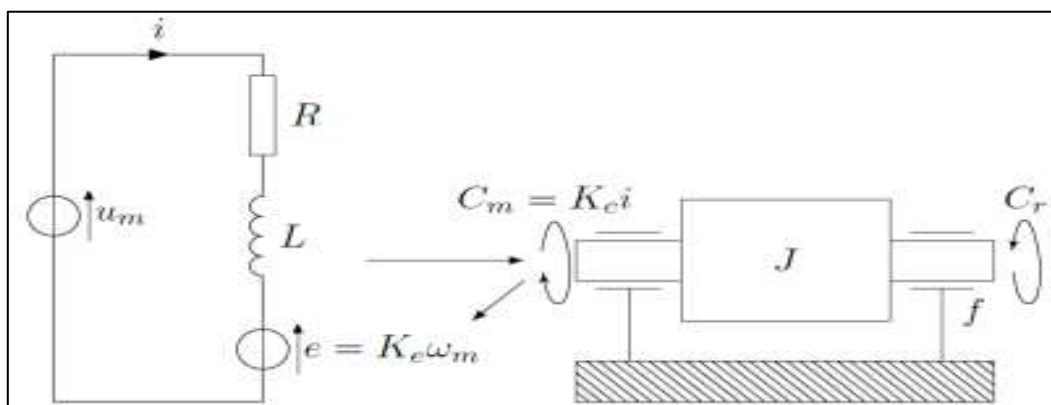


Figure III.1 Schéma d'un moteur à CC.

Pour la partie électrique, on calcule la tension aux bornes de l'induit. L'équation électrique, liant la tension \mathbf{u} aux bornes de l'induit et le courant d'induit \mathbf{i} s'écrit :

$$U(t) = Ri(t) + L \frac{di(t)}{dt} + e(t) \quad (1)$$

R : résistance de l'induit du moteur.

L : son inductance.

$e(t)$: La force électromotrice, qui est proportionnelle à la vitesse de rotation du rotor :

$$e(t) = K_e \omega(t) \quad (2)$$

Pour la partie mécanique :

$$C_e - C_r = J \frac{d\omega(t)}{dt} + f\omega(t) \quad (3)$$

C_e : est le couple moteur.

f : le coefficient de frottement visqueux.

J : le moment d'inertie du rotor.

C_r : couple de charge ou résistant.

Le couple C_e est proportionnel au courant de l'induit i :

$$C_e = K_m i(t)$$

En posant $K_e \simeq K_m = K$ l'équation (3) avec ($C_r = 0$) :

$$Ki(t) = J \frac{d\omega(t)}{dt} + f\omega(t)$$

On peut facilement déterminer un modèle d'état du MCC. L'entrée du système est la tension d'induit u et sa sortie la vitesse de rotation du rotor. On choisit deux variables indépendantes du système : la vitesse de rotation $x_1 = \omega$ et le courant d'induit $x_2 = i$. L'équation électrique (1) s'écrit alors :

$$U(t) = Rx_2 + L\dot{x}_2 + Kx_1$$

L'équation mécanique (3) donne :

$$Kx_2 - fx_1 = J\dot{x}_1$$

Donc :

$$\dot{x}_1 = -\frac{f}{J}x_1 + \frac{K}{J}x_2$$

Et :

$$\dot{x}_2 = -\frac{K}{L}x_1 - \frac{R}{L}x_2 + U(t)$$

D'où la représentation d'état :

$$\frac{d}{dt} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{f}{J} & \frac{K}{J} \\ -\frac{K}{L} & -\frac{R}{L} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ \frac{1}{L} \end{pmatrix} U,$$

$$y = (1 \quad 0) \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix}.$$

Enfin :

$$A = \begin{pmatrix} -\frac{f}{J} & \frac{K}{J} \\ -\frac{K}{L} & -\frac{R}{L} \end{pmatrix}; \quad B = \begin{pmatrix} 0 \\ \frac{1}{L} \end{pmatrix}; \quad C = (1 \quad 0); \quad D = 0. \quad (4)$$

III.3 MPC (La commande Prédictive) basé sur des modèles d'espace d'état :

Un contrôleur prédictif basé sur un espace d'état, est décrit dans cette section. La conception du contrôleur est basée sur un modèle du processus en boucle ouverte [1].

$$\begin{aligned} x(k+1) &= Ax(k) + B_u u(k) + B_d d(k) + \omega(k) \\ z(k) &= Cx(k) \\ y(k) &= Cx(k) + v(k) \end{aligned} \quad (5)$$

Où $\mathbf{y}(k)$ et $\mathbf{z}(k)$ sont des vecteurs avec des variables de processus mesurées et exemptes de bruit, $\mathbf{u}(k)$ est le vecteur avec les sorties manipulées, et $\mathbf{d}(k)$ est le vecteur avec les perturbations mesurables. Les vecteurs de bruit $\mathbf{w}(k)$ et $\mathbf{v}(k)$ sont supposés être des séquences de bruit blanc. On suppose que le modèle (5) est contrôlable et observable.

Des intégrateurs sont introduits en utilisant un modèle d'espace d'état étendu qui utilise le vecteur d'état différentié $\Delta \mathbf{x}(k) = \mathbf{x}(k) - \mathbf{x}(k-1)$ et les sorties contrôlées $\mathbf{z}(k)$ de l'équation (5). Cela donne :

$$\begin{pmatrix} \Delta x(k+1) \\ z(k+1) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A & 0 \\ CA & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta x(k) \\ z(k) \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} B_u \\ CB_u \end{pmatrix} \Delta u(k) + \begin{pmatrix} B_d \\ CB_d \end{pmatrix} \Delta d(k) + \begin{pmatrix} I \\ C \end{pmatrix} \Delta \omega(k)$$

$$z(k) = \begin{pmatrix} 0 & I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \Delta x(k) \\ z(k) \end{pmatrix}$$

$$y(k) = z(k) + v(k)$$

Ce qui, en notation abrégée, peut être écrit comme :

$$\bar{x}(k+1) = \bar{A}\bar{x}(k) + \bar{B}_u \Delta u(k) + \bar{B}_d \Delta d(k) + \Delta \bar{\omega}(k)$$

$$z(k) = \bar{C}\bar{x}(k) \quad (6)$$

$$y(k) = z(k) + v(k)$$

Le vecteur d'état est estimé à l'aide d'un observateur d'état. Il est basé sur le modèle (6). L'observateur est donné par :

$$\varepsilon(k) = y(k) - \bar{C}\hat{x}(k|k-1) \quad (7)$$

$$\hat{x}(k+1|k) = \bar{A}\hat{x}(k|k-1) + \bar{B}_u \Delta u(k) + \bar{B}_d \Delta d(k) + K\varepsilon(k)$$

