



REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET
POPULAIRE

MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE DE BEJAÏA

FACULTE DE TECHNOLOGIE

DEPARTEMENT DE GENIE ELECTRIQUE

MÉMOIRE DE FIN D'ÉTUDES

En vue de l'obtention du diplôme de

Master en électrotechnique

spécialité

Automatismes Industriels

Commande prédictive guidée par les données appliquée à un moteur synchrone à aimants permanents

Réalisé par: BENNEKAA Haithem
BENSADI Massinissa

Encadré par: Mr.MELAHI A.

Populaire et Démocratique Algérienne République
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Déclaration sur l'honneur
Engagement pour respecter les règles d'authenticité scientifique dans
l'élaboration d'un travail de recherche

Arrêté ministériel n° 1082 du 27 décembre 2020 ()
fixant les règles relatives à la prévention et la lutte contre le plagiat*

Je soussigné,

Nom : Benmebare

Prénom : Hafidh

Matricule : 202033001006

Spécialité et/ou Option : Electronique Technique / Automatisme Industriel

Département: Génie Electrique

Faculté: Faculté Laghouat

Année universitaire : 2024/2025

et chargé de préparer un mémoire de (*Licence, Master, Autres à préciser*) :

Intitulé: Communauté de Prédiction guidée par les domaines appliqués à la Nature Synchronisation et accès à la donnée

déclare sur l'honneur, m'engager à respecter les règles scientifiques, méthodologiques, et les normes de déontologie professionnelle et de l'authenticité académique requises dans l'élaboration du projet de fin de cycle cité ci-dessus.

Fait à Béjaïa le
...../...../.....

Signature de l'intéressé

(*) Lu et approuvé

(*) Arrêté ministériel disponible sur le site [www.univ-bejaia.dz/formation](http://www.univ-bejaia.dz/) (rubrique textes réglementaires)

République Algérienne Populaire et Démocratique
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



Déclaration sur l'honneur
Engagement pour respecter les règles d'authenticité scientifique dans
l'élaboration d'un travail de recherche

Arrêté ministériel n° 1082 du 27 décembre 2020 ()
fixant les règles relatives à la prévention et la lutte contre le plagiat*

Je soussigné,

Nom : Ben SADI

Prénom : NASSI NISSA

Matricule : 2020 3300 2677

Spécialité et/ou Option : ElectroTechnique / Automatism IndusTricel

Département : Génie électrique

Faculté : Technologie

Année universitaire : 2024/2025

et chargé de préparer un mémoire de (Licence, Master, Autres à préciser) :

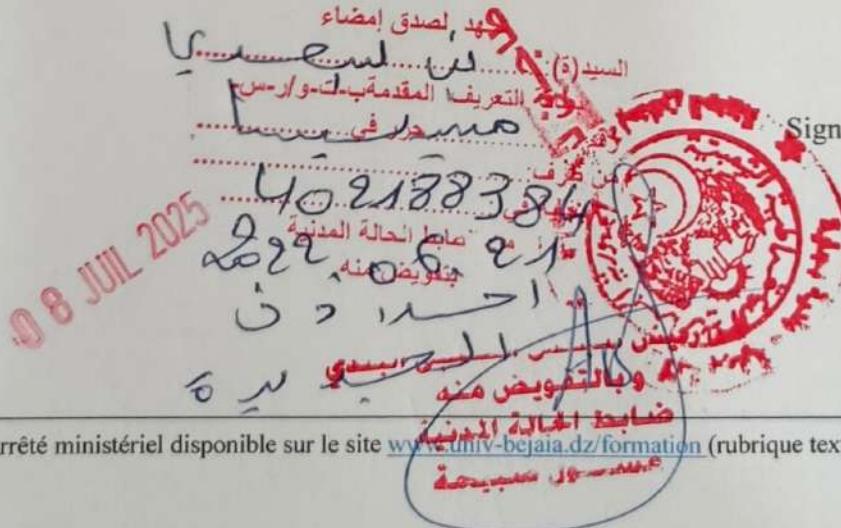
Intitulé: L'ammonium prédictive guidé par les données
appliquées au robot signe à automatises permanents

déclare sur l'honneur, m'engager à respecter les règles scientifiques, méthodologiques, et les normes de déontologie professionnelle et de l'authenticité académique requises dans l'élaboration du projet de fin de cycle cité ci-dessus.

Fait à Béjaïa le/...../.....

Signature de l'intéressé

(*) Lu et approuvé



(*) Arrêté ministériel disponible sur le site www.univ-bejaia.dz/formation (rubrique textes réglementaires)

Remerciements

Nous remercions le bon dieu de nous avoir donné le courage et la volonté pour accomplir ce travaille et notre cursus académique.

Nous tenons à exprimer toute notre gratitude à notre promoteur Mr.Melahi. A pour avoir été présent chaque pas du chemin, et pour ses efforts, ses conseils, son suivi et son orientation.

Nous tenant aussi à remercier tous nos enseignants qui nous ont suivis pendant toutes les années passées.

Enfin, nous remercions toute personne qui ont contribué de près ou de loin à l'accomplissement de ce travail.

On ne peut pas terminer ces remerciements sans une pensée à nos familles

Dédicaces

Je dédie ce travail :

A ma très chère mère que je ne pourrai jamais remercier assez, qui a été une source de soutiens moral et émotionnel inconditionnel pendant toute ma vie.

A mon meilleur ami Moussa, à sa mère et à son frère qui ont été une deuxième famille pour moi.

A mon cher amis mohamed.

A mon enseignant et encadreur Mr. Melahi pour tous le savoir que j'ai pu acquérir grâce à son suivi

A mon binôme aussi qui a toujours su faire de son mieux durant tous les projets que nous avons partagés ensemble.

A tous mes amis qui ont su me soutenir.

Et à toute personne que dieu a posé sur mon chemin pour m'aider.

B. Haithem

Dédicaces

Je dédie ce travail :

À mes parents, pour leur soutien indéfectible et leur patience qui n'a jamais failli.

À mes grands-parents, gardiens de mes racines et de mes valeurs.

À mon frère, ma sœur, ainsi que ma cousine pour leur encouragement, leur patience et leurs sacrifices tout au long de mon parcours.

Une dédicace spéciale à notre encadrant, Monsieur Melahi, pour son accompagnement, sa disponibilité et ses précieux conseils tout au long de ce mémoire.

À moi-même, pour avoir cru, tenu, et avancé avec solidarité et foi en mes capacités.

Un grand merci également à tous les enseignants qui ont contribué, chacun à leur manière, à cette petite mais précieuse carrière d'études.

Et enfin, à mon cher binôme, pour ces deux années de bonheur, de persévérance, et de combat partagé.

B. Massinissa

Résumé

Ce mémoire traite de la conception et de l'application d'une commande prédictive guidée par les données sur un moteur synchrone à aimants permanents, avec pour problématique principale la difficulté de modéliser précisément ce type de système en contexte industriel.

L'objectif consiste à développer une stratégie de commande qui régule efficacement les courants et la vitesse du moteur sans recourir à un modèle mathématique explicite, en s'appuyant uniquement sur les données mesurées.

Après avoir étudié la commande prédictive généralisée, ce travail met en œuvre une approche basée sur l'identification par moindres carrés des relations entrée-sortie, ce qui permet d'élaborer une commande optimisée à partir des réponses du système.

Les résultats montrent que la commande prédictive guidée par les données assure un bon suivi des références, une réponse dynamique satisfaisante et une robustesse face aux perturbations et aux incertitudes du modèle.

Ces performances valident l'intérêt de cette approche pour les systèmes difficiles à modéliser et ouvrent la voie à son application dans des contextes industriels réels.

Ce travail recommande ainsi d'approfondir cette méthode, notamment en l'adaptant aux systèmes à entrées et sorties multiples, en y intégrant des contraintes physiques et en l'associant à des techniques d'apprentissage en ligne pour une adaptation continue.

Mot-clé : Commande prédictive, commande prédictive guidée par les données, commande prédictive généralisée, moteur synchrone à aimants permanents, identification par les données.

Abstract

This thesis focuses on the design and application of data-driven predictive control on a permanent magnet synchronous motor, with the main challenge being the difficulty of accurately modelling this type of system in an industrial context.

The aim is to develop a control strategy that effectively regulates motor currents and speed without using an explicit mathematical model, relying solely on measured data.

After studying generalized predictive control, this work implements an approach based on least-squares identification of the input-output relationships, which makes it possible to develop an optimised control based on the system responses.

The results show that the data-driven predictive control provides good reference tracking, a satisfactory dynamic response and robustness in the face of disturbances and model uncertainties.

These performances validate the interest of this approach for systems that are difficult to model and pave the way for its application in real industrial contexts.

This work therefore recommends extending this method, in particular by adapting it to multiple input multiple output systems, incorporating physical constraints and combining it with online learning techniques for continuous adaptation.

Keywords : Predictive control, data-driven predictive control, generalized predictive control, permanent magnet synchronous motor, data identification.

ملخص

تركز هذه الأطروحة على تصميم وتطبيق التحكم التنبؤي المستند إلى البيانات على محرك متزامن مغناطيسي دائم، حيث يتمثل التحدي الرئيسي في صعوبة وضع نماذج دقيقة لهذا النوع من الأنظمة في السياق الصناعي

والهدف هو تطوير استراتيجية تحكم تتنظم تيارات المحرك وسرعته بفعالية دون استخدام نموذج رياضي واضح، مع الاعتماد فقط على البيانات المقاسة

بعد دراسة التحكم التنبؤي المعمم، يطبق هذا العمل نهجاً قائماً على تحديد المربعات الصغرى للعلاقات بين المدخلات والخرجات، مما يجعل من الممكن تطوير تحكم محسن بناءً على استجابات النظام

تُظهر النتائج أن التحكم التنبؤي المستند إلى البيانات يوفر تتبعاً مرجعياً جيداً واستجابة ديناميكية مرضية ومناسبة في مواجهة الاضطرابات وأوجه عدم اليقين في النموذج

يؤكد هذا الأداء أهمية هذا النهج لأنظمة التي يصعب نمجذتها ويمهد الطريق لتطبيقه في السياقات الصناعية الحقيقية

لذلك يوصي هذا العمل بتوسيع نطاق هذه الطريقة، لا سيما من خلال تكييفها مع أنظمة متعددة المدخلات والخرجات المتعددة، ودمج القيود المادية ودمجها مع تقنيات التعلم الآلي عبر الإنترنت للتكييف المستمر

الكلمات المفتاحية

التحكم التنبؤي، التحكم التنبؤي المستند إلى البيانات، التحكم التنبؤي المعمم، المحرك المتزامن المغناطيسي الدائم، التعرف على البيانات

Sommaire

Sommaire

INTRODUCTION GENERALE	1
-----------------------------	---

Chapitre I : Modélisation du MSAP

I.1 Introduction	2
I.2 Principe de fonctionnement d'un moteur synchrone	2
I.3 Les types de moteurs synchrones	3
I.3.1 Les moteurs synchrones à rotor bobiné, à pôles saillants ou pôles lisses	3
I.3.2 Les moteurs synchrones à aimants permanents, avec ou sans pièce polaire	3
I.4 structure d'un moteur synchrone à aimants permanents.....	3
I.4.1 Le stator	3
I.4.2 Le rotor.....	3
I.5 Les avantages et inconvénients du MSAP	3
I.6 Modélisation du MSAP	4
I.6.1 Equation de tension et flux	5
I.6.2 Transformée de Park	6
II.6.3 Expression de la puissance et du couple électromagnétique	8
I.7 Schéma fonctionnelle de la MSAP sous MATLAB.....	9
I.8 simulation du modèle du MSAP	10
I.9 Conclusion	10

Chapitre II : Commande prédictive

II.1 Introduction :.....	11
II.2 Principe de la Commande prédictive	11
II.3 La Commande Prédictive généralisée (GPC)	11
II.4 Le modèle de prédiction.....	12
II.5 La recherche du prédateur optimal.....	13
II.6 Conclusion.....	15

Chapitre III : Commande prédictive guidée par les données

III.1 Introduction	16
III.2 Présentation de la commande guidée par les données.....	16
III.3 Identification des systèmes non linaires pour la commande.....	17
III.3.1 Représentations théoriques des opérateurs	17

Sommaire

III.3.2 Régression pilotée par les données et apprentissage automatique	18
III.4 Domaines d'application de la commande guidée par les données.....	18
III.5 Commande prédictive guidée par les données	19
III.5.3.1 Génération de la base de données	20
III.5.3.2 Algorithme d'apprentissage automatique.....	21
III.5.3.3 Utilisation de la base de données :	23
III.6 Conclusion	24

Chapitre IV: Application Commande prédictive guidée par les données au MSAP

IV.1 Introduction.....	25
IV.2 Présentation du modèle de la MSAP	25
IV.2.1 Sous-systèmes électrique	25
IV.2.2 Sous-systèmes électromagnétique.....	26
IV.2.3 Sous-systèmes mécanique	26
IV.3 Structure de la régulation	26
IV.4 Application de la GPC guidée par les données.....	28
IV.5.1 Réglage de la vitesse :	28
IV.5.2 Réglage des courants :.....	29
IV.5.3 Résultats de la simulation :	30
IV.5.4 Interprétation des résultats de simulation :	35
CONCLUSION GENERALE	37
Bibliographie	
Annexe	

Nomenclatures

Nomenclatures

MSAP : Moteur synchrone à aimant permanent.

Ω_s : Vitesse du champ magnétique créé par le stator.

Ω : Vitesse de rotation du moteur.

P : Nombre de paires de pôles.

$[V_s]$: Vecteur de tensions statoriques.

$[\Phi_s]$: Vecteur de flux statorique.

$[I_s]$: Vecteur de courants statoriques.

$[R_s]$: Matrice des résistances statoriques.

$[L_{ss}]$: Matrice des inductances statoriques.

$[\Phi_f]$: Vecteur des flux rotorique.

θ : L'angle électrique.

θ_m : Position mécanique du rotor.

$[P(\theta)]$: Matrice de Park.

$[P(\theta)]^{-1}$: Matrice de Park inverse.

V_{ds}, V_{qs} : Tension d'axe direct en quadrature.

I_{ds}, I_{qs} : Courant d'axe direct en quadrature.

Φ_{ds}, Φ_{qs} : Flux d'axe direct en quadrature.

L_{ds}, L_{qs} : Flux d'axe direct en quadrature.

ω : Vitesse angulaire électrique du rotor.

$P(t)$: Puissance.

P_e : Puissance électromagnétique.

C_e : Couple électromagnétique.

C_r : Couple résistant.

J : Le couple d'inertie des masses tournantes.

f : Coefficients de frottements visqueux.

GPC : Commande Prédictive Généralisée.

w(k) : Consigne.

y (k) : Sortie du processus.

\tilde{y} (k) : Sortie prédictive.

Nomenclatures

$u(k)$: Signal de commande appliqué sur le système.

$v(k)$: Signal de perturbation.

q^{-1} : Opérateur retard.

$\Delta(q^{-1})$: Opérateur différence.

$C(q^{-1}) \cdot \varepsilon(t)$: Perturbations.

Δu : Incrément de commande.

N : Horizon de prédiction.

N_u : Horizon de prédiction sur la commande.

G_n : Matrice des coefficients de la réponse indicelle du modèle.

H_n : la matrice des coefficients de la réponse impulsionnelle discrète du modèle.

ρ_j est la réponse libre du système.

\hat{u}_{opt} : Solution optimale.

DDC : Commande guidée par les données (Data-Driven Control).

η : Pas du gradient.

$[u_k, y_k]$: Vecteur d'entrées sorties.

Introduction Générale

Introduction générale

INTRODUCTION GENERALE

Les machines synchrones à aimants permanents (MSAP) sont devenues le choix le plus courant pour de nombreuses applications industrielles, en particulier dans les systèmes de traction, l'aérospatiale et les énergies renouvelables, dans un environnement où l'efficacité énergétique et la précision du système électrique sont des enjeux importants. Ils constituent un choix stratégique en raison de leur grande efficacité et de leur densité de puissance, mais leur régulation reste difficile, en partie à cause de la nécessité d'optimiser leur comportement dynamique en temps réel lors des changements de charge et des incertitudes du système.

La commande prédictive basée sur modèle (Model Predictive Control, MPC) est une stratégie efficace pour garantir le contrôle optimal de systèmes dynamiques complexes. Son efficacité dépend de la précision du modèle, qui peut être difficile à déterminer dans les environnements industriels où les processus non linéaires et les perturbations sont monnaie courante. Les techniques de commande prédictive guidée par les données (Data-Driven MPC) sont en train de devenir un substitut viable à cette restriction. Sans dépendre d'une modélisation analytique rigoureuse, elles permettent d'utiliser directement les données mesurables du système pour optimiser le contrôle et apprendre un modèle représentatif.

La mise en œuvre d'une méthode de commande prédictive guidée par les données pour une machine synchrone à aimants permanents est le sujet principal de cette thèse. En minimisant la susceptibilité à l'incertitude du modèle et en maximisant la performance dynamique de la machine, l'objectif est d'étudier comment l'apprentissage à partir des données du système peut augmenter la précision et la robustesse de la commande. Pour ce faire, nous utiliserons des techniques d'optimisation du contrôle et des méthodes d'identification de modèle, en gardant à l'esprit les exigences de temps réel et les limitations de traitement qui accompagnent les systèmes embarqués.

La structure de cette étude sera la suivante : nous commencerons par passer en revue les avantages et les inconvénients des approches de contrôle conventionnelles et prédictives utilisées avec les MSAP. Nous examinerons ensuite les principes fondamentaux de la commande pilotée par les données et les méthodes qui fonctionnent le mieux pour les systèmes électrotechniques. Enfin, afin d'analyser les performances de la stratégie et de comparer son efficacité avec les méthodes traditionnelles de contrôle prédictif, nous proposerons une évaluation expérimentale et la mise en œuvre de la stratégie conçue.

Ce mémoire est structuré comme suit :

- La modélisation du moteur synchrone à aimants permanents.
- La présentation de la commande prédictive.
- La présentation de la commande prédictive guidée par les données.
- L'application de la commande prédictive guidée par les données à un moteur synchrone à aimants permanents.

Chapitre I

Modélisation du moteur synchrone à aimants permanent

I.1 Introduction

La modélisation du MSAP est une étape fondamentale pour comprendre son comportement dynamique, optimiser ses performances et concevoir des stratégies de commande appropriées. Une modélisation précise peut décrire l'interaction entre les grandeurs électriques (tension, courant) et les grandeurs mécaniques (vitesse, couple), en tenant compte des spécificités de la machine telles que la répartition du flux magnétique, les non-linéarités et les pertes.

I.2 Principe de fonctionnement d'un moteur synchrone

Lorsqu'une alimentation triphasée est fournie au stator d'un moteur synchrone à enroulement triphasé, un champ tournant est créé. Ce champ tourne à une vitesse synchrone ($NS = 60fp$). Il est représenté par les pôles imaginaires du stator. À un instant donné, les pôles opposés du stator et du rotor se font face. Comme il existe une force d'attraction entre eux, un couple est produit dans le rotor. Ainsi, les pôles du rotor sont entraînés par les pôles tournants du stator (par le champ).

Après un demi-cycle, la polarité des pôles du stator est inversée alors que les pôles du rotor ne peuvent pas changer de position en raison de l'inertie. Ainsi, les pôles semblables se font face et, en raison de la force de répulsion, un couple dans le sens inverse du premier est produit dans le rotor.

Par conséquent, le couple produit dans un moteur synchrone triphasé n'est pas unidirectionnel et, de ce fait, ce moteur n'est pas auto démarrant. Cependant, si le rotor d'un moteur synchrone est mis en rotation par un moyen externe au début, il inverse également sa polarité, car la polarité des pôles du stator est inversée après un demi-cycle. Il existe une force d'attraction continue entre les pôles du stator et du rotor. C'est ce qu'on appelle le verrouillage magnétique.

Une fois le verrouillage magnétique obtenu, les pôles du rotor sont entraînés par le champ tournant du stator (pôles imaginaires) et un couple continu est obtenu. Comme les pôles du rotor sont entraînés par le champ tournant du stator, le rotor tourne à la même vitesse que le champ tournant du stator, c'est-à-dire à la vitesse synchrone. Ainsi, un moteur synchrone ne fonctionne qu'à une vitesse constante appelée vitesse synchrone [1].

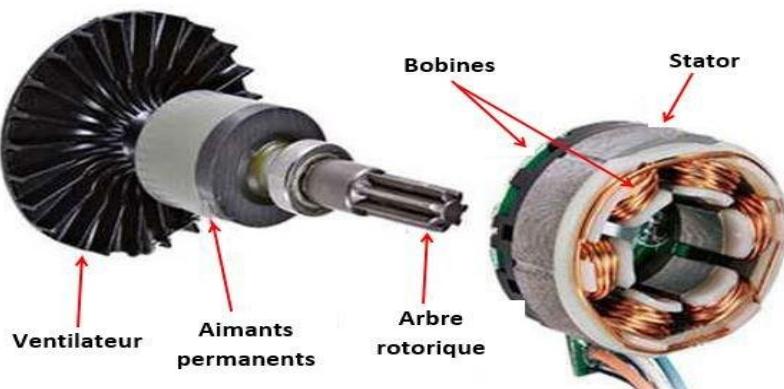


Figure I.1 Schéma d'une machine synchrone à aimants permanents.

I.3 Les types de moteurs synchrones

Malgré la gamme d'application extrêmement large des moteurs synchrone, la classification standard selon la littérature scientifique est divisée en deux grandes familles :

I.3.1 Les moteurs synchrones à rotor bobiné, à pôles saillants ou pôles lisses

Ils font appel, plus souvent, à une excitatrice associée à un redresseur tournant, pour éliminer tout contact glissant le rotor peut être à pôle lisse ou saillant et il est généralement équipé de circuits amortisseurs. A forte puissance et à grande vitesse on utilise un rotor cylindrique massif.[3]

I.3.2 Les moteurs synchrones à aimants permanents, avec ou sans pièce polaire

Les moteurs synchrones à aimants permanents sont sans balais et présentent une fiabilité et un rendement très élevés. Grâce à leur rotor à aimants permanents, ils ont également un couple plus élevé avec une taille de châssis plus petite et aucun courant de rotor, ce qui constitue un avantage par rapport aux moteurs à induction à courant alternatif. Grâce à leur rapport puissance/taille élevé, les PMSM peuvent contribuer à réduire la taille de la conception sans perte de couple.

I.4 structure d'un moteur synchrone à aimants permanents

I.4.1 Le stator

Le stator est composé de trois enroulements identiques décalés de 120° degrés dans l'espace. Ces enroulements sont logés dans les encoches du circuit magnétique. Lorsqu'on alimente les enroulements statoriques par un système triphasé équilibré, il y a une création d'un champ magnétique tournant le long de l'entrefer. La vitesse de rotation du champ magnétique est proportionnelle au nombre de pôles de la machine et à la fréquence des courants statoriques [4].

I.4.2 Le rotor

Le rotor formé d'un assemblage de tôles et d'aimants créant le flux inducteur. L'absence de contacts glissants améliore la fiabilité. Les aimants utilisés sont les ferrites qui sont peu coûteuses, le samarium cobalt (SmCo5, Sm2Co17), dont les performances du point de vue de l'énergie spécifique sont exceptionnelles.

Le rotor du moteur peut être à "aimants déposés" sans pièce polaire ou à "concentration de flux". Cette dernière réalisation utilise un plus faible volume d'aimants.

I.5 Les avantages et inconvénients du MSAP

Le moteur synchrone à aimants permanents (MSAP) présente de nombreux avantages qui en font un choix privilégié dans les applications exigeant efficacité énergétique et haute performance. L'un de ses principaux atouts est son rendement élevé. En effet, l'absence d'enroulement au rotor élimine les pertes joules typiques dues aux courants induits, ce qui permet de limiter les échauffements et d'optimiser les performances globales, notamment à charge partielle. De plus, grâce à l'utilisation d'aimants en terres rares comme le néodyme-fer-bore (NdFeB), le MSAP offre une densité de puissance importante : il peut délivrer un couple élevé dans un volume réduit, ce qui le rend particulièrement adapté aux systèmes compacts et performants. À cela s'ajoute une excellente réponse dynamique, permise par la faible inertie

rotorique et la possibilité de moduler le couple très rapidement, ce qui le rend idéal pour les applications nécessitant un contrôle précis et réactif. En outre, l'absence de balais et de bagues collectrices réduit considérablement les besoins en maintenance, tout en éliminant les sources d'usure mécanique. Enfin, le MSAP peut fonctionner avec un facteur de puissance élevé, ce qui réduit les pertes réactives et améliore l'efficacité énergétique du système.

Cependant, malgré ses nombreux atouts, le moteur synchrone à aimants permanents présente aussi certaines limites. Le premier frein à son adoption reste son coût relativement élevé. Les aimants permanents, surtout ceux à base de terres rares, sont onéreux et soumis à une forte variabilité du marché international. Par ailleurs, ces aimants sont sensibles à la température et peuvent se démagnétiser en cas de surchauffe ou de surtension prolongée, ce qui nuit à la durabilité du moteur. Un autre inconvénient concerne la complexité de la commande. Contrairement aux moteurs asynchrones, le MSAP nécessite un onduleur sophistiqué associé à une stratégie de commande avancée (commande vectorielle, commande prédictive, etc.) et l'utilisation fréquente de capteurs de position (codeur incrémental, resolver). Cela implique un surcoût et une complexité de mise en œuvre. En fonctionnement générateur ou en cas de freinage régénératif, la gestion de l'énergie retournée vers le réseau ou le convertisseur est également plus délicate. Enfin, bien que les performances thermiques globales soient bonnes, les propriétés magnétiques des aimants diminuent avec la température, ce qui impose un contrôle thermique rigoureux pour éviter la perte de performance ou la démagnétisation irréversible.

I.6 Modélisation du MSAP

Afin de modéliser le MSAP, on adopte les hypothèses simplificatrices usuelles données dans la majorité des références :

- L'absence de saturation dans le circuit magnétique.
- La distribution sinusoïdale de la F.M.M créée par les enroulements du stator.
- L'hystérésis est négligée avec les courants de Foucault et l'effet de peau.
- L'effet d'encoche est négligeable.
- La résistance des enroulements ne varie pas avec la température.

L'excitation étant faite par des aimants permanents, telle que le flux d'excitation est considéré comme constant, par ailleurs l'aimant est considéré comme un enroulement sans résistance ni inductance propre ou mutuelle, mais comme source de flux.

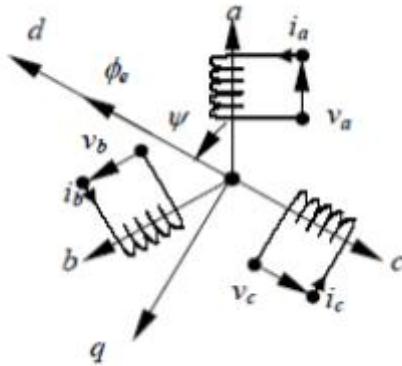


Figure I.2 Repères abc et dq associés à la machine synchrone à aimants permanents.

I.6.1 Equation de tension et flux

Les tensions, flux et courants statorique triphasés, sont écrits avec les notations vectorielles suivantes $[V_s]$, $[\Phi_s]$, $[I_s]$ respectivement.

L'équation des tensions dans le référentiel du stator s'écrit comme suite :

$$[V_s] = [R_s][I_s] + \frac{d}{dt}[\Phi_s] \quad (\text{I.1})$$

Avec :

$$\begin{cases} [V_s] = [V_{as} \ V_{bs} \ V_{cs}]^T \\ [I_s] = [I_{as} \ I_{bs} \ I_{cs}]^T \\ [\Phi_s] = [\Phi_{as} \ \Phi_{bs} \ \Phi_{cs}]^T \\ [R_s] = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \end{cases} \quad (\text{I.2})$$

Avec R_s : résistance de l'enroulement statorique.

Les flux statoriques et rotoriques ont pour expression :

$$[\Phi_s] = [L_{ss}][I_s] + [\Phi_f] \quad (\text{I.3})$$

$$[\Phi_f] = \Phi_{sf} \begin{bmatrix} \cos \theta \\ \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (\text{I.4})$$

Où :

Φ_{sf} Valeur (constante) du flux créé par l'aimants permanents à travers les enroulements statoriques, θ est l'angle électrique et $[L_{ss}]$ la matrice inductances statoriques.

Dans la machine à pôles saillants, la matrice des inductances propre statorique $[L_{ss}]$ est fonction de la position. Elle contient deux termes : $[L_{s0}]$ qui est constant, et $[L_{s2}(\theta)]$ qui est fonction de l'angle $\theta=p\theta_m$, θ étant l'angle électrique et θ_m est la position mécanique du rotor par rapport au stator. On écrit alors :

$$[L_{ss}] = [L_{s0}] + [L_{s2}(\theta)] \quad (I.5)$$

Le terme $[L_{s0}]$ a pour expression :

$$[L_{s0}] = \begin{bmatrix} L_{s0} & M_{s0} & M_{s0} \\ M_{s0} & L_{s0} & M_{s0} \\ M_{s0} & M_{s0} & L_{s0} \end{bmatrix} \quad (I.6)$$

Le terme $[L_{s2}]$ s'écrit, dans le cadre de la théorie du premier harmonique :

$$[L_{s2}(\theta)] = L_{s2} \begin{bmatrix} \cos(2\theta) & \cos 2(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos 2(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ \cos 2(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos 2(\theta - \frac{4\pi}{3}) & \cos(2\theta) \\ \cos 2(\theta - \frac{4\pi}{3}) & \cos(2\theta) & \cos 2(\theta - \frac{2\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (I.7)$$

Les inductances propres et mutuelles L_{s0} , M_{s0} , L_{s2} sont constantes.

En introduisant (I.3) dans (I.1) on aura :

$$[V_s] = [R_s][I_s] + \frac{d}{dt}([L_{ss}][I_s] + [\Phi_s]) \quad (I.8)$$

L'équation (I.8) présente un caractère non linéaire et couplé, ce qui complique son analyse. Afin de simplifier le système, nous introduisons des changements de variables et des transformations appropriées. En particulier, nous appliquons la transformation de Park, qui permet de convertir les enroulements statoriques fixes (a, b, c) en un repère tournant (d, q) synchronisé avec le rotor.

I.6.2 Transformée de Park

A l'aide de la transformation de Park, on passe des grandeurs statorique réel tension, flux, courant, à leurs composantes fictives appelées les composants d-q.

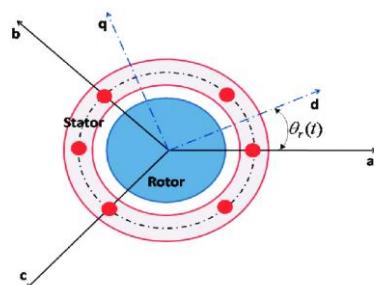


Figure I.3 Machine équivalente au sens de Park.

Chapitre I : Modélisation du moteur synchrone à aimants permanents

Dans le système d'équations (I.8) effectuons le changement de la variable suivant :

$$\begin{cases} [P(\theta)][V_{dq}] = [V_s] \\ [P(\theta)][I_{dq}] = [I_s] \end{cases} \quad (\text{I.9})$$

Avec :

$$[P(\theta)] = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \cos(\theta) & -\sin \theta \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (\text{I.10})$$

$[P(\theta)]$ Étant la matrice de la transformation de Park qui permet le passage des grandeurs statoriques $[V_s]$, $[I_s]$ et $[\Phi_s]$ à leur composantes $[V_{dq}]$ et $[I_{dq}]$.