L'observateur (7) fournit la prédiction d'un pas en avant du vecteur d'état étendu. D'autres prédictions sont obtenues par utilisation répétée de (6) en supposant que :

$$\Delta u(k) = 0, \quad k > m, \quad \Delta d(k) = 0, \quad k > 1, \quad \text{et } \varepsilon(k) = 0, \quad k > 1$$

La multiplication par \bar{C} fournit la prédiction de \mathbf{z} , en fonction de l'état estimé, des mesures réelles et des futures sorties manipulées. Le vecteur de sortie est prédit p échantillons à l'avance (horizon de prédiction) et les actions de contrôle sont considérées pour m échantillons futurs $m \leq p$ (horizon de contrôle). Pour simplifier la notation, on introduit :

$$U(k) = \begin{pmatrix} u(k) \\ \vdots \\ u(k+m-1) \end{pmatrix}, \quad Z(k) = \begin{pmatrix} z(k) \\ \vdots \\ z(k+p-1) \end{pmatrix} \quad (8)$$

Qui collecte les sorties manipulées sur l'horizon de contrôle et les variables de processus sur l'horizon de prédiction. Ensuite, les variables de processus prédites sur l'horizon de prédiction sont :

$$\begin{aligned}
 Z(k+1|k) = & \begin{pmatrix} \bar{C}\bar{A} \\ \bar{C}\bar{A}^2 \\ \vdots \\ \bar{C}\bar{A}^p \end{pmatrix} \hat{x}(k|k-1) + \begin{pmatrix} \bar{C}\bar{B}_u & 0 & \cdots & 0 \\ \bar{C}\bar{A}\bar{B}_u & \bar{C}\bar{B}_u & \ddots & 0 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \\ \bar{C}\bar{A}^{p-1} & \bar{B}_u & \cdots & \bar{C}\bar{A}^{(p-m)}\bar{B}_u \end{pmatrix} \Delta U(k) + \\
 & \begin{pmatrix} \bar{C}\bar{B}_d \\ \bar{C}\bar{A}\bar{B}_d \\ \vdots \\ \bar{C}\bar{A}^{(p-1)}\bar{B}_d \end{pmatrix} \Delta d(k) + \begin{pmatrix} \bar{C}K \\ \bar{C}\bar{A}K \\ \vdots \\ \bar{C}\bar{A}^{(p-1)}K \end{pmatrix} \varepsilon(k) \quad (9)
 \end{aligned}$$

Ce qui peut être écrit en notation courte comme suit :

$$Z(k+1|k) = S^x \hat{x}(k|k-1) + S^u \Delta U(k) + S^d \Delta d(k) + S^e \varepsilon(k) \quad (10)$$

La présence de $\varepsilon(\mathbf{k})$ en (10) montre que la rétroaction est basée sur la mesure la plus récente de $\mathbf{y}(\mathbf{k})$. L'erreur de contrôle sur l'horizon de prédiction est la différence entre les prédictions et la trajectoire des points de consigne futurs, c'est-à-dire :

$$E(k+1) = Z(k+1|k) - R_f(k+1)$$

Le design à trois degrés de liberté est obtenu en divisant la fonction d'erreur en trois parties distinctes,

$$E(k+1|k) = E_{sp}(k+1|k) + E_{ff}(k+1|k) + E_{fb}(k+1|k)$$

Chacune avec sa propre définition de vecteur d'état. La première partie est l'erreur de consigne, la deuxième partie est l'erreur d'avance et la troisième partie est l'erreur restante. Trois problèmes d'optimisation consécutifs sont ensuite résolus pour les trois fonctions d'erreur afin de fournir $\Delta \mathbf{U}_{sp}(\mathbf{k})$, $\Delta \mathbf{U}_{ff}(\mathbf{k})$ et $\Delta \mathbf{U}_{fb}(\mathbf{k})$. Ces optimisations s'additionnent pour former $\Delta \mathbf{U}(\mathbf{k})$, les incréments des sorties manipulées.

Chaque problème d'optimisation est de la forme :

$$\text{Minimiser } \left\| \begin{array}{c} \Gamma E(k+1) \\ \Lambda \Delta U(k) \end{array} \right\|_2^2$$

Nous suivons les étapes suivantes pour concevoir un contrôleur MPC pour un MCC (figure III.2)

1. Nous ajoutons un bloc MPC : Dans la bibliothèque Simulink, nous recherchons le bloc MPC en utilisant la fonction de recherche ou en naviguant dans les bibliothèques supplémentaires disponibles, comme la boîte à outils « *Model Predictive Control* » de MATLAB (à partir de la version 2018a). Nous faisons glisser et déposons le bloc MPC dans notre modèle Simulink.
2. Nous configurons le bloc MPC : Nous double-cliquons sur le bloc MPC pour ouvrir la fenêtre de configuration. À ce stade, nous pouvons spécifier les paramètres du contrôleur MPC, tels que (Prediction horizon= 10, Sampling time= 0.001 (secondes), Control horizon = 2, ... etc.).
3. Nous connectons les blocs : Nous connectons le bloc MPC aux autres composants de notre système dans le modèle Simulink.
4. Nous configurons les signaux d'entrée et de sortie : Nous configurons les signaux d'entrée et de sortie du bloc MPC en fonction de notre application. Nous définissons également les signaux de référence.
5. Nous paramétrons la simulation : Nous configurons les paramètres de simulation dans Simulink, tels que la durée de simulation, les paramètres d'échantillonnage, etc.
6. Nous lançons la simulation : Nous exécutons la simulation en cliquant sur le bouton « *Play* » dans la barre d'outils Simulink. Simulink exécutera alors la simulation du système sous contrôle MPC en utilisant le modèle prédictif et les paramètres spécifiés.