L'application de la transformation de Park à l'équation (II.8) donne :

$$[P(\theta)][V_{dq}] = [R_s][P(\theta)][I_{dq}] + \frac{d}{dt}([L_{ss}][P(\theta)][I_{dq}]) + \left(\frac{d[\Phi_f]}{d\theta} \frac{d\theta}{dt} \right) \quad (\text{I.11})$$

Si on prémultiplie tous ces termes par $[P(\theta)]^{-1}$ et sachant que $[R_s] = R_s \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$ les équations simplifiées des tensions deviennent :

$$[V_{dq}] = [R_s][P(\theta)][I_{dq}] + [P(\theta)]^{-1} \left\{ \frac{d}{dt}([L_{ss}][P(\theta)][I_{dq}]) + \left(\frac{d[\Phi_f]}{d\theta} \frac{d\theta}{dt} \right) \right\} \quad (\text{I.12})$$

Avec :

$$[P(\theta)]^{-1} = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos(\theta) & \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) & \cos(\theta - \frac{4\pi}{3}) \\ -\sin \theta & -\sin(\theta - \frac{2\pi}{3}) & -\sin(\theta - \frac{4\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (\text{I.13})$$

Les équations électriques dans le repère de Park :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d}{dt} \Phi_{ds} - \omega \Phi_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d}{dt} \Phi_{qs} - \omega \Phi_{ds} \end{cases} \quad (\text{I.14})$$

Les flux s'écrivent :

$$\begin{cases} \Phi_{ds} = L_{ds}I_{ds} + \Phi_f \\ \Phi_{qs} = L_{qs}I_{qs} \end{cases} \quad (\text{I.15})$$

En introduisant (II.15) dans (II.14), on aura le modèle électrique de la MSAP sous la forme suivante :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s I_{ds} + L_{ds} \frac{d}{dt} I_{ds} - \omega L_{qs} I_{qs} \\ V_{qs} = R_s I_{qs} + L_{qs} \frac{d}{dt} I_{qs} - \omega L_{ds} I_{ds} + \omega \Phi_f \end{cases} \quad (\text{I.16})$$

II.6.3 Expression de la puissance et du couple électromagnétique

L'expression de la puissance s'écrit comme suit :

$$P(t) = V_{ds}I_{ds} + V_{qs}I_{qs} \quad (\text{I.17})$$

En remplaçant V_{ds} et V_{qs} par leur expression, l'équation (I.17) devient :

$$P(t) = [R_s(I_{ds}^2 + I_{qs}^2) - (I_{ds} \frac{d}{dt} \Phi_{ds} + I_{qs} \frac{d}{dt} \Phi_{qs}) + \omega(\Phi_{ds}I_{qs} - \Phi_{qs}I_{ds})] \quad (\text{I.18})$$

Le 1^{er} terme représente la chute de tension ohmique (pertes par effet joule).

Le 2^{ème} terme représente la variation de l'énergie magnétique emmagasinée.

Le 3^{ème} terme représente la puissance transférée du stator au rotor à travers l'entrefer (puissance électromagnétique)

Sachant que :

$$\begin{cases} Pe = C_e \cdot \omega \\ \omega = p \cdot \Omega \end{cases} \quad (\text{I.19})$$

On trouve :

$$C_e = p(\Phi_{ds}I_{qs} - \Phi_{qs}I_{ds}) \quad (\text{I.20})$$

En remplaçant Φ_{ds} et Φ_{qs} par leur expression il vient :

$$C_e = \frac{3}{2}p [(L_{ds} - L_{qs})I_{ds} \cdot I_{qs} + \Phi_f I_{qs}] \quad (\text{I.21})$$

Avec :

P : nombre de paires de pôles

L'équation du mouvement de la machine est :

$$C_e - C_r - f^* \Omega = J \frac{d\Omega}{dt} \quad (I.22)$$

J : Le couple d'inertie des masses tournantes.

C_r : Couple résistant imposé par la charge mécanique.

C_e : Couple électromagnétique.

Ω : Vitesse mécanique de rotation.

f : Coefficients de frottements visqueux.

I.7 Schéma fonctionnelle de la MSAP sous MATLAB

D'après les équations (II.16), (II.21), (II.22), on obtient le système d'équation suivant :

$$\begin{cases} \frac{d}{dt} I_{ds} = \frac{1}{L_{ds}} (V_{ds} - R_s I_{ds} + \omega L_{qs} I_{qs}) \\ \frac{d}{dt} I_{qs} = \frac{1}{L_{qs}} (V_{qs} - R_s I_{qs} + \omega L_{ds} I_{ds} - \omega \Phi_f) \\ \frac{d\Omega}{dt} = \frac{3}{2} \frac{1}{J} [p[(L_{ds} - L_{qs})I_{ds} \cdot I_{qs} + \Phi_f I_{qs}] - \frac{c_r}{J} - \frac{f}{J} \Omega] \end{cases} \quad (I.23)$$

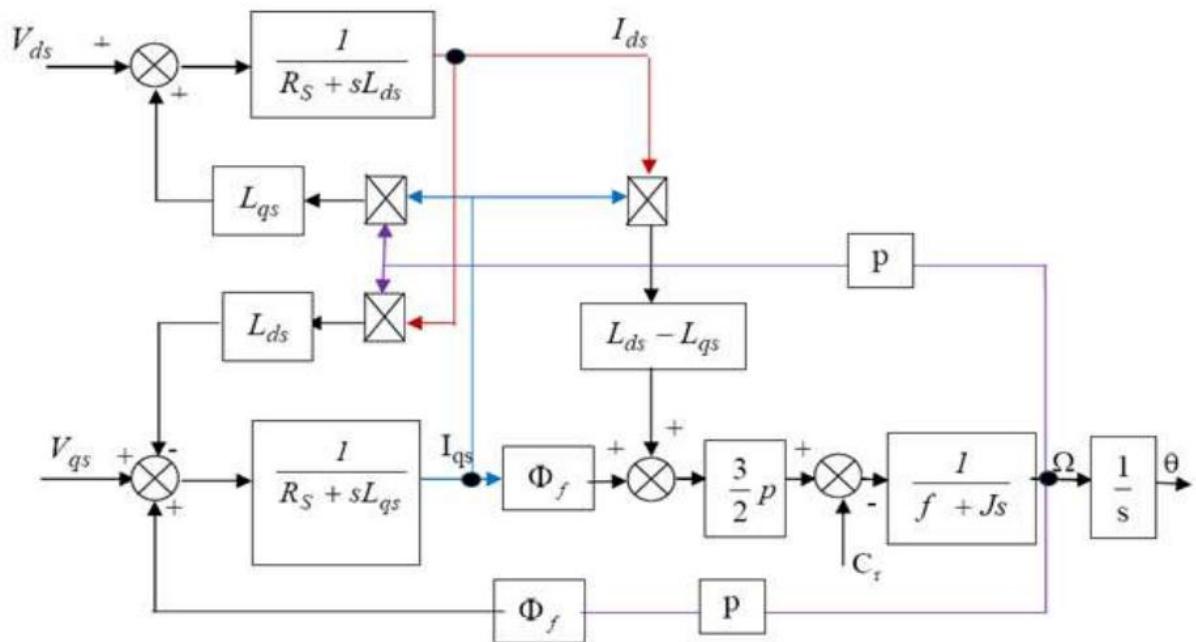


Figure I.4 Schéma bloc d'un MSAP sous MATLAB.

I.8 simulation du modèle du MSAP

Les paramètres du moteur sont présentés dans l'annexe (A), Les schémas de simulation seront fournis dans l'annexe (B).

Les résultats de simulation, montrés sur la figure qui suit, représentent le comportement du moteur synchrone à aimants permanents alimentée en tension à travers un réseau d'alimentation triphasé (220/380 V). L'essai se caractérise par un démarrage à vide ; à l'instant $t = 1\text{s}$, nous augmentons la charge à 20 Nm.

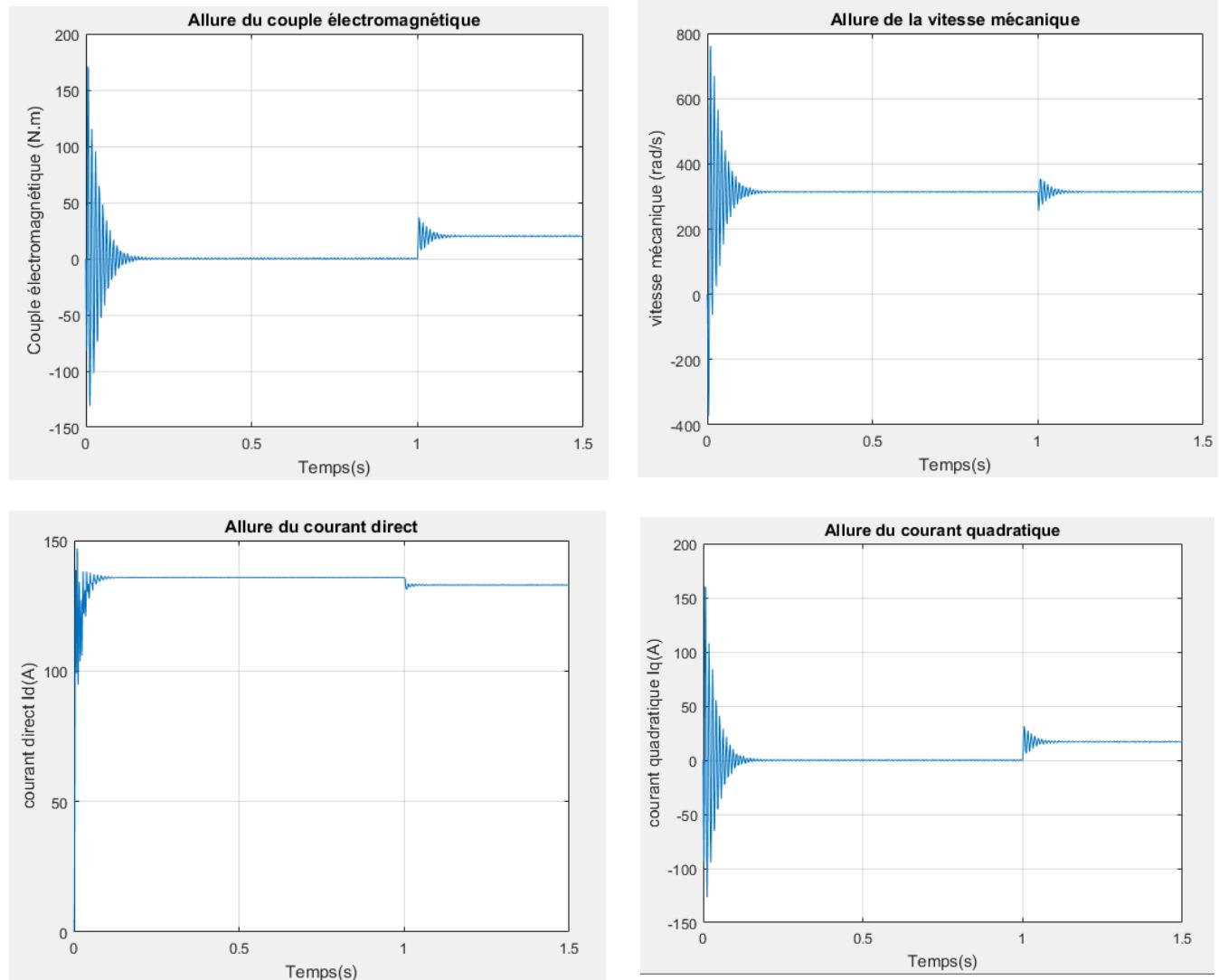


Figure I.5 Résultats de simulation du MSAP sous Matlab/Simulink.

I.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la machine synchrone à aimants permanents. D'abord, nous avons commencé par le principe de fonctionnement de la MSAP suivi des différents types ainsi que sa structure et ses avantages et inconvénients. La modélisation de la MSAP est donnée dans le repère abc ainsi que dans le repère dq obtenu via la transformation de Park. Des résultats de simulation en boucle ouverte sont présentés et discutés. Ce chapitre se termine par une simulation de la MSAP en boucle ouverte. Ce dernier modèle sera utilisé dans les chapitres suivants pour la synthèse, la simulation et la validation de la commande prédictive guidée par les données.

Chapitre II

Commande prédictive

II.1 Introduction :

La commande prédictive est une technique de commande avancée de l'automatique. Elle a pour objectif de commander des systèmes industriels complexes. Le principe de cette technique est d'utiliser un modèle dynamique du processus à l'intérieur du contrôleur en temps réel afin d'anticiper le futur comportement du procédé.

Cette technique est particulièrement intéressante lorsque les systèmes possèdent des retards importants, des réponses inverses et de nombreuses perturbations. Les principaux utilisateurs de la commande prédictive sont les raffineries de pétroles, l'industrie chimique et agroalimentaire, la métallurgie, l'aérospatiale... [6].

Le but du présent chapitre est de présenter les éléments constitutifs fondamentaux d'un outil de commande prédictive ainsi que son utilisation pratique.

II.2 Principe de la Commande prédictive

La commande est répétée à chaque pas de temps et assure le passage de la situation actuelle à l'objectif par une optimisation d'un critère et en respectant des contraintes. D'abord, le calcul des prévisions des variables contrôlées sur un horizon de temps N_2 à l'aide d'un modèle dit interne au régulateur, suivi de l'élaboration d'une trajectoire de référence à suivre. Le calcul de la loi de commande future sera fait afin de l'appliquer aux variables manipulées sur un nouvel horizon temporel N_u . Seul le premier élément de la loi de commande calculée est appliqué au système lors du prochain cycle d'horloge. Toutes ces étapes sont ensuite répétées dans le principe de l'horizon fuyant.

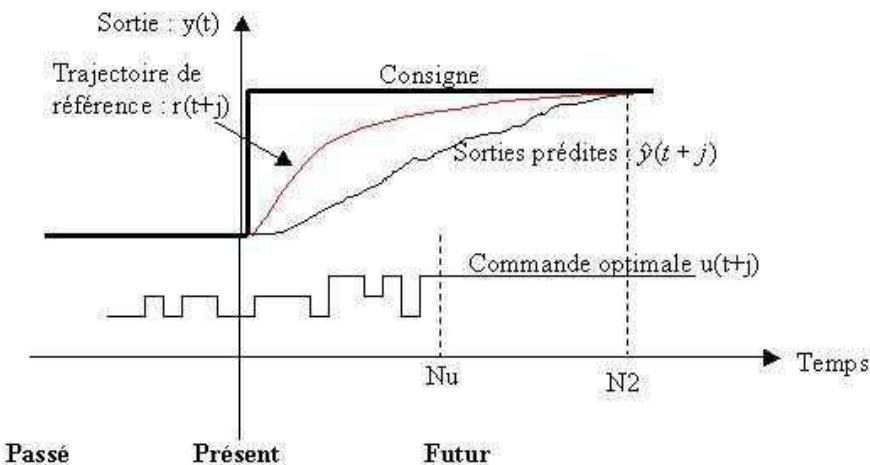


Figure II.1 Principe de l'horizon fuyant.

II.3 La Commande Prédictive généralisée (GPC)

Cette technique de commande prédictive a été inventée en 1987 par D.W. Clarke et ses collaborateurs. Elle est considérée comme l'une des méthodes de prévision les plus prisées, notamment en raison de son importance et de son efficacité industrielle. Elle implique la prédition du comportement futur du processus, de même que la commande par rétroaction.

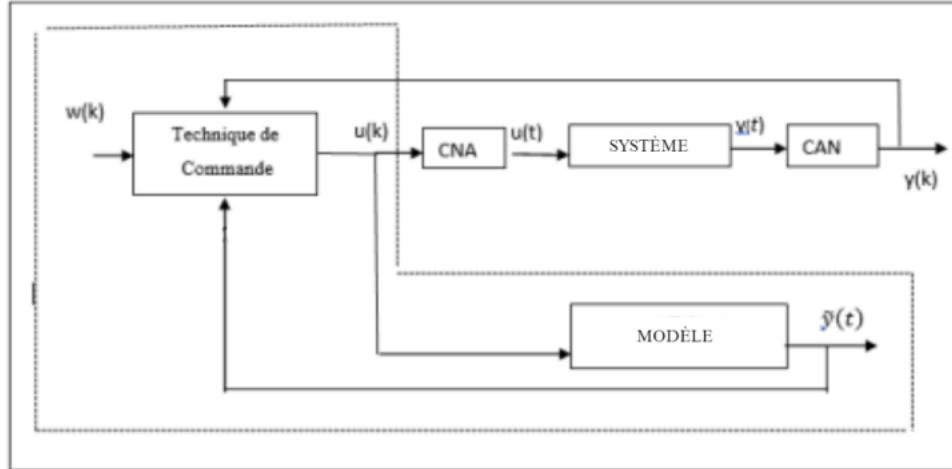


Figure II.2 Principe de fonctionnement de la commande prédictive généralisée.

Avec :

$w(k)$: consigne.

$y(k)$: sortie du processus.

$\tilde{y}(k)$: sortie prédictée.

$u(k)$: commande appliquée sur le système.

II.4 Le modèle de prédiction

Le modèle utilisé en commande prédictive est une représentation mathématique du processus à contrôler. Il permet de prédire les sorties futures du système en fonction des entrées (variables manipulées) et des perturbations.

Il existe plusieurs formes parmi lesquelles on trouve le modèle sous la forme CARIMA (*Controlled AutoRegressive Integrated Moving Average*) :

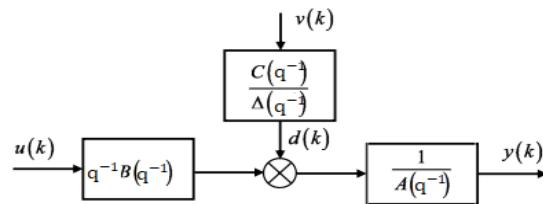


Figure II.3 Modèle CARIMA

Dans le cas de GPC, le modèle de prédiction est donné par :

$$A(q^{-1}) \cdot y(k) = B(q^{-1}) \cdot u(k-1) + C(q^{-1})\Delta(q^{-1})v(k) \quad (\text{II-1})$$

Avec :

$y(k)$: Sortie du processus.

$u(k)$: Commande appliquée au système.

$v(k)$: signal de perturbation considéré aléatoire et de moyenne nulle.

q^{-1} : Opérateur retard.

$\Delta(q^{-1})=1-q^{-1}$: Opérateur différence.

Les polynômes : $A(q^{-1})$, $B(q^{-1})$ et $C(q^{-1})$ sont définis par :

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \cdots + a_{na} q^{-na} \quad (\text{II.2})$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1 q^{-1} + \cdots + b_{nb} q^{-nb} \quad (\text{II.3})$$

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1 q^{-1} + \cdots + c_{nc} q^{-nc} \quad (\text{II.4})$$

Avec $na > nb$.

On a aussi une autre modélisation correspondant à l'équation suivante :

$$A(q^{-1}).y(k) = B(q^{-1}).u(k-1) + C(q^{-1}).\varepsilon(t) \quad (\text{II.5})$$

Si nous ne considérons pas le terme lié à la perturbation, on obtient ce résultat final :

$$\Delta y(t) = -\sum_{i=1}^n a_i \Delta y(t-i) + \sum_{j=0}^m b_j \Delta u(t-j-1) \quad (\text{II.6})$$

II.5 La recherche du prédicteur optimal

Dans le contexte de la commande prédictive, le prédicteur optimal est une fonction mathématique qui fournit une estimation de la sortie future $\hat{y}(t+j|t)$, à partir des données disponibles à l'instant présent t . L'utilisation du modèle de convolution nous donne :

$$\hat{y}(t) = \sum_{i=0}^{\infty} g_i u(t-i) \quad (\text{II.7})$$

Avec : g_i la réponse impulsionnelle

Aussi ce modèle peut être mis sous la forme :

$$\hat{y}(t) = \sum_{i=0}^{\infty} h_i \Delta u(t-i) \quad (\text{II.8})$$

Avec : h_i la réponse indicelle

Finalement on obtient :

$$\hat{y}(t+j|t) = \sum_{i=0}^j h_i \Delta u(t+j-i) + \sum_{i=j+1}^{\infty} h_i \Delta u*(t+j-i) \quad (\text{II.9})$$

On pose :

$$\rho_j = \sum_{i=j+1}^{\infty} h_i \Delta u*(t+j-i) \quad (\text{II.10})$$

Où ρ_j est la réponse libre du système et

$$\hat{y}(t+j|t) = \sum_{i=0}^j h_i \Delta u(t+j-i) + \sum_{i=j+1}^{\infty} h_i \Delta u(t+j-i)$$

Est la réponse forcée du système.

On pose que c'est $y^*(t+j)$ la réponse libre (entrée nulle). A partir des conditions initiales à l'instant t , on peut écrire :

$$\rho_j = y^*(t+j) = \sum_{i=0}^{\infty} h_i \Delta u^*(t+j-i) \quad (\text{II.11})$$

Chapitre II : Commande prédictive

Avec :

$$\Delta u^*(t+j-i) \equiv 0 \text{ pour } i \leq j$$

Le calcul de ρ_j se fait comme suit :

$$\rho_0 = y(t) \quad (\text{II.12})$$

$$\rho_j = \rho_{j-1} + \Delta y^*(t+j) \quad (\text{II.13})$$

Avec :

$$\Delta y^*(t+j) = \sum_{i=j}^{nb} b_i \Delta u(t+j-i-1) - \sum_{i=1}^{na} a_i \Delta y^*(t+j-i) \quad (\text{II.14})$$

À partir des équations de prédiction, on peut effectivement exprimer l'estimée de la sortie sur un horizon de prédiction donné Np (ou simplement N) sous forme matricielle.

On pose :

$$\hat{y} = [\hat{y}(t+1) \dots \dots \hat{y}(t+N)]^T \quad (\text{II.15})$$

$$\widehat{\Delta u} = [\Delta u(t) \dots \dots \Delta u(t+N-1)]^T \quad (\text{II.16})$$

$$P = [\rho_1 \dots \dots \rho_N]^T \quad (\text{II.17})$$

Avec :

\hat{y} : La sortie future estimée.

$\widehat{\Delta u}$: l'incrément de command futur.

Finalement :

$$\hat{y} = H \widehat{\Delta u} + P \quad (\text{II.17})$$

Avec :

G_n : la matrice des coefficients de la réponse indicielle du modèle :

$$H = \begin{bmatrix} h_1 & 0 & \dots & 0 \\ h_2 & h_1 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_N & h_{N-1} & \dots & h_1 \end{bmatrix}$$

Avec $h_{1,k} = h_1(kTe)$ la réponse indicielle discrète.

Le critère à minimiser est donnés sous la forme quadratique suivante :

$$J = (W - P - H \widehat{\Delta u})^T (W - P - H \widehat{\Delta u}) + \lambda \widehat{\Delta u}^T \widehat{\Delta u} \quad (\text{II.18})$$

Avec la consigne W (dans le futur) donnée comme suit :

$$W = [w_{t+1} \dots \dots w_{t+N}]^T \quad (\text{II.19})$$

Finalement, la solution optimale est :

$$\widehat{\Delta u}_{opt} = [H^T H + \lambda I_{Nu}]^{-1} H^T (W - P) \quad (\text{II.22})$$

Apres simplification, l'incrément de la commande sera :

$$\widehat{\Delta u}_{opt} = \frac{h^T (W - P)}{[h^T h + \lambda]} \quad (\text{II.23})$$

Chapitre II : Commande prédictive

Donc la loi de commande sera :

$$u(t) = u(t - 1) + \frac{h^T(w - \rho)}{[h^T h + \lambda]} \quad (\text{II.24})$$

Avec $h = [h_1 \ h_2 \ \dots \ h_N]^T$ le vecteur dont les éléments sont la réponse indicielle aux instants $k=1, \dots, N$.

II.6 Conclusion

Ce chapitre a été consacré à étudier : le principe de fonctionnement de la commande prédictive en général, et spécialement la commande prédictive généralisée (GPC) dont on a présenté le principe ainsi que toutes les équations nécessaires pour la conception et on a terminé avec la loi de commande obtenue après la minimisation du critère quadratique basé sur les prédictions dans un horizon fuyant dans le futur. Cette loi de commande sera utilisée dans les chapitres suivants comme élément essentiel dans la conception de la commande prédictive guidée par les données.

Chapitre III

Commande prédictive guidée par les données

III.1 Introduction

Data-Driven Control (ou commande guidée par les données) représente une nouvelle approche en plein essor dans le domaine du contrôle des systèmes dynamiques. Contrairement aux méthodes traditionnelles de commande qui s'appuient sur des modèles mathématiques explicites, cette approche cherche à exploiter directement les données issues des systèmes réels pour concevoir des lois de commande efficaces.

Ce paradigme devient essentiel lorsque les méthodes classiques atteignent leurs limites face à la complexité, la non-linéarité ou l'incertitude inhérente aux systèmes du monde réel.

L'objectif de ce chapitre est d'introduire les bases de la commande guidée par les données, de comprendre ses motivations et son application au contrôle des systèmes dynamiques.

III.2 Présentation de la commande guidée par les données

La commande guidée par les données (Data-Driven Control, DDC) est une approche moderne du contrôle des systèmes dynamiques qui s'affranchit partiellement ou totalement de la modélisation explicite du système sous-jacent.

Contrairement aux méthodes classiques de commande, qui reposent sur un modèle mathématique précis (généralement dérivé de principes physiques ou par identification), la commande guidée par les données exploite directement les données mesurées issues du système pour concevoir les lois de commande.

Elle s'appuie sur des concepts tels que les sous-espaces comportementaux, les représentations d'état empiriques, ou encore les propriétés de persistance de l'excitation des signaux d'entrée. Parmi les techniques emblématiques de cette approche, on trouve la méthode de Willems basée sur des trajets admissibles et les approches en sous-espace pour l'identification directe de régulateurs.

Cette philosophie permet de concevoir des contrôleurs même lorsque le modèle est inconnu, difficile à identifier ou sujet à des incertitudes, ce qui en fait une solution particulièrement attractive pour les systèmes complexes, non linéaires ou fortement couplés.

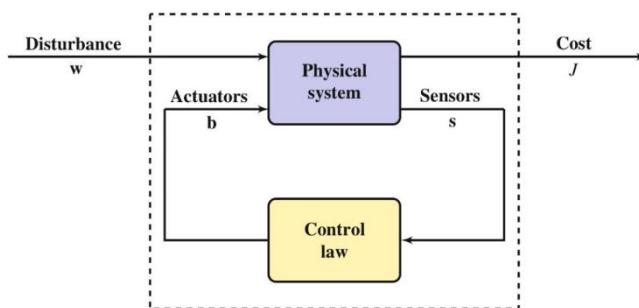


Figure III.1 Représentation schématique d'un système dynamique et de sa commande

Les méthodes de commande classiques reposent sur une démarche en deux étapes : d'abord, la modélisation explicite du système à partir des lois physiques ou via une identification

Chapitre III : Commande prédictive guidée par les données

paramétrique (souvent sous forme d'équations différentielles ou de modèles d'état), puis la synthèse d'une loi de commande à partir de ce modèle, en utilisant des outils tels que la commande optimale, la commande robuste ou la commande adaptative.

Cette approche requiert une connaissance précise ou une estimation fiable de la dynamique du système, ce qui peut être difficile à obtenir dans le cas de systèmes complexes, incertains, fortement non linéaires ou sujets à des perturbations imprévisibles.

À l'inverse, la commande guidée par les données contourne l'étape de modélisation explicite : elle s'appuie directement sur des données mesurées (entrées, sorties, perturbations, performances) pour concevoir ou ajuster la loi de commande.

Cette démarche se base souvent sur des techniques issues de l'apprentissage automatique, de l'identification en sous-espace ou du comportementalisme (ex. : méthode de Willems), et permet une adaptation flexible à des systèmes mal connus ou en évolution.

En résumé, là où les approches classiques exigent une compréhension analytique du système, les méthodes de commande guidées par les données exploitent la richesse des données pour apprendre à piloter le système efficacement, souvent avec une meilleure résilience face aux incertitudes ou aux environnements changeants.

Les deux points importants que la commande guidée par les données est conçue pour y remédier sont :

- **La non-linéarité :** La non-linéarité reste un défi majeur dans l'analyse et le contrôle des systèmes dynamiques, donnant lieu à une dynamique globale complexe [5].
- **Dynamique inconnue :** Un défi peut-être encore plus important découle de l'absence d'équations gouvernantes connues pour de nombreux systèmes modernes d'intérêt. De plus en plus, les chercheurs s'attaquent à des systèmes plus complexes et plus réalistes [5].

III.3 Identification des systèmes non linaires pour la commande

L'identification de dynamiques inconnues à partir de données et l'apprentissage de coordonnées intrinsèques permettant la représentation linéaire de systèmes non linéaires sont deux des objectifs les plus urgents des systèmes dynamiques modernes.

Tout au long de ce chapitre, nous explorerons ces questions plus en détail et décrirons un certain nombre de techniques émergentes permettant de relever ces défis.

Deux approches clés définissent les systèmes dynamiques modernes pilotés par les données.

III.3.1 Représentations théoriques des opérateurs

Pour résoudre le problème de la non-linéarité, les approches des systèmes dynamiques fondées sur la théorie des opérateurs sont de plus en plus utilisées. Comme nous le montrerons, il est possible de représenter les systèmes dynamiques non linéaires en termes d'opérateurs linéaires mais de dimension infinie [5].

III.3.2 Régression pilotée par les données et apprentissage automatique

Comme les données sont de plus en plus abondantes et que nous continuons à étudier des systèmes qui ne se prêtent pas à l'analyse des principes premiers, la régression et l'apprentissage automatique deviennent des outils vitaux pour découvrir des systèmes dynamiques à partir de données.

C'est la base de nombreuses techniques décrites dans ce chapitre, y compris la décomposition dynamique du mode (DMD), l'identification éparse des dynamiques non linéaires (SINDy), les méthodes de Koopman pilotées par les données [5].

Le but de l'identification du système est d'identifier les modèles d'ordre inférieur qui régissent la dynamique d'entrée-sortie. Si l'on peut mesurer l'état complet x du système, cela revient à déterminer la dynamique f vérifiant les conditions suivantes :

$$\frac{d}{dt}x = f(x, u) \quad (\text{III.1})$$

Ce problème peut être formulé en temps discret car les données sont généralement collectées à des moments discrets et les lois de commande sont généralement implémentées numériquement.

Dans ce cas, la dynamique ressemble à ceci :

$$x_{k+1} = F(x_k, u_k) \quad (\text{III.2})$$

Lorsque la dynamique est approximativement linéaire, le système que nous pouvons identifier est le suivant :

$$x_{k+1} = Ax_k + Bu_k \quad (\text{III.3})$$

Ce qui est l'approche adoptée dans l'algorithme DMD avec contrôle (DMDc).

Il peut également être avantageux d'identifier un ensemble de mesures $y = g(x)$, dans lequel la dynamique non linéaire non forcée semble linéaire :

$$y_{k+1} = A_Y y_k \quad (\text{III.4})$$

C'est l'approche adoptée dans la méthode de contrôle Koopman.

De cette façon, la dynamique non linéaire peut être estimée et contrôlée dans la coordonnée intrinsèque y en utilisant la théorie de contrôle linéaire standard.

III.4 Domaines d'application de la commande guidée par les données

Il est important de noter que les méthodes de contrôle sans modèle peuvent être appliquées à des systèmes numériques ou expérimentaux avec peu de modifications. Toutes ces méthodes sans modèle ont une sorte de fonction « objectif », généralement basée sur des mesures de capteurs.