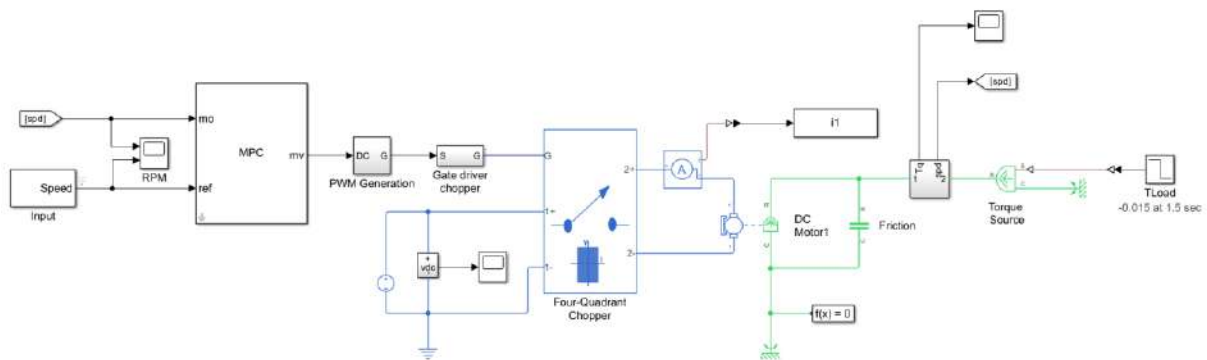


Figure III.2 Contrôleur MPC pour MCC.

III.4 Le contrôleur PI :

Dans l'exemple de contrôle du moteur à courant continu implémenté sur MATLAB, notre objectif est de réguler la vitesse d'un moteur DC en utilisant deux régulateurs proportionnel-intégral (PI) en cascade. Ce schéma de contrôle nous permet de maintenir une vitesse désirée en ajustant continuellement la tension du moteur.

L'exemple commence par définir les paramètres clés du moteur DC, notamment la résistance d'induit (R_a), l'inductance d'induit (L_a), la constante du moteur (K_m) et la constante d'amortissement (B). Ces paramètres caractérisent les propriétés électriques et mécaniques du moteur.

Ensuite, nous définissons les paramètres du régulateur, à savoir le gain proportionnel (K_p) et le gain intégral (K_i). Ces gains déterminent la réponse du régulateur PI et aident à atteindre les performances de contrôle de vitesse désirées.

Pour commencer le processus de contrôle, nous spécifions la vitesse désirée que nous voulons que le moteur maintienne. À $t = 2,5$ secondes, la vitesse de référence est modifiée de 1000 tr/min à 2000 tr/min., bien que cette valeur puisse être ajustée selon les besoins.

Avec les paramètres du moteur, les gains du régulateur et la vitesse désirée définis, nous passons aux paramètres de simulation. L'intervalle de temps (dt) et le temps final (t_{Final}) déterminent la durée et la granularité de la simulation.

La boucle de contrôle commence par initialiser les variables, notamment le temps, la vitesse, l'erreur et l'intégrale. La variable d'erreur représente l'écart entre la vitesse désirée et la vitesse actuelle du moteur. La variable intégrale accumule l'erreur au fil du temps, facilitant le contrôle intégral.

À chaque itération de la boucle de contrôle, l'erreur est calculée en soustrayant la vitesse désirée de la vitesse précédente du moteur. Le terme intégral est ensuite mis à jour en ajoutant l'erreur actuelle multipliée par l'intervalle de temps.

À l'aide des termes d'erreur et intégral, le signal de contrôle est calculé en multipliant le gain proportionnel par l'erreur et le gain intégral par le terme intégral. Ce signal de contrôle détermine la tension du moteur, qui est calculée en fonction de la résistance d'induit, de la constante du moteur et de la vitesse précédente du moteur.

Ensuite, le courant du moteur est calculé en divisant la tension par la somme de la résistance d'induit et du produit de l'inductance d'induit et de la vitesse précédente du moteur.

Le couple du moteur est alors déterminé en multipliant la constante du moteur par le courant du moteur et en soustrayant la constante d'amortissement multipliée par la vitesse précédente du moteur. L'accélération du moteur est obtenue en divisant le couple par le moment d'inertie (J), qui est supposé connu.

Enfin, la vitesse du moteur est mise à jour en ajoutant le produit de l'accélération et de l'intervalle de temps à la vitesse précédente. Ce processus se répète jusqu'à ce que la simulation atteigne le temps final.

Pour visualiser les résultats, l'exemple comprend un graphique représentant le temps en fonction de la vitesse du moteur, offrant une représentation graphique de la manière dont le régulateur régule avec succès la vitesse du moteur au fil du temps.

III.5 Résultats de simulation :

Dans cette section, nous comparerons le contrôleur MPC à deux contrôleurs PI en cascade (inclus dans les exemples de MATLAB (figure III.3)). Nous présenterons les résultats de 2 tests (suivi d'une consigne linéaire et une sinusoïde) avec introduction d'un couple de charge d'une amplitude de -0.015 N.m à l'instant $t = 1.5$ s.

Le moteur utilisé est caractérisé par :

$$R_a = 4,67 \Omega;$$

$$L_a = 170.10^{-3} \text{ H};$$

$$B_m = 47.10^{-6} \text{ N.m/(rad/s)};$$

$$J_m = 42,6.10^{-6} \text{ Kg.m}^2;$$

$$K_b = 14,7.10^{-3} \text{ V/(rad/s)}.$$

Et les paramètres de contrôleur PI sont comme suit :

$$T_s = 5.10^{-5} \text{ s ; Temps d'échantillonnage fondamental.}$$

$$f_{sw} = 1000 \text{ Hz ; Fréquence de commutation.}$$

$$T_{sc} = 1/f_{sw} \text{ ; Temps d'échantillonnage de contrôle [s]}$$

$$K_{p_i} = 0.8 \text{ ; Gain proportionnel du régulateur de courant}$$

$$K_{i_i} = 5; \text{ Gain intégrateur du régulateur de courant}$$

$$K_{aw_i} = 10; \text{ Gain anti-rebond du régulateur de courant}$$

$$K_{p_n} = 0.1; \text{ Gain proportionnel du régulateur de vitesse}$$

$$K_{i_n} = 0.3; \text{ Gain intégrateur du régulateur de vitesse}$$

$$K_{aw_n} = 250; \text{ Gain anti-rebond du régulateur de vitesse}$$

$$v_{a_max} = 15; \text{ Tension maximale d'induit [V]}$$

$$i_{a_max} = 5; \text{ Courant maximal d'induit [A]}$$

$$i_{a_min} = -5; \text{ Courant minimal d'induit [A]}.$$

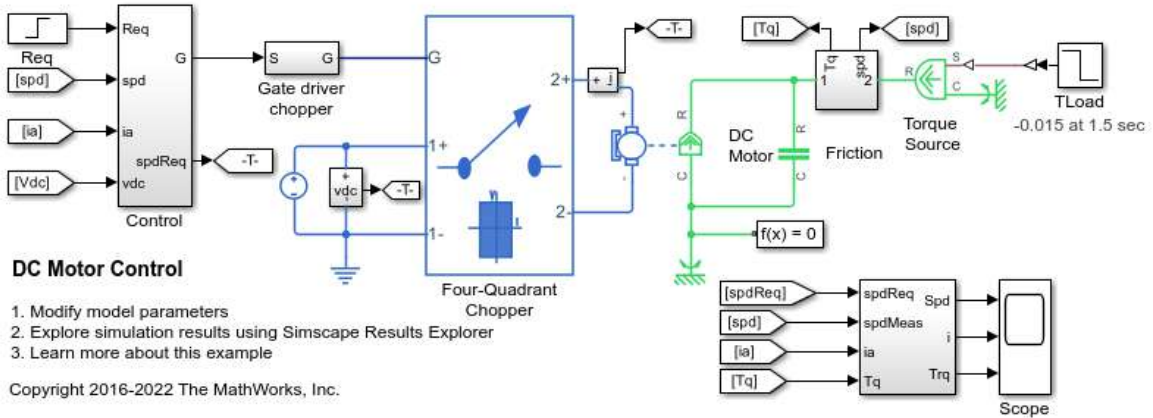


Figure III.3 Exemple de contrôle du MCC (source MATLAB).

III.5.1 Test 1 :

Dans le premier test, la vitesse de référence varie comme la montre la figure III.4. Nous remarquons que le contrôleur MPC montre des performances supérieures à celles du contrôleur PI tant pour le suivi que pour le rejet des perturbations. La figure montre que le contrôleur MPC est insensible au couple de charge.

La figure III.5 montre les variations du courant d'induit. Nous constatons que les variations du courant d'induit du MPC sont plus souples que celles enregistrées pour le PI. Nous pouvons également en déduire que la valeur moyenne du courant d'induit du MPC est nettement inférieure à celle du PI.

La figure III.6 montre que le couple électromagnétique est le même pour les deux techniques de commande.

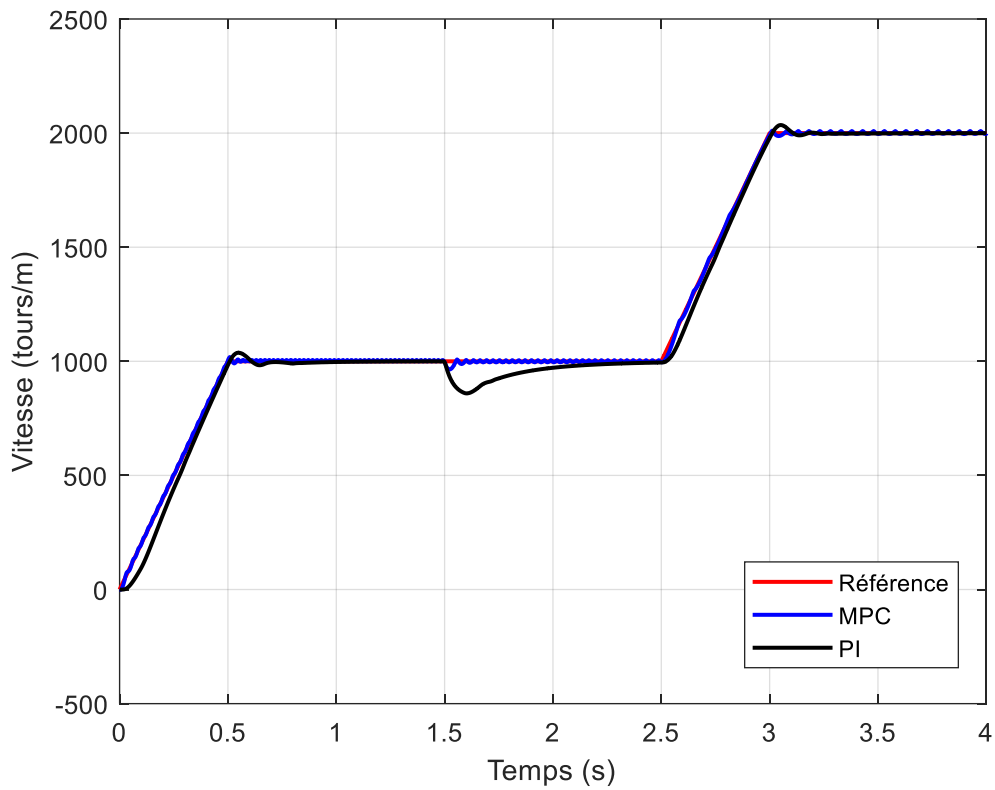


Figure III.4 La réponse du MCC (Test 1).