Quelques exemples dans le monde réel dans différentes disciplines incluent :

La dynamique des fluides : Dans les applications aérodynamiques, l'objectif est souvent une combinaison de réduction de la traînée, d'augmentation de la portance et de réduction du bruit,

Chapitre III : Commande prédictive guidée par les données

tandis que dans les applications pharmaceutiques et de génie chimique, l'objectif peut être d'améliorer le mélange.

Finances : L'objectif est souvent de maximiser le profit à un niveau donné de tolérance au risque, sous réserve de la loi.

L'épidémiologie : L'objectif peut être de supprimer efficacement une maladie avec des contraintes de détection (échantillons de sang, cliniques, etc...) et l'actionnement (vaccins...etc.)

L'industrie : L'objectif est l'augmentation de la productivité qui doit être mise en balance avec plusieurs contraintes, notamment les lois sur la sécurité du travail et du lieu de travail et les impacts environnementaux, qui créent souvent une incertitude considérable.

L'autonomie et la robotique : Les voitures et les robots autonomes visent à accomplir des tâches tout en interagissant en toute sécurité avec des environnements complexes, notamment en coopérant avec des agents humains.

III.5 Commande prédictive guidée par les données

III.5.1 Principes de base de la commande prédictive guidée par les données

La commande prédictive guidée par les données est basée sur la théorie des systèmes comportementaux proposée par Jan C. Willems dans les années 1990, qui considère le système comme un ensemble de trajectoires réalisables plutôt que comme un modèle d'état paramétrique.

En 2005, Willems et ses collaborateurs ont montré que pour un système linéaire, toute trajectoire valide peut être représentée comme une combinaison linéaire de trajectoires passées, à condition que les données soient générées par une excitation continue.

Ce résultat fondamental constitue la base des méthodes de contrôle basées uniquement sur des données mesurées.

Entre 2016 et 2018, des chercheurs ont formalisé cette idée sous forme algorithmique

Dans de nombreux cas, il est plus pratique d'apprendre les politiques de commande directement à partir des données plutôt que d'apprendre d'abord un modèle de système.

L'une des méthodes les plus largement adoptées pour le suivi de trajectoire est la commande prédictive à horizon glissant, qui est appréciée pour sa capacité à incorporer des considérations de sécurité directement dans la conception de la commande.

La commande prédictive guidée par les données est une stratégie de commande qui prévoit et optimise le comportement futur d'un système en utilisant des données d'entrée-sortie historiques plutôt que des modèles mathématiques explicites.

Pour calculer les actions de commande qui permettent d'atteindre les performances souhaitées tout en satisfaisant aux contraintes, cette technique de commande formule et résout un problème d'optimisation à chaque pas de temps en utilisant les trajectoires historiques du système.

Chapitre III : Commande prédictive guidée par les données

Tant que les données recueillies sont suffisamment riches d'enseignements pour capturer le comportement du système, cette méthode fonctionne particulièrement bien pour les systèmes dont la dynamique est compliquée ou inconnue, car elle évite la nécessité d'une modélisation poussée.

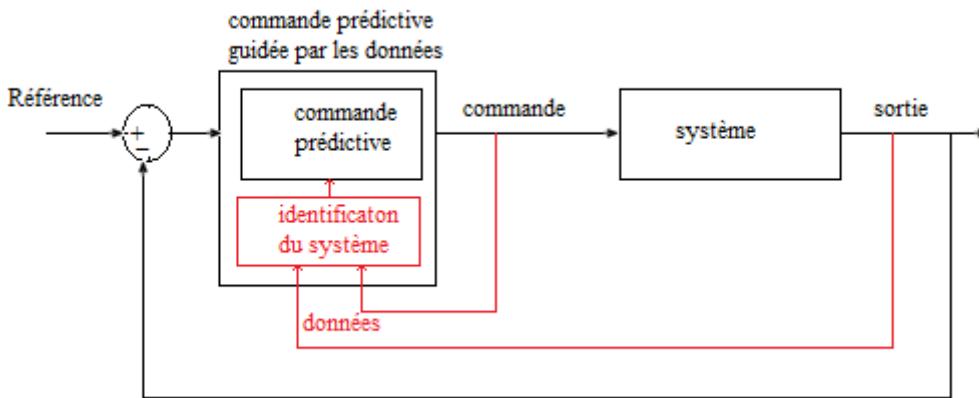


Figure III.2 Schéma fonctionnel de la commande prédictive guidée par les données.

III.5.2 Approches utilisées

Dans ce chapitre nous introduirons deux approches pour la commande prédictive guidée par les données :

- La commande prédictive guidée par les données qui effectue une identification du modèle dynamique du système ensuite applique la méthode classique de la commande prédictive.
- La commande prédictive guidée par les données qui évite l'utilisation d'un modèle paramétrique, elle formule directement la commande à partir de données expérimentales.

III.5.3 Structure de la commande prédictive guidée par les données

Le régulateur comporte plusieurs parties :

- L'algorithme de la commande prédictive proprement dite.
- La base de données (historiques en plus de quelques informations ou signaux).
- L'apprentissage de nouvelles informations (dynamiques, signaux...).
- Les algorithmes de choix des données à utiliser depuis la base de données

III.5.3.1 Génération de la base de données

Pour aboutir à une commande guidée par les données, la construction d'une base de données riche et variée est cruciale et qui se répercute directement sur la qualité de régulation.

On aura besoins de créer plusieurs fichiers contenant certaines données qui seront regroupées de la façon suivante pour l'entièreté des étapes :

$$Data = \begin{bmatrix} u_k & y_k & h_{1,k} & \cdots & h_{N,k} & \rho_{1,k} & \cdots & \rho_{N,k} \\ u_{k-1} & Y_{k-1} & h_{1,k-1} & \cdots & h_{N,k-1} & \rho_{1,k-1} & \cdots & \rho_{N,k-1} \\ \vdots & \vdots \\ u_{k-m} & y_{k-m} & h_{1,k-m} & \cdots & h_{N,k-m} & \rho_{1,k-m} & \cdots & \rho_{N,k-m} \end{bmatrix} \quad (\text{III.5})$$

Avec u est le signal de commande provenant du régulateur et y est la valeur de sortie recueillie du système et h est la réponse indicielle discrète du système et les valeurs ρ sont les données utilisées dans la formule de la commande prédictive (les valeurs futures prédites dans l'horizon de prédition).

La matrice d'information contenant les données nécessaires au régulateur aura un nombre colonnes qui dépendra de l'horizon de prédition n et un nombre de lignes qui est le nombre d'échantillons m , pour des considérations pratiques ne pas choisir un nombre d'échantillons qui est énorme.

- **Les données initiales :**

Initialiser les valeurs de la matrice d'informations, affecter des valeurs pseudo-aléatoires pour les valeurs d'entrée u et y , la réponse indicielle h sont des données facilement obtenables à partir du système, et les valeurs d'apprentissage ρ sont initialisés à 0.

- **Les données d'apprentissage :**

Durant le fonctionnement du système, des échantillons sont directement injectés dans le bloc responsable de l'apprentissage.

Si l'option d'apprentissage est activée, alors un calcul itératif, pour toute la longueur de l'horizon de prédition N , et une mise à jour de la base des données est effectuée. Il est préférable de poser une limite sur l'apprentissage pour empêcher le sur-apprentissage de l'algorithme.

- **Les données à utiliser :**

On a le choix entre utiliser les données initiales ou les données apprises, mais au premier usage du régulateur les données utilisées seront les données initiales, ensuite on active l'apprentissage automatique.

III.5.3.2 Algorithme d'apprentissage automatique

L'objectif de cet algorithme est de mettre en œuvre un mécanisme d'apprentissage en ligne permettant de capter la dynamique locale d'un système physique à partir de données brutes d'entrée et de sortie.

Cet apprentissage repose uniquement sur les données mesurées, sans recours à un modèle mathématique explicite, ce qui en fait une approche guidée par les données adaptée aux systèmes complexes ou mal modélisés.

Chapitre III : Commande prédictive guidée par les données

La logique du programme repose sur plusieurs étapes clés :

- **Réception des valeurs d'entrées/sorties :**

Les données sont recueillies directement à partir du système sous commande et organisées sous forme de vecteurs. Leurs nombres sont arbitraires. Pour notre travail, nous choisissons 6 et ça se fera comme suit :

$$\begin{cases} u = [u_k \ u_{k-1} \ u_{k-2} \ u_{k-3} \ u_{k-4} \ u_{k-5}] \\ y = [y_k \ y_{k-1} \ y_{k-2} \ y_{k-3} \ y_{k-4} \ y_{k-5}] \end{cases} \quad (\text{III.6})$$

- **Formules pour la prédition (1^{ère} approche) :**

Dans l'approche de la commande prédictive, on a :

$$\begin{cases} \rho_0 = y_k \\ \rho_1 = \rho_0 + \Delta y_{k+1}^* \\ \rho_2 = \rho_1 + \Delta y_{k+2}^* \\ \vdots \\ \rho_N = \rho_{N-1} + \Delta y_{k+N}^* \end{cases} \quad (\text{III.7})$$

En plus, on a le modèle de prédition suivant :

$$y_k = -a_1 y_{k-1} + b_1 u_{k-1} + b_2 u_{k-2} \quad (\text{III.8})$$

Appliquant ce modèle pour $k, \dots, k-3$, conduit à

$$\begin{cases} y_k = -a_1 y_{k-1} + b_1 u_{k-1} + b_2 u_{k-2} \\ \vdots \\ y_{k-3} = -a_1 y_{k-4} + b_1 u_{k-4} + b_2 u_{k-5} \end{cases} \quad (\text{III.9})$$

A partir de ce système d'équation, on trouve le modèle liant les incrémentations de l'entrée et les incrémentations de la sortie en posant $\Delta y_k = y_k - y_{k-1}$ et $\Delta u_k = u_k - u_{k-1}$ et en effectuant une identification par la méthode des moindres carrés pour trouver les paramètres a_1, b_1 et b_2 comme suit :

$$\begin{bmatrix} \Delta y_k \\ \Delta y_{k-1} \\ \Delta y_{k-2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\Delta y_{k-1} & \Delta u_{k-1} & \Delta u_{k-2} \\ -\Delta y_{k-2} & \Delta u_{k-2} & \Delta u_{k-3} \\ -\Delta y_{k-3} & \Delta u_{k-3} & \Delta u_{k-4} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ b_1 \\ b_2 \end{bmatrix} \quad (\text{III.10})$$

$$Y = \Phi \cdot \theta \quad (\text{III.11})$$

Le vecteur des paramètres θ est calculé comme suit :

$$\theta = \Phi^{-1} \cdot Y \quad (\text{III.12})$$

A partir de ce moment on posera :

$$\Delta y_k^* = \Delta y_k = y_k - y_{k-1} \quad (\text{III.13})$$

Comme c'est un système du premier ordre, le deuxième terme et le troisième terme s'annulent. Ainsi, on trouve :

$$\begin{cases} \Delta y_{k+1}^* = -a_1 \Delta y_k^* \\ \vdots \\ \Delta y_{k+N}^* = -a_1^N \Delta y_{k+N-1}^* \end{cases} \quad (\text{III.14})$$

Tous les éléments nécessaires pour permettre à l'algorithme d'effectuer le calcul de ρ sont obtenus pour un horizon de prédiction de $N=2$.

On aura à partir des équations (III.7), (III.13) et (III.14) :

$$\begin{cases} \rho_1 = y_k - a_1 \Delta y_k^* = y_k - a_1(y_k - y_{k-1}) = (1 - a_1)y_k + a_1 y_{k-1} \\ \rho_2 = \rho_1 + -a_1^2 \Delta y_{k+2}^* = (1 - a_1 - a_1^2)y_k + (a_1 - a_1^2)y_{k-1} \end{cases} \quad (\text{III.15})$$

- **Formules pour la prédiction (2^{ème} approche) :**

Dans cette approche, on utilise les données mesurées directement sans identifier le système.

Ainsi, on prend directement :

$$\begin{cases} \rho_1 = \Delta y_{k-1} \\ \rho_2 = \Delta y_{k-2} \end{cases} \quad (\text{III.16})$$

- **Calcul et mise à jour de la réponse indicielle h (1^{ère} approche) :**

Dans cette approche, on calcule la réponse indicielle à partir de la réponse impulsionnelle obtenue par identification en utilisant la convolution et la déconvolution numérique.

- **Calcul et mise à jour de la réponse indicielle h (2^{ème} approche) :**

Parmi tant de méthodes utilisables pour mettre à jour la valeur de la réponse indicielle, nous choisirons la méthode du gradient. En règle générale, ça se fait comme suit :

$$h_{new} = h_{old} + \eta \cdot \Delta u \quad (\text{III.17})$$

Avec η est le pas du gradient. Si η est trop petit, l'algorithme converge lentement, si η est trop grand, l'algorithme oscille autour du minimum ou diverge.

A chaque pas de calcul l'algorithme met à jour la matrice de valeurs apprises, rendant le, un peu plus fiable au fur et à mesure de son fonctionnement.

III.5.3.3 Utilisation de la base de données :

On utilise le principe du plus proche voisin dans une fenêtre locale. L'idée est d'identifier, parmi un sous-ensemble de données historiques, le vecteur entrée-sortie $[u, y]$ qui est le plus similaire à la situation actuelle du système, représentée par le vecteur $[u_k, y_k]$.

Pour cela, on définit une fenêtre d'indices autour d'un point central, qui le meilleur courant, afin de restreindre la recherche à une région temporelle ou contextuelle pertinente.

Chapitre III : Commande prédictive guidée par les données

Dans cette fenêtre, on mesure une distance entre le vecteur courant et chaque donnée dans la fenêtre considérée dans la base de données. On prend la distance minimale, et on utilise les données correspondantes.

Le but est de retrouver une condition passée similaire, que l'on peut ensuite utiliser pour adapter un modèle local, guider une décision de commande, ou sélectionner une estimation dynamique pertinente.

III.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté le principe de la commande prédictive généralisée dans un cadre guidé par les données. En s'appuyant sur le fondement de la commande prédictive, nous avons remplacé le modèle explicite par des prédictions construites directement à partir des données. La loi de commande obtenue, issue de la minimisation d'un critère quadratique, constitue un élément central qui sera utilisé dans le chapitre suivant pour concevoir une commande prédictive entièrement basée sur les données appliquées à la commande de la machine synchrone à aimants permanents.

Chapitre IV

**Application de la commande prédictive guidée
par les données au MSAP**

IV.1 Introduction

L'étude du comportement d'un moteur électrique est une tâche difficile qui nécessite, avant tout, une bonne connaissance de son modèle dynamique afin de bien prédire, par voie de simulation, son comportement dans les différents modes de fonctionnement envisagés. Le modèle doit être capable de représenter fidèlement les différentes dynamiques présentes.

Dans ce qui suit, nous allons présenter l'application des lois de commande développées dans le chapitre précédent.

IV.2 Présentation du modèle de la MSAP

Pour procéder au dimensionnement des régulateurs on a partagé le modèle de MSAP sous forme de trois sous-systèmes interconnectés Selon la figure suivante :

- sous-systèmes électrique.
- sous-systèmes électromagnétique.
- sous-systèmes mécanique.

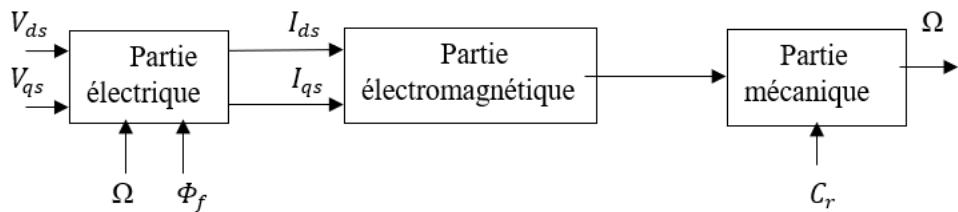


Figure IV.1 Modèle de la MSAP

IV.2.1 Sous-systèmes électrique

Elle se décompose en deux parties :

- Partie concernant le courant I_{ds} .
- Partie concernant le courant I_{qs} .

Ce sous-système prend en entrée les tensions V_{ds} et V_{qs} tandis que le flux Φ_f et la vitesse Ω sont considérés comme des perturbations.

Posons :

$$V_{ds1} = V_{ds} + P\Omega L_{qs} I_{qs} \quad (\text{IV.1})$$

$$v_{qs1} = V_{qs} - P\Omega L_{ds} I_{ds} - P\Omega \Phi_f \quad (\text{IV.2})$$

Avec ce changement de variable de commande on obtient le modèle pour I_{ds} :

$$\frac{I_{ds}(s)}{V_{ds1}(s)} = \frac{1}{L_{ds}s + R_s} \quad (\text{IV.3})$$

Ensuite le modèle pour I_{qs} :

$$\frac{I_{qs}(s)}{V_{qs1}(s)} = \frac{1}{L_{qs}s + R_s} \quad (\text{IV.4})$$

IV.2.2 Sous-systèmes électromagnétique

Ce sous-système concerne le calcul du couple à partir des courants I_{ds} et I_{qs} du flux Φ_f constant. Le couple est donné par la relation suivante :

$$C_e = P[(L_{ds} - L_{qs})I_{ds}I_{qs} + \Phi_s I_{qs}] \quad (\text{IV.5})$$

IV.2.3 Sous-systèmes mécanique

Ce sous-système se présente comme suit :

$$\frac{d\Omega}{dt} = \frac{1}{J}[C_e - C_r - f_\Omega] \quad (\text{IV.6})$$

IV.3 Structure de la régulation

La figure IV.2 présente la structure de la régulation adoptée. On y trouve les différentes boucles :

- Boucle des courants (figure IV.3 et figure IV.4)
- Boucle de la vitesse (figure IV.5).

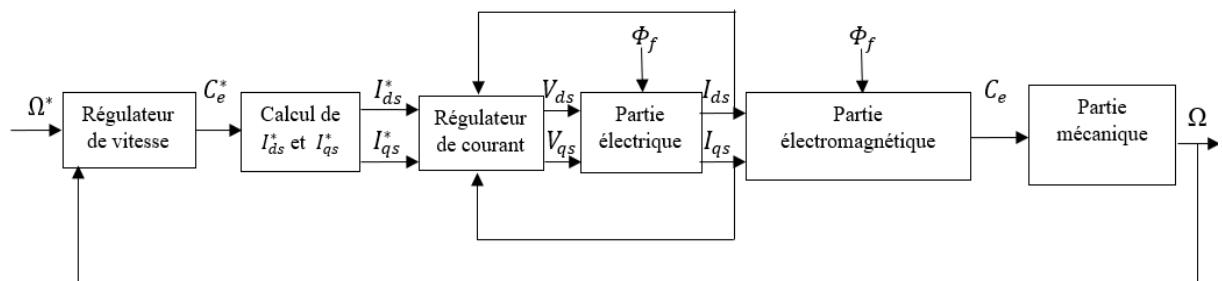


Figure IV.2 Structure de la régulation

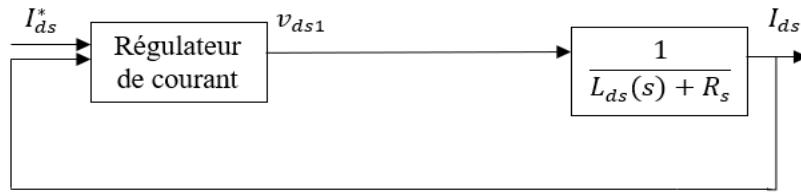


Figure IV.3 Boucle de régulation du courant I_{ds} .

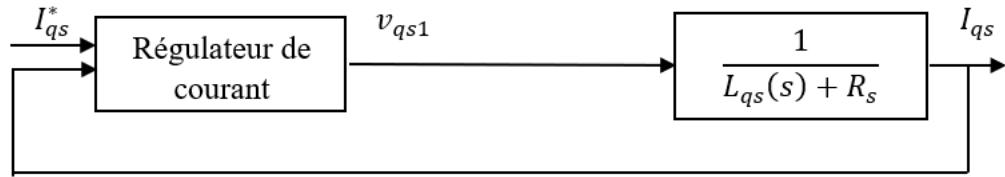


Figure IV.4 Boucle de Régulation du courant I_{qs} .

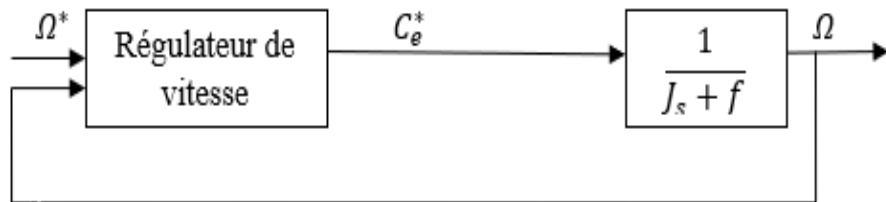


Figure IV.5 Boucle de Régulation de la vitesse.

Le couple électromagnétique C_e couple doit suivre un certain couple désiré C_e^* , qui est lié aux courants désires I_{ds}^* et I_{qs}^* .

On a:

$$C_e = P[(L_{ds} - L_{qs})I_{ds}I_{qs} + \Phi_f I_{qs}] \quad (\text{IV.7})$$

Et :

$$C_e^* = P[(L_{ds} - L_{qs})I_{ds}^*I_{qs}^* + \Phi_f I_{qs}^*] \quad (\text{IV.8})$$

Le couple maximal est atteint lorsque : $I_{ds}^* = 0$

Et : I_{qs}^* est calculé à partir du couple C_e^*

$$I_{qs}^* = \frac{C_e^*}{P\Phi_f} \quad (\text{IV.9})$$

IV.4 Application de la GPC guidée par les données

La figure IV.6 présente l'approche de commande par la GPC guidée par les données.

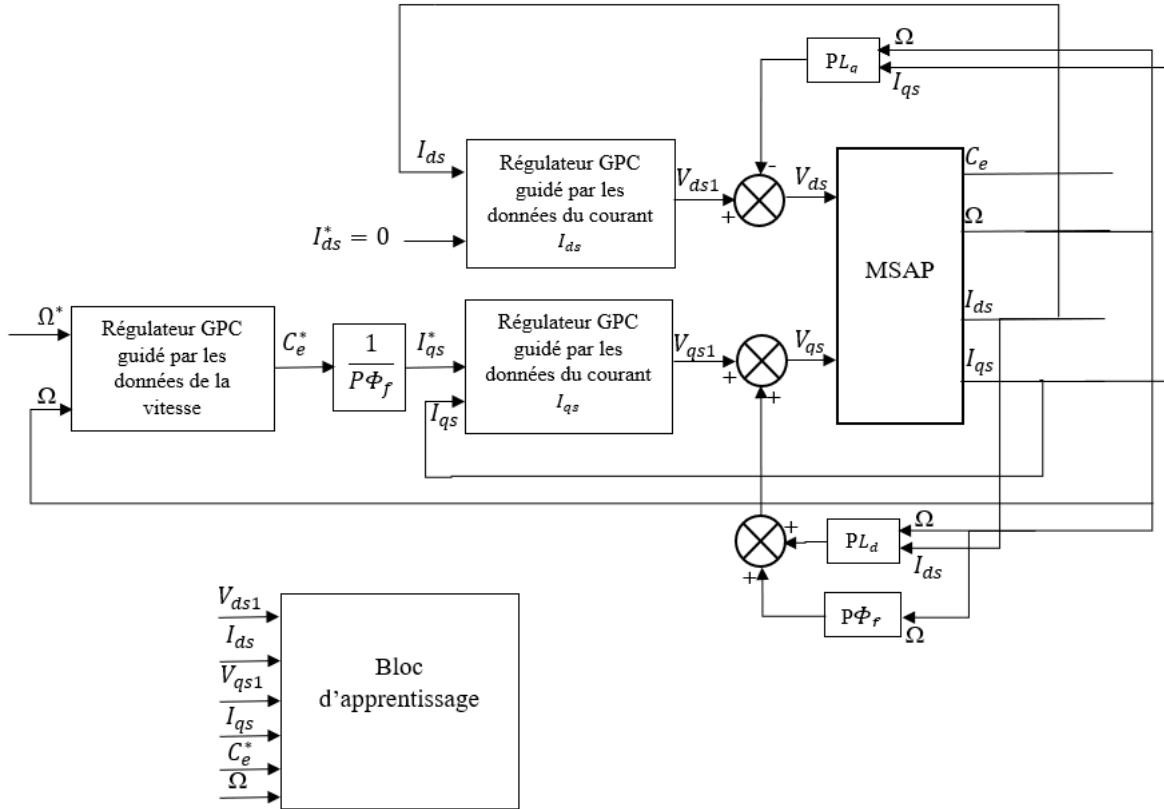


Figure IV.6 Schémas bloc du réglage de la MSAP par la GPC guidée par les données.

IV.5.1 Réglage de la vitesse :

Nous allons concevoir un régulateur GPC guidée par les données pour la commande de la vitesse. La fonction de transfert continue couple-vitesse issue de l'équation mécanique peut être représentée par :

$$F(s) = \frac{\Omega(s)}{C_e(s)} = \frac{1}{Js + f} \quad (\text{IV.10})$$

La discréttisation de la fonction de transfert (IV.10) à la période d'échantillonnage $T_e = 3ms$ nous donne le modèle discret suivant :

$$\frac{\Omega(q^{-1})}{C_e(q^{-1})} = q^{-1} \frac{0.6233}{1+0.9947q^{-1}} \quad (\text{IV.11})$$

La loi de commande est :

$$C_e^*(t) = C_e^*(t-1) + [H_1^T H_1 + \lambda_1]^{-1} H_1^T (w_1 - \rho_1) \quad (\text{IV.12})$$

Avec les paramètres suivants :

$N_{u_1} = 2$, $\lambda_1 = 1200$ et les éléments de la matrice de réponses impulsionales discrète H_1 de dimension $N_{u_1} \times N_{u_1}$ seront retrouvés par l'algorithme de recherche par indexe, mais initialement on pose :

$$H_1 = \begin{bmatrix} 0.2081 & 0 \\ 0.4159 & 0.2081 \end{bmatrix}$$

IV.5.2 Réglage des courants :

- **Courant I_{ds} :**

La fonction de transfert continue courant I_{ds} -tension V_{ds1} est donnée par :

$$\frac{I_{ds}(s)}{V_{ds1}(s)} = \frac{1}{L_{ds}s + R_s} \quad (\text{IV.13})$$

La discréttisation de la fonction de transfert (IV.13) à la période d'échantillonnage $T_e = 3ms$ nous donne le modèle discret suivant :

$$\frac{I_{ds}(q^{-1})}{V_{ds1}(q^{-1})} = q^{-1} \frac{2.633}{1+0.5425q^{-1}} \quad (\text{IV.14})$$

La loi de commande est :

$$V_{ds1}(t) = V_{ds1}(t-1) + [H_2^T H_2 + \lambda_2]^{-1} H_2^T (w_2 - \rho_2) \quad (\text{IV.15})$$

Avec les paramètres suivants :

$N_{u_2} = 2$, $\lambda_2 = 300$ et les éléments de la matrice de réponses impulsionales discrète H_2 de dimension $N_{u_2} \times N_{u_2}$ seront retrouvés par l'algorithme de recherche par indexe, mais initialement on pose :

$$H_2 = \begin{bmatrix} 1.0613 & 0 \\ 1.9269 & 1.0613 \end{bmatrix}$$

- **Courant I_{qs} :**

La fonction de transfert continue courant I_{qs} -tension V_{qs1} est donnée par :

$$\frac{I_{qs}(s)}{V_{qs1}(s)} = \frac{1}{L_{qs}s + R_s} \quad (\text{IV.16})$$

La discréétisation de la fonction de transfert (IV.16) à la période d'échantillonnage $T_e = 3ms$ nous donne le modèle discret suivant :

$$\frac{I_{sq}(q^{-1})}{V_{s1}(q^{-1})} = q^{-1} \frac{2.633}{1+0.5425q^{-1}} \quad (\text{IV.17})$$

La loi de commande est :

$$V_{qs1}(t) = V_{qs1}(t-1) + [H_3^T H_3 + \lambda_3]^{-1} H_3^T (w_3 - \rho_3) \quad (\text{IV.18})$$

Avec les paramètres suivants :

$N_{u_3} = 2$, $\lambda_3 = 300$ et les éléments de la matrice formée de la réponse indicielle discrète H_2 de dimension $N_{u_3} \times N_{u_3}$ seront retrouvés par l'algorithme de recherche par indice, mais initialement on pose :

$$H_3 = \begin{bmatrix} 0.9606 & 0 \\ 1.7608 & 0.9606 \end{bmatrix}$$

Malgré qu'il reste possible de commencer avec des valeurs approximatives ou erronées pour H ou ρ , le régulateur vas s'auto corriger au long de son fonctionnement et il mettra à jour ses matrices d'information pour mieux performer lors des usages ultérieurs.

IV.5.3 Résultats de la simulation :

Pour illustrer les performances de la commande prédictive généralisée guidée par les données on a effectué les tests suivants :

- un démarrage à vide et à l'instant $t=7s$, on augmente la charge à 5 Nm.
- test de changement de consigne de vitesse.
- test de robustesse.
- test de l'influence du facteur de pondération λ .

Les schémas de simulations et les programmes seront disponibles à la consultation dans l'annexe B.

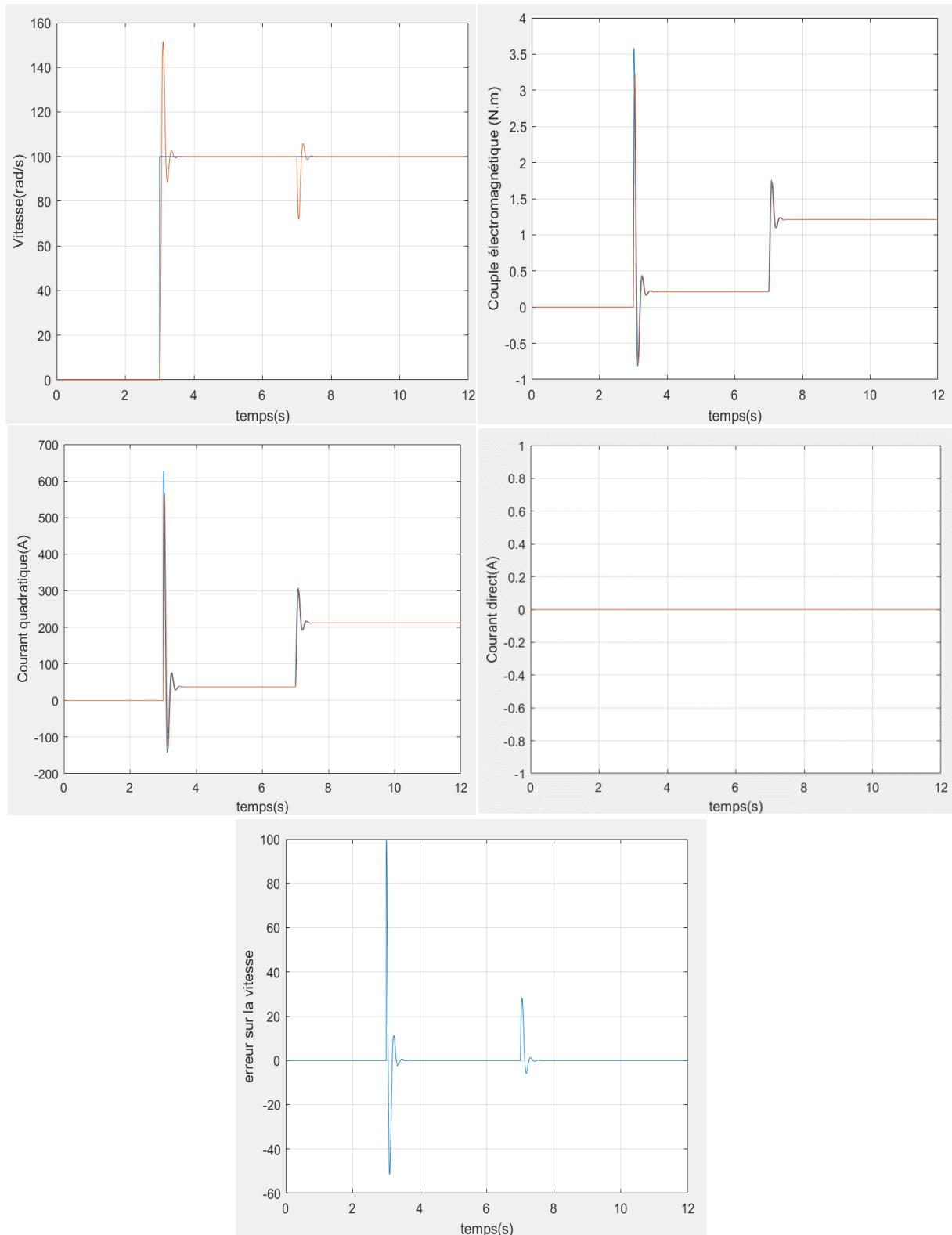


Figure IV.7 Démarrage à vide pour une consigne de vitesse 100 rad/s puis augmentation de la charge à 5 N.m à l'instant $t=7s$.