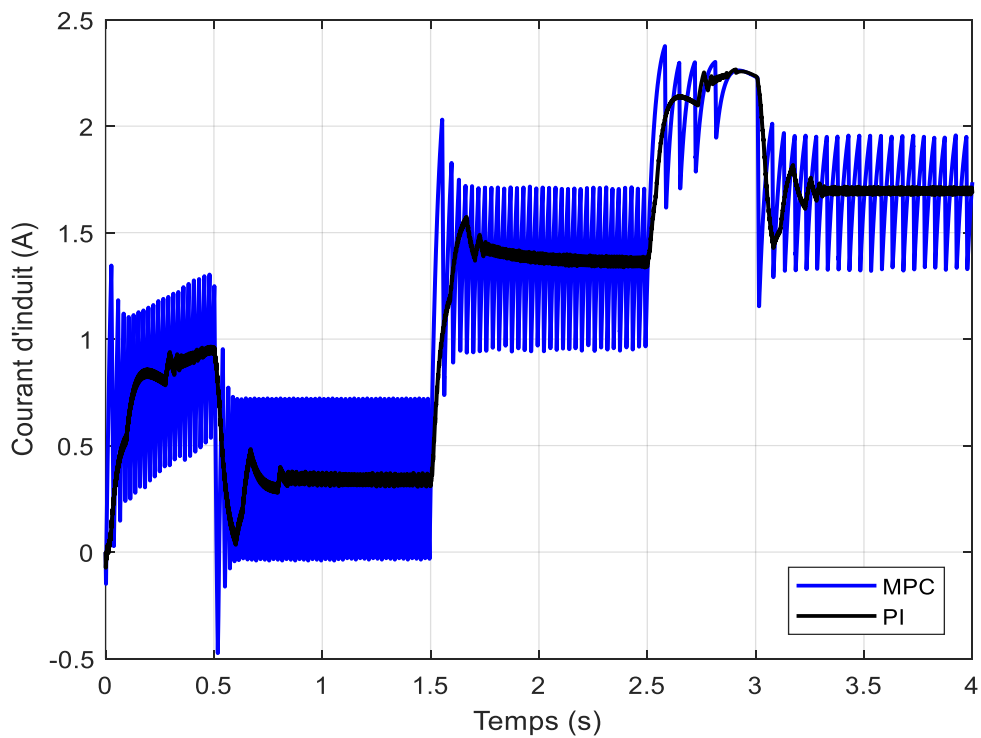


Figure III.5 Les variations du courant d'induit (Test 1).

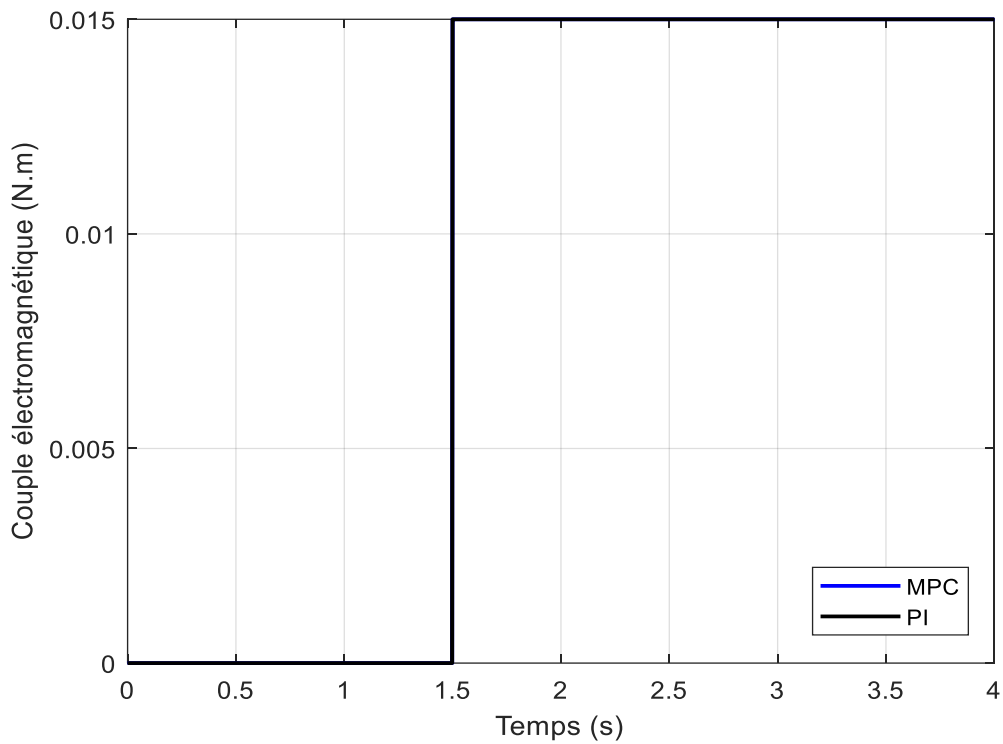


Figure III.6 Les variations du couple électromagnétique (Test 1).

III.5.2 Test 2 :

Pour ce deuxième test, la consigne est sinusoïdale. Les mêmes constats faits dans les premiers tests sont valables pour ce deuxième test.

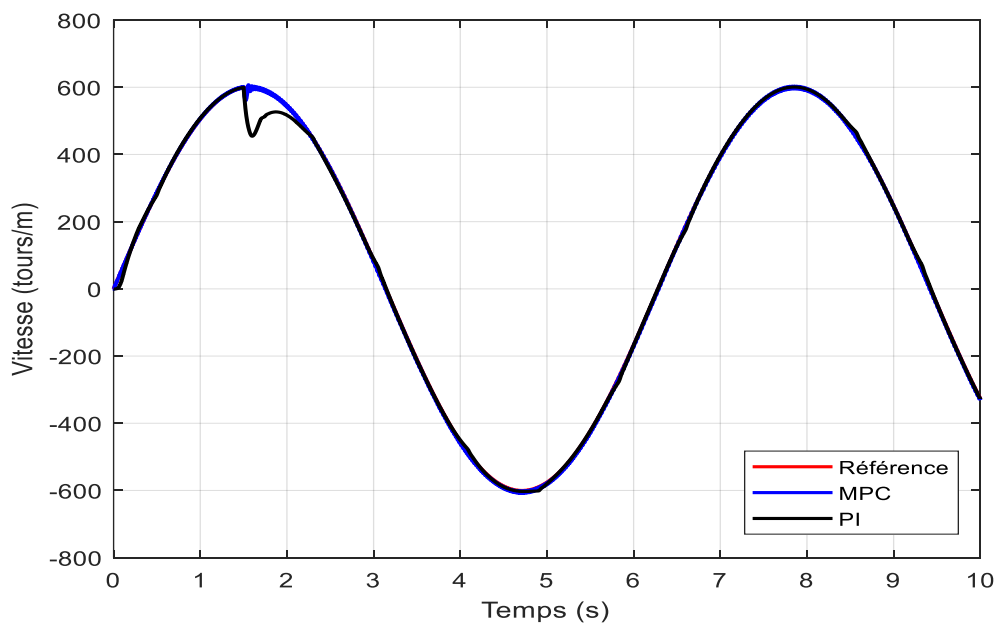


Figure III.7 La réponse du MCC (Test 2).