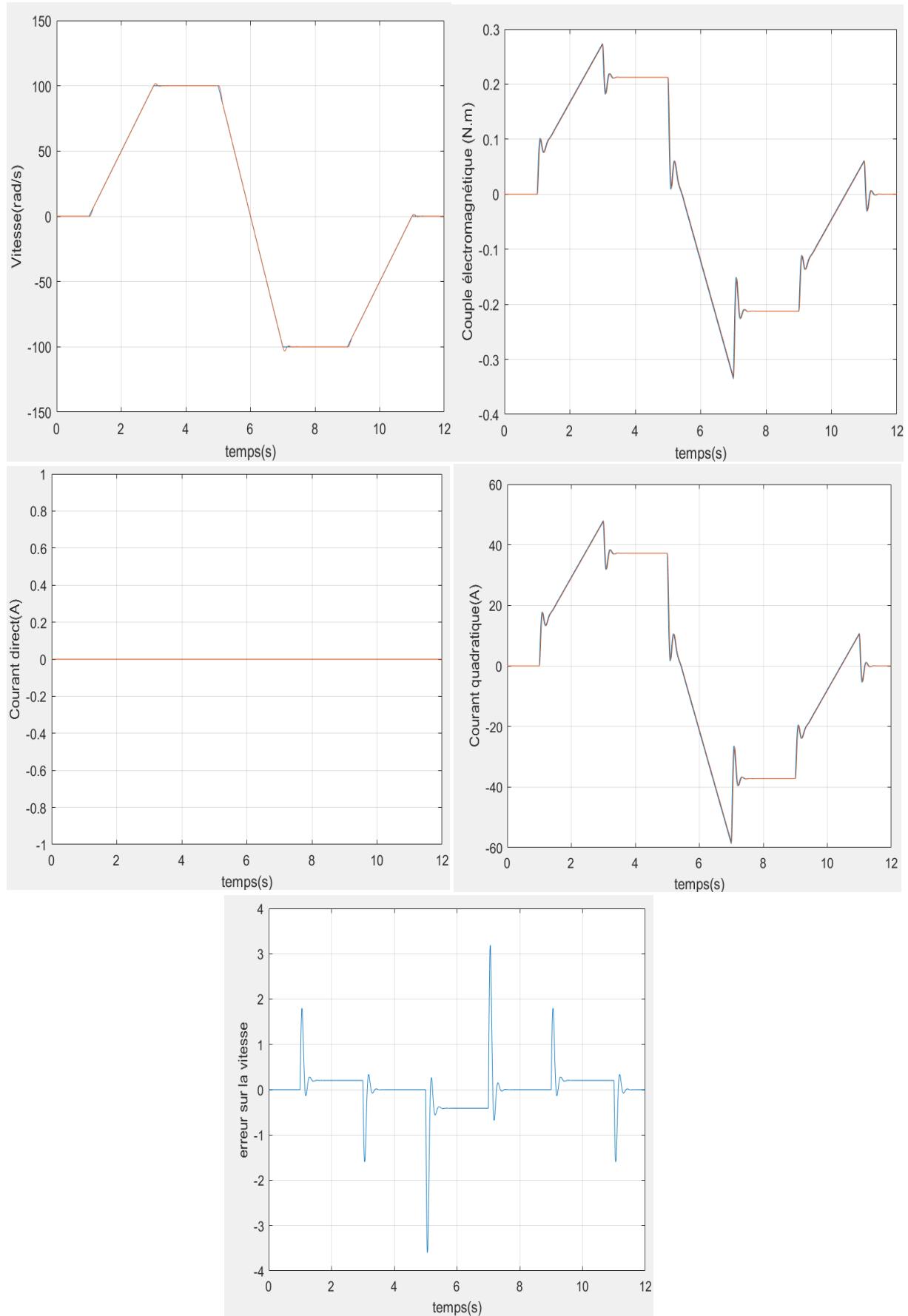


Figure IV.8 Essai à vide pour une consigne variable entre 100 rad/s et -100rad/s.

Chapitre IV : Application de la commande prédictive guidée par les données

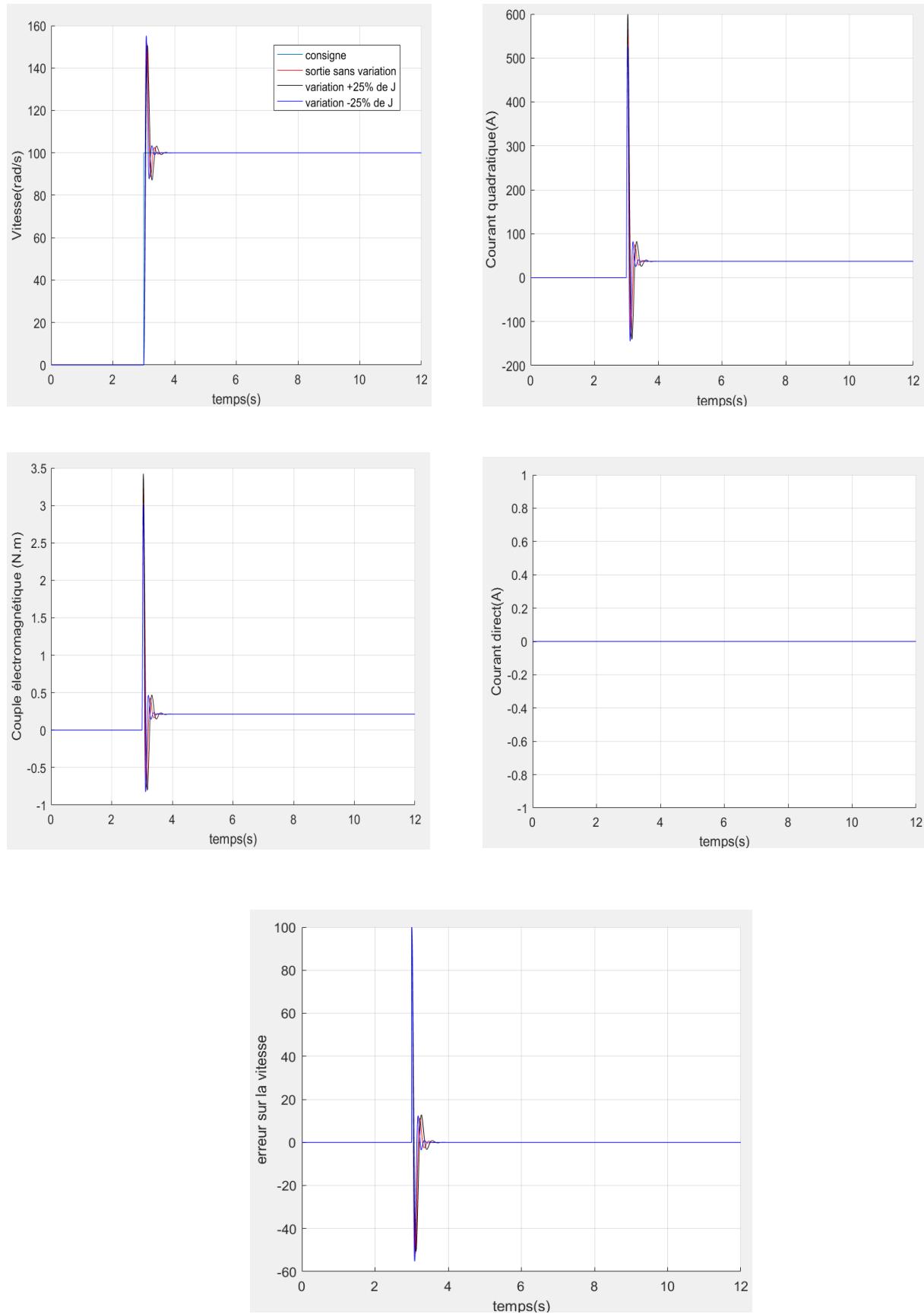


Figure IV.9 Test de robustesse (Variation d'inertie J).

Chapitre IV : Application de la commande prédictive guidée par les données

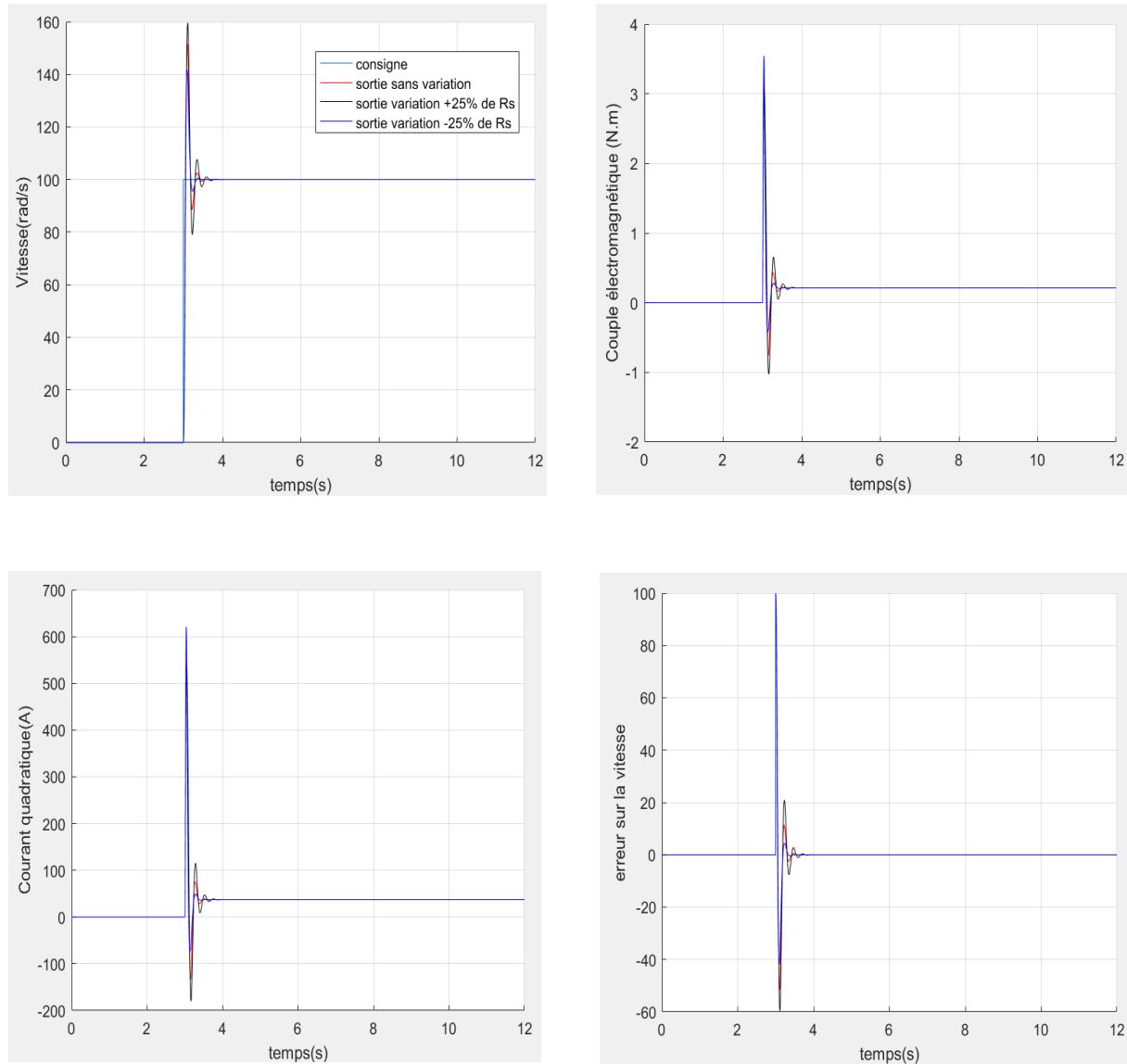


Figure IV.10 Test de robustesse (Variation de R_s).

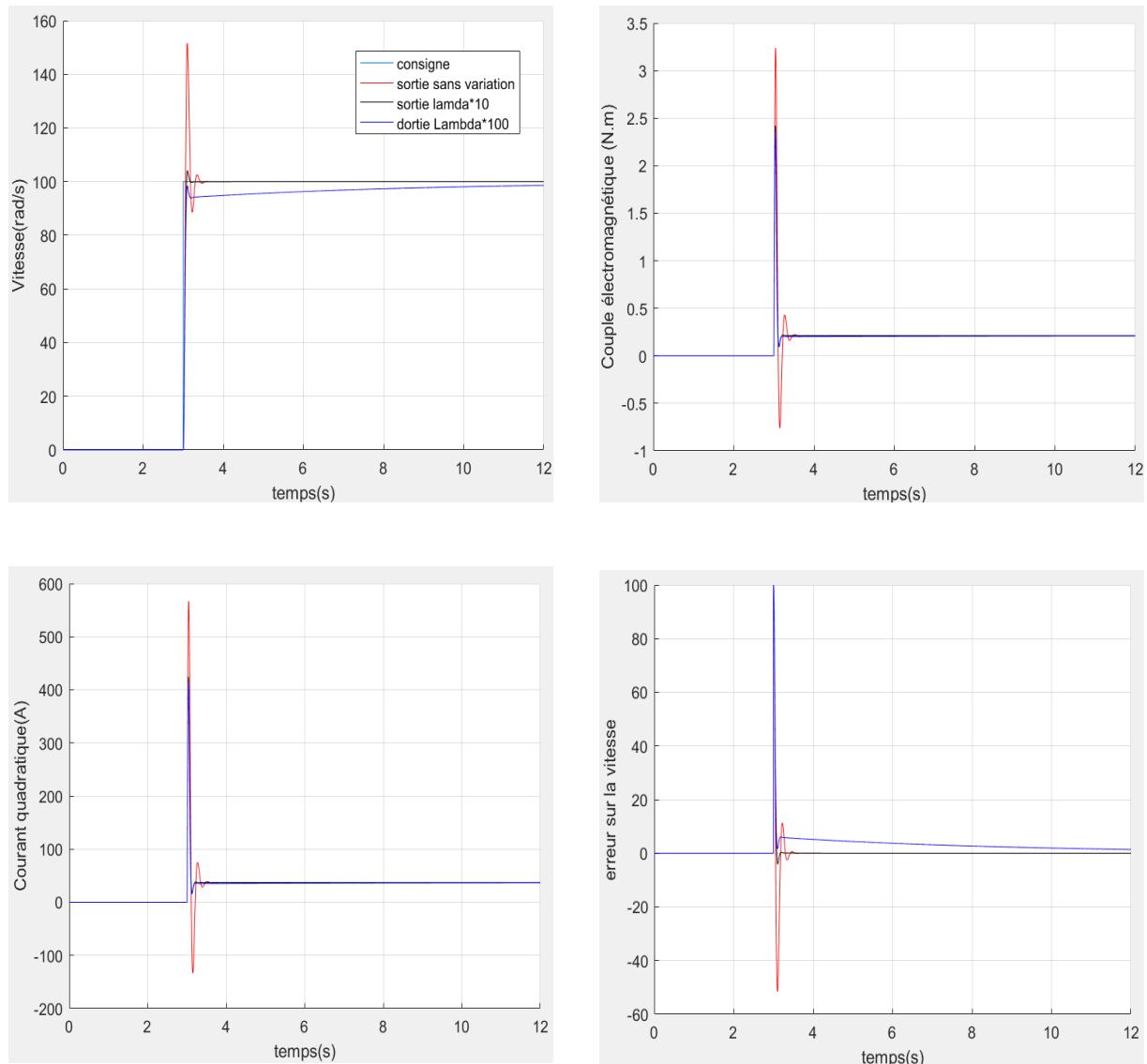


Figure IV.11 Influence du facteur de pondération λ_1 (Réglage de vitesse).

IV.5.4 Interprétation des résultats de simulation :

La figure IV.7 montre les caractéristiques au moment du démarrage à vide de la MSAP pour une consigne échelon de vitesse de 100 rd/s, on remarque que l'allure de la vitesse suit bien sa consigne malgré le dépassement avec un temps de réponse extrêmement rapide, on peut totalement avoir le control sur la poursuite qu'on verra dans les figures à venir.

On remarque aussi que le courant statorique direct I_d est nul et le courant statorique quadratique I_q est l'image du couple électromagnétique.

Après application de la charge $C_r=5$ N.m à $t=7s$, cette charge entraîne une perte de vitesse qui est vite rétablie. Le couple électromagnétique compense le couple de charge.

La figure IV.8 montre l'application d'une consigne de vitesse variable (entre 100 rd/s à -100 rd/s). En réponse à ce changement, le moteur suit parfaitement la consigne avec une légère marge d'erreur de poursuite au maximum de 3.25% qui reste excellent vu la variation rapide de la vitesse, on peut remarquer la forme du couple en réponse au changement de la vitesse

La figure IV.9 montre l'effet de la variation de l'inertie. On remarque que cette variation influe légèrement sur le comportement de la MSAP (régime dynamique, transitoire) d'où la robustesse de la commande vis-à-vis des variations de l'inertie.

La figure IV.10 montre que la variation de la résistance statorique, n'a pas une grande influence sur l'allure de la vitesse qui suit toujours la consigne avec un léger dépassement. La commande est robuste vis-à-vis les variations de la résistance statorique, on peut confirmer grâce à ces tests que le régulateur est robuste, performant et adaptif face au changement de la dynamique du système à réguler. Il peut être intégré dans des environnements industriels où les perturbations sont présentes et obstruent le fonctionnement des régulateurs classiques.

La figure IV.11 montre l'influence de l'augmentation du facteur de pondération, on remarque qu'on doit toujours trouver une valeur optimale via essais et erreurs. Plus on argumente ou on diminue la valeur de λ_1 , cela se traduit par l'apparition de grandes erreurs de poursuite comme on peut le constater dans le premier essai.

IV.6 Conclusion

Dans ce chapitre on a appliqué la commande prédictive guidée par les données au moteur synchrone à aimants permanents, plus précisément la commande prédictive généralisée implémentée avec une approche guidée par les données.

On a commencé par la présenter le modèle du MSAP, puis on a réalisé les différentes boucles de régulation pour la GPC et l'algorithme d'apprentissage pour la méthode guidée par les données, et enfin on a effectué les simulations sur le MSAP.

Les résultats ont montré que la méthode de commande implantée est très efficace dans les différentes conditions de tests que ce soit variation de consigne de vitesse ou variation de paramètres électriques, ou même lors des erreurs de mesures, le régulateur analyse et prend en considération toujours les changements de la dynamique du système.

Conclusion générale

CONCLUSION GENERALE

Dans ce mémoire, nous avons étudié l'application de la commande prédictive guidée par les données, appliquée à un moteur synchrone à aimants permanents. C'est une approche qui est différente des méthodes de régulation classiques par le fait qu'elle ne requiert pas un modèle mathématique explicite du système à réguler, elle s'appuie purement sur les données collectées durant le fonctionnement du système, qui permet à la commande d'être très utile pour piloter des systèmes complexes, mal modélisés.

Le modèle de la machine synchrone à aimants permanents a été formulé dans le repère de Park, ce qui a permis de travailler avec des grandeurs continues et découplées.

Nous avons ensuite présenté les principes fondamentaux de la commande prédictive guidée par les données. L'approche consiste à utiliser des bases de données construites à partir de mesures passées (courants I_d , I_q et vitesse ω) afin de synthétiser la loi de commande. Contrairement aux méthodes classiques, cette technique permet de prédire l'évolution du système et de générer une commande optimale en se basant uniquement sur les données mesurées.

Les résultats de simulation ont montré l'efficacité de la commande pour différents scénarios, notamment le suivi de consignes en régime dynamique, les variations de charge et les perturbations. La robustesse de la méthode a également été vérifiée face à des variations de paramètres de la machine, comme l'inertie J ou la résistance R_S . De plus, l'effet des paramètres de réglage de la méthode utilisée a été analysé, mettant en évidence leur influence sur la stabilité, la précision du suivi et le rejet des perturbations.

L'une des contraintes principales de cette méthode est la complexité computationnelle liée à l'apprentissage en ligne et la nécessité de disposer de données de qualité pour garantir la convergence des algorithmes. Les travaux futurs pourraient explorer l'intégration de techniques d'apprentissage automatique approfondi (deep learning) ou d'optimisation hybride pour renforcer l'efficacité de cette approche.

En conclusion, la commande prédictive guidée par les données se positionne comme une solution prometteuse pour la régulation des MSAP, combinant flexibilité, performance et adaptabilité. Son déploiement à plus grande échelle pourrait révolutionner les systèmes d'entraînement électrique, en particulier dans les applications nécessitant une grande précision et une forte résilience, telles que les véhicules électriques, les robots industriels ou les énergies renouvelables.

Bibliographie

Bibliographie

- [1] S. K. Sadev, « Electrical machines », 1ére édition, 2017
- [2] Boufenar Samir, Latreche Zakaria, « Dimensionnement et Modélisation de la machine synchrone à aimant permanent » mémoire de fin d'études, Université Mohamed Seddik Ben Yahia, 2019.
- [3] Guy Stutzer, Eddie Smigiel, « Modélisation et commande des moteurs triphasés », Ellipses, 2000.
- [4] Tahir Hammou, Azi Zidane « Commande prédictive d'un système dynamique application à la MSAP» mémoire de fin d'études, université de Bejaïa, 2010.
- [5] Steve L. Brunton, J. Nathan Kutz « Data-Driven control and engineering », 1ére édition, 2017.
- [6] Atietallah Ahmed, Medjeldi Mehdi « Une solution par la méthode dichotomie de la loi de la commande prédictive généralisée sous contrainte » projet de fin d'étude, université de 8 Mai 1945 de Guelma, 2016

Annexes

ANNEXE A

Paramètres du MSAP :

Les paramètres du moteur synchrone à aimant permanent sont :

$$P_n=12.55 \text{ KW}.$$

Vitesse nominale : $N=3000 \text{ tr/min.}$

Tension nominale : $V/U=135/233.82 \text{ V.}$

Courant nominal : $I=31 \text{ A.}$

Les paramètres électriques :

$$R_s = 173.77 \times 10^{-3} \Omega.$$

$$L_{ds} = 0.8524 \times 10^{-3} \text{ H.}$$

$$L_{qs} = 0.9515 \times 10^{-3} \text{ H.}$$

$$\Phi_f = 0.9515 \times 10^{-3} \text{ Wb.}$$

Nombre de paires de pôles : $P=4.$

Les paramètres mécaniques :

$$\text{Moment d'inertie : } J=48 \times 10^{-4} \text{ Kg.m}^2.$$

$$\text{Coefficient de frottement visqueux : } f=0.0085 \text{ Nm/rd/s.}$$

ANNEXE B

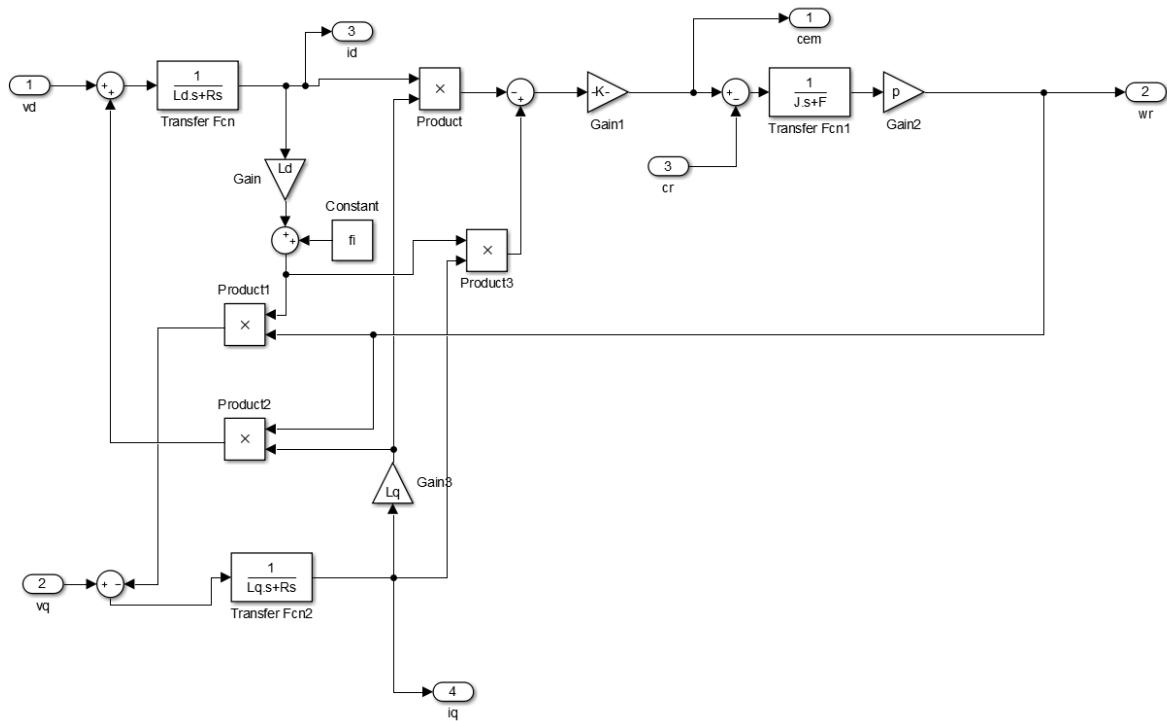


Figure B.1 Modèle du MSAP utilisé

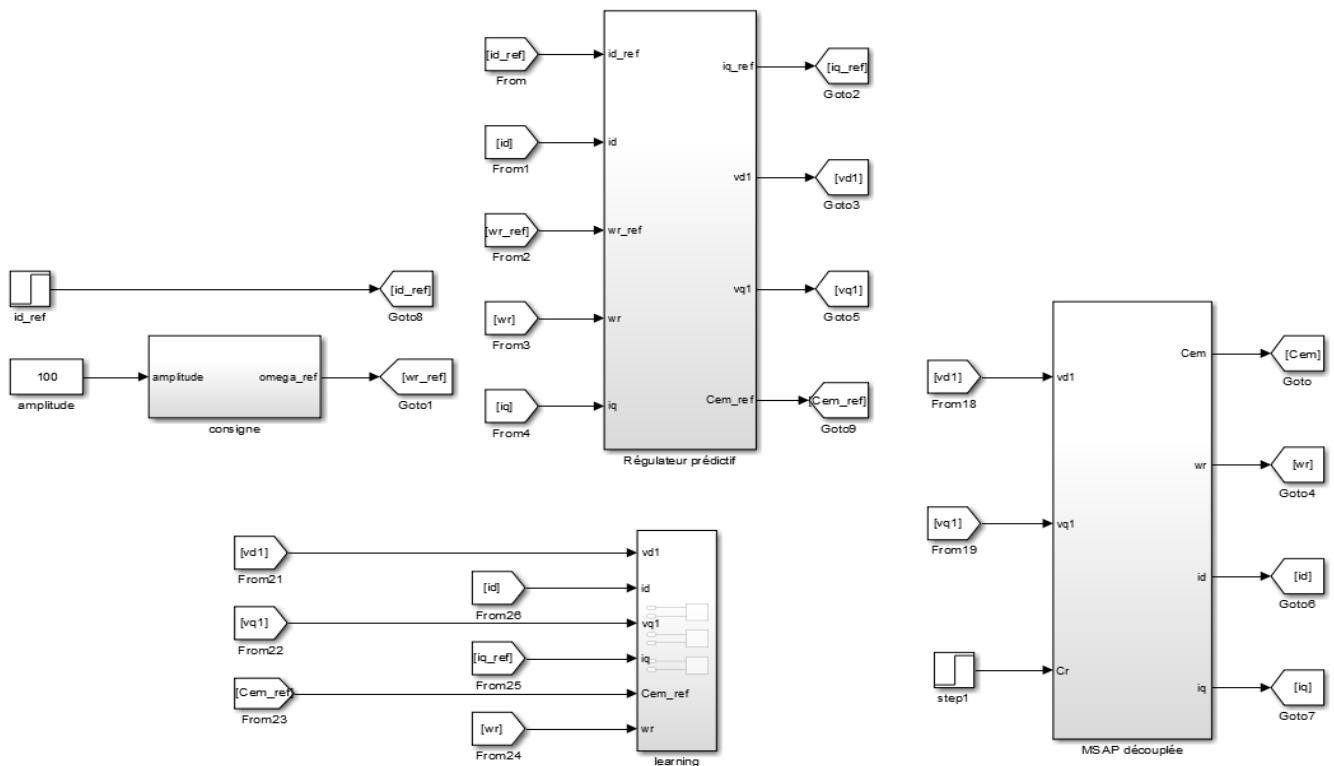


Figure B.2 Schémas de simulation sous Matlab/Simulink de la commande prédictive guidée par les données.

Annexes

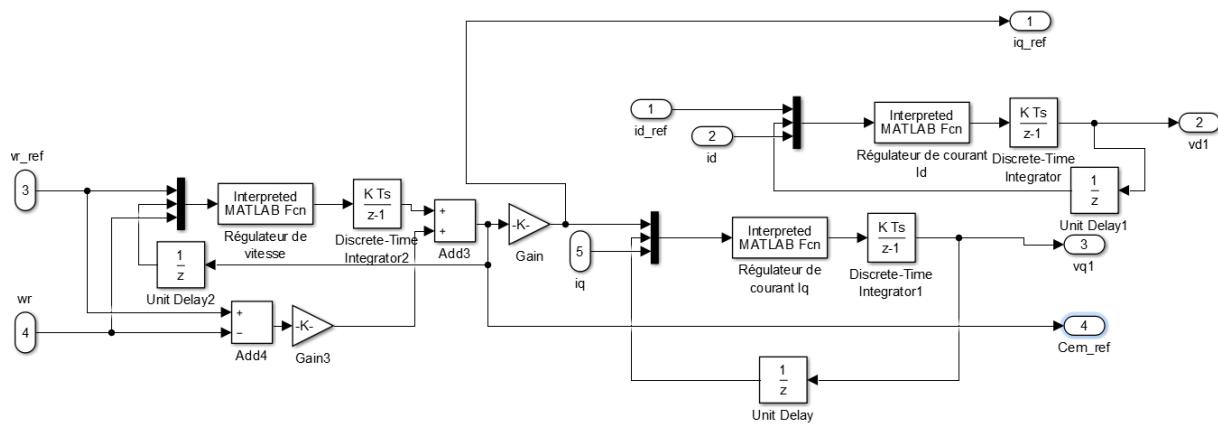