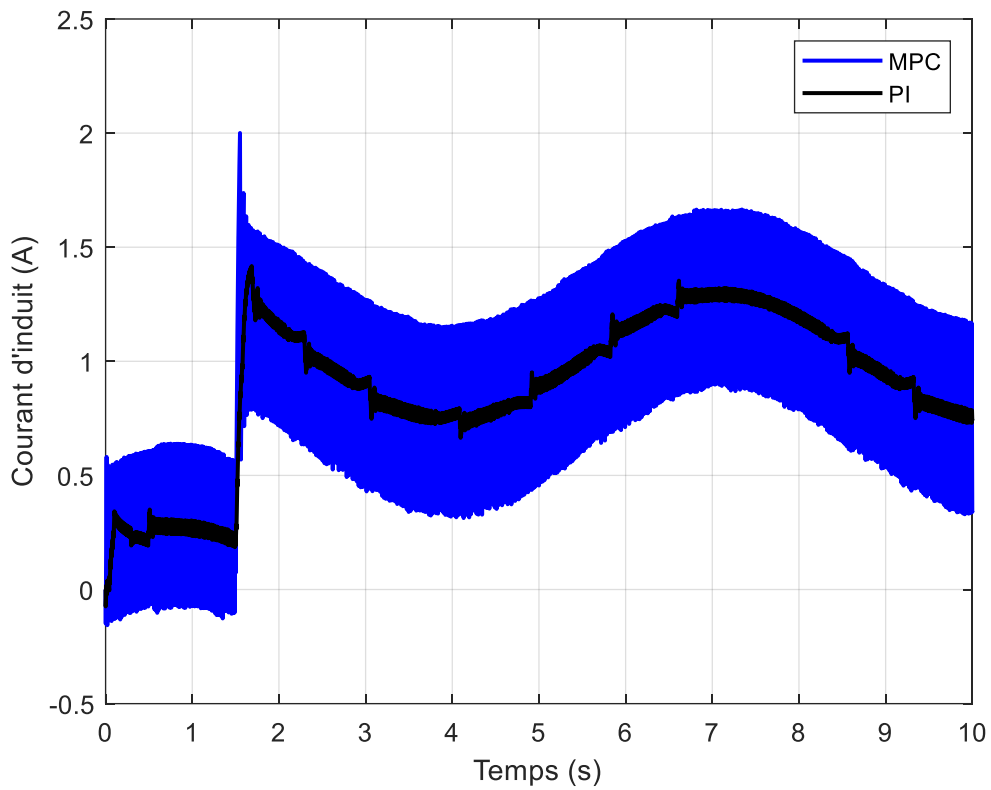


Figure III.8 Les variations du courant d'induit (Test 2).

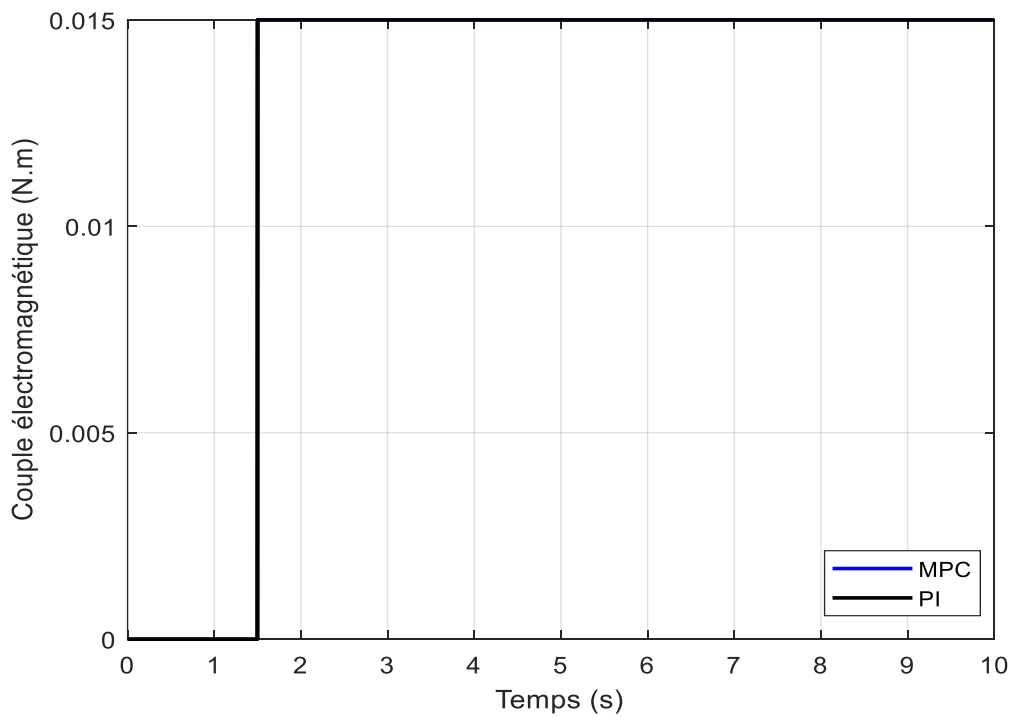


Figure III.9 Les variations du couple électromagnétique (Test 2).

III.6 Conclusion :

En conclusion, nous avons comparé les performances d'un contrôleur MPC (Model Predictive Control) et d'un contrôleur PI (Proportionnel-Intégral) dans le contexte du contrôle de vitesse d'un moteur à courant continu (CC).

Les résultats obtenus montrent que le contrôleur MPC présente des performances supérieures au contrôleur PI. Le contrôleur MPC a démontré une meilleure capacité de suivi de consigne, avec une réponse plus rapide et moins d'oscillations autour de la valeur de consigne.

De plus, le contrôleur MPC s'est avéré plus robuste aux perturbations, en particulier aux variations du couple de charge. Il a maintenu une régulation précise de la vitesse malgré l'introduction d'un couple de charge d'amplitude significative.

En ce qui concerne le courant d'induit, le contrôleur MPC a montré des variations plus douces et une valeur moyenne inférieure par rapport au contrôleur PI. Cela indique une meilleure gestion de l'énergie et une réduction de la consommation électrique.

Enfin, le contrôleur MPC s'avère être une solution plus avantageuse pour le contrôle de vitesse d'un moteur à courant continu par rapport au contrôleur PI, offrant une meilleure précision, une réponse plus rapide, une robustesse accrue aux perturbations et une gestion plus efficace de l'énergie électrique.

Conclusion générale

Dans cette thèse de fin d'études, l'accent a été mis sur l'exploration de l'application de Model Predictive Control (MPC) dans le contrôle de la vitesse d'un moteur à courant continu. L'objectif principal était d'évaluer l'efficacité du MPC par rapport aux autres méthodes de contrôle traditionnelles pour obtenir une régulation de vitesse précise et réactive.

Grâce à une revue complète de la littérature existante, il a été établi que le MPC offre des avantages significatifs par rapport aux approches de contrôle traditionnelles en termes de gestion de la dynamique, des contraintes et des perturbations des systèmes complexes. La capacité de MPC à utiliser un modèle prédictif du système, à optimiser les actions de contrôle et à tenir compte des contraintes en fait une stratégie de contrôle prometteuse pour le contrôle de la vitesse des moteurs à courant continu.

La conception et la mise en œuvre du système de contrôle de vitesse basé sur MPC ont été présentées, impliquant la dérivation du modèle mathématique pour le moteur à courant continu et la conception du contrôleur MPC. Le système a été soigneusement configuré pour prendre en compte la dynamique du moteur, les variations de charge et les contraintes d'entrée, permettant une régulation optimale de la vitesse.

Grâce à des simulations et des tests expérimentaux approfondis, les performances du système de contrôle basé sur le MPC ont été évaluées. Les résultats ont été comparés à ceux obtenus en utilisant d'autres méthodes de contrôle, telles que le contrôle PI (Proportionnel-Intégral). Il a été observé de manière cohérente que le MPC surpassait les approches traditionnelles en termes de précision de suivi de la vitesse, de rejet des perturbations et de robustesse face aux variations des paramètres.

Les résultats de cette recherche contribuent au domaine du contrôle moteur en démontrant les avantages du MPC dans la réalisation d'une régulation de vitesse précise et réactive pour les moteurs à courant continu. La mise en œuvre réussie du système de contrôle basé sur MPC met en évidence son potentiel pour des applications réelles dans diverses industries, telles que la robotique, les véhicules électriques et l'automatisation industrielle.

Cependant, il est important de reconnaître qu'il reste encore des domaines à étudier et à améliorer. Les recherches futures pourraient se concentrer sur l'optimisation des paramètres du

contrôleur MPC pour améliorer ses performances et son efficacité. De plus, explorer l'application du MPC dans différents scénarios de contrôle de moteur ou envisager d'autres stratégies de contrôle pourrait élargir la compréhension des techniques de contrôle avancées pour le contrôle de la vitesse des moteurs à courant continu.

Dans l'ensemble, cette thèse de fin d'études fournit des informations précieuses sur l'application du MPC pour contrôler la vitesse des moteurs à courant continu. La recherche contribue à l'avancement des techniques de contrôle moteur, démontrant le potentiel du MPC en tant que stratégie de contrôle puissante et efficace. En profitant des avantages du MPC, les industries peuvent améliorer la régulation de la vitesse, améliorer les performances et accroître l'efficacité de leurs systèmes motorisés.

BIBLIOGRAPHIE

- [1] Rawlings JB (2000) Tutorial overview of model predictive control. *IEEE Control Sys* 20(3):38–52, <https://doi.org/10.1109/37.845037>
- [2] Garcia CE, Morari M (1982) Internal model control. 1. a unifying review and some new results. *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development* 21(2):308–323, <https://doi.org/10.1021/i200017a016>
- [3] Richalet J (1993) Industrial applications of model based predictive control. *Automatica* 29(5):1251–1274, [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(93\)90049-Y](https://doi.org/10.1016/0005-1098(93)90049-Y)
- [4] Qin S, Badgwell TA (2003) A survey of industrial model predictive control technology. *Control Eng Pract* 11(7):733–764, [https://doi.org/10.1016/S0967-0661\(02\)00186-7](https://doi.org/10.1016/S0967-0661(02)00186-7)
- [5] Mayne DQ, Rawlings JB, Rao CV, Scokaert P (2000) Constrained model predictive control: Stability and optimality. *Automatica* 36(6):789–814, [https://doi.org/10.1016/S0005-1098\(99\)00214-9](https://doi.org/10.1016/S0005-1098(99)00214-9)
- [6] Richalet J, Rault A, Testud JL, Papon J (1978) Model predictive heuristic control. *Automatica* 14(5):413–428, [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(78\)90001-8](https://doi.org/10.1016/0005-1098(78)90001-8)
- [7] Cutler CR, Ramaker BL (1980) Dynamic matrix control - a computer control algorithm. *Jt Autom Control Conf* 17:72
- [8] Morari M, Lee JH (1999) Model predictive control: past, present and future. *Comp & Chem Eng* 23(4–5):667–682, [https://doi.org/10.1016/S0098-1354\(98\)00301-9](https://doi.org/10.1016/S0098-1354(98)00301-9)
- [9] Gilbert EG, Komarovsky I (1999) Fast reference governors for systems with state and control constraints and disturbance inputs. *Int J of Robust and Nonlinear Control* 9(15):1117–1141, [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1239\(19991230\)9:15 3.0.CO;2-I](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1239(19991230)9:15<3.0.CO;2-I)
- [10] Zheng A, Morari M (1995) Stability of model predictive control with mixed constraints. *IEEE Trans Autom Control* 40(10):1818–1823, <https://doi.org/10.1109/9.467664>
- [11] Henson MA (1998) Nonlinear model predictive control: current status and future directions. *Comp & Chem Eng* 23(2):187–202, [https://doi.org/10.1016/S0098-1354\(98\)00260-9](https://doi.org/10.1016/S0098-1354(98)00260-9)
- [12]. Allgower F, Zheng A (2000) *Nonlinear model predictive control*. Birkhauser Basel, Basel, <https://doi.org/10.1007/978-3-0348-8407-5>
- [13]. de Nicolao G, Magni L, Scattolini R (1996) On the robustness of receding-horizon control with terminal constraints. *IEEE Trans Autom Control* 41(3):451–453, <https://doi.org/10.1109/9.486649>

- [14]. Rouhani R, Mehra RK (1982) Model algorithmic control (mac); basic theoretical properties. *Automatica* 18(4):401–414, [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(82\)90069-3](https://doi.org/10.1016/0005-1098(82)90069-3)
- [15]. Laughlin DL, Morari M (1987) Smith predictor design for robust performance. *Am Control Conf*, 1987 pp 637–642, <https://doi.org/10.1080/00207178708933912>
- [16]. Campo PJ, Morari M (1986) ∞ -norm formulation of model predictive control problems. *Am Control Conf* 1986:339–343
- [17]. Lee KS, Chin IS, Lee HJ, Lee JH (1999) Model predictive control technique combined with iterative learning for batch processes. *AIChE Journal* 45(10):2175–2187, <https://doi.org/10.1002/aic.690451016>
- [18]. Morrison J, Nagamune R, Grebenyuk V (2020) An iterative learning approach to economic model predictive control for an integrated solar thermal system. *IFAC-PapersOnLine* 53(2):12777–12782, <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2020.12.19> 30. <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2405896320325532>
- [19]. Li D, He S, Xi Y, Liu T, Gao F, Wang Y, Lu J (2020) Synthesis of ilc–mpc controller with data-driven approach for constrained batch processes. *IEEE Trans Ind Electron* 67(4):3116–3125, <https://doi.org/10.1109/TIE.2019.2910034>
- [20]. Liu C, Atkeson CG (2009) Standing balance control using a trajectory library. 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, St Louis, MO pp 3031–3036, <https://doi.org/10.1109/IROS.2009.5354018>
- [21]. Koller T, Berkenkamp F, Turchetta M, Krause A (2018) Learning-based Model Predictive Control for Safe Exploration. [arXiv:1803.08287\[cs\]](https://arxiv.org/abs/1803.08287)
- [22]. Luis CE, Vukosavljev M, Schoellig AP (2020) Online trajectory generation with distributed model predictive control for multirobot motion planning. *IEEE Robotics and Autom Lett* 5(2):604–611, <https://doi.org/10.1109/LRA.2020.2964159>
- [23]. Zou C, Hu X, Wei Z, Wik T, Egardt B (2018) Electrochemical estimation and control for lithium-ion battery health-aware fast charging. *IEEE Trans Ind Electron* 65(8):6635–6645, <https://doi.org/10.1109/TIE.2017.2772154>
- [24]. Stemmler S (2020) Intelligente regelungsstrategien als schlüsseltechnologie selbstoptimierender fertigungssysteme. Dissertation, RWTH Aachen University, <https://doi.org/10.18154/RWTH-2020-02766>
- [25]. 49. Koh H, Magee CL (2006) A functional approach for studying technological progress: application to information technology. *Technological Forecasting and Social Change* 73(9):1061–1083, <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2006.06.001>

- [26]. Waldrop MM (2016) The chips are down for moore's law. *Nature* 530(7589) :144–147, <https://doi.org/10.1038/530144a>
- [27] B. Alsayid, W. A. Salah, and Y. Alawneh, “Modelling of sensored speed control of BLDC motor using MATLAB/SIMULINK.” [Modélisation de la commande de vitesse à capteurs d'un moteur BLDC en utilisant MATLAB/SIMULINK], *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, vol. 9, no. 5, pp. 3333-3343, 2019, DOI : 10.11591/ijece.v9i5.pp3333-3343.
- [28] N. Murali and V. Balaji, “Real Time FPGA Implementation of PWM Chopper Fed Capacitor Run Induction Motor,” [Implémentation en temps réel de l'alimentation d'hacheur PWM pour un moteur à induction à condensateur], *International Journal of Reconfigurable and Embedded Systems*, vol. 7, no. 3, pp. 138–148, 2018, DOI : 10.11591/ijres.v7.i3.pp138-148.
- [29] C. M. Ong, “Dynamic simulation of electric machinery using MATLAB/SIMULINK, Upper Saddle River, NJ, USA” [Simulation dynamique de machines électriques en utilisant MATLAB/SIMULINK], Prentice hall PTR, 1998.
- [30] V. Perelmuter, “Electrotechnical Systems: Simulation with Simulink® and SimPowerSystems™,” [Systèmes électrotechniques: simulation avec Simulink® et SimPowerSystems™], CRC Press, 2012.
- [31] N. Farah et al., “Analysis and investigation of different advanced control strategies for high-performance induction motor drives,” [Analyse et investigation de différentes stratégies de commande avancée pour des entraînements de moteurs à induction haute performance], *TELKOMNIKA Telecommunication, Computing, Electronics and Contro*, vol. 18, no. 6, pp. 3303-3314, 2020, DOI: 10.12928/telkomnika.v18i6.15342.
- [32] S.-H. Kim, “Electric motor control: DC, AC, and BLDC motors.” [Commande de moteur électrique : moteurs à courant continu, alternatif et à courant continu sans balais.], Elsevier, 2017.
- [33] K.-K. Nguyen and T.-T. Nguyen, “The sensorless control system for controlling the speed of direct current motor,” [Le système de commande sans capteur pour le contrôle de la vitesse du moteur à courant continu.], *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, vol. 16, no. 3, pp. 1171-1178, 2019, DOI : 10.11591/ijeecs.v16.i3.pp1171-1178.
- [34] H. F. Rashag, “Improved speed response of DC motor via intelligent techniques,” [Amélioration de la réponse en vitesse du moteur à courant continu via des techniques intelligentes], *International Journal of Advances in Applied Sciences (IJAAS)*, vol. 8, no. 3, pp. 204-207, 2019, DOI : 10.11591/ijaas.v8.i3.pp204-207.
- [35] A. Agrawal, B. Prasad, V. Viswanathan, and S. K. Panda, “Dynamic modeling of variable ballast tank for spherical underwater robot,” [Modélisation dynamique du réservoir de ballast variable pour robot sous-marin sphérique.] in 2013 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT), 2013, pp. 58–63, DOI : 10.1109/ICIT.2013.6505648.

[36] S. N. Al-Bargothi, G. M. Qaryouti, and Q. M. Jaber, “Speed control of DC motor using conventional and adaptive PID controllers,” [Commande de vitesse d'un moteur à courant continu à l'aide de régulateurs PID conventionnels et adaptatifs], Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, vol. 16, no. 3, pp. 1221-1228, 2019, DOI : 10.11591/ijeecs.v16.i3.pp1221-1228.

[37] O. I. Okoro, C. U. Ogbuka, C. U. Ogbuka, and M. U. Agu, “Simulation of DC Machines Transient Behaviors: Teaching and Research,” [Simulation des comportements transitoires des machines à courant continu : enseignement et recherche.] , The Pacific Journal of Science and Technology, vol. 9, no. 1, pp. 142-148, 2008.

[38] P. Krause, O. Wasynczuk, and S. Sudhoff, “Analysis of electric machinery and drive systems.” [Analyse des machines électriques et des systèmes d'entraînement.] , John Wiley & Sons, 2013.

[39] A. Mohamed Achraf, « Types moteurs à CC » [En-ligne].

Disponible : <https://github.com/itsmeashraff/Types-Moteurs-aCC>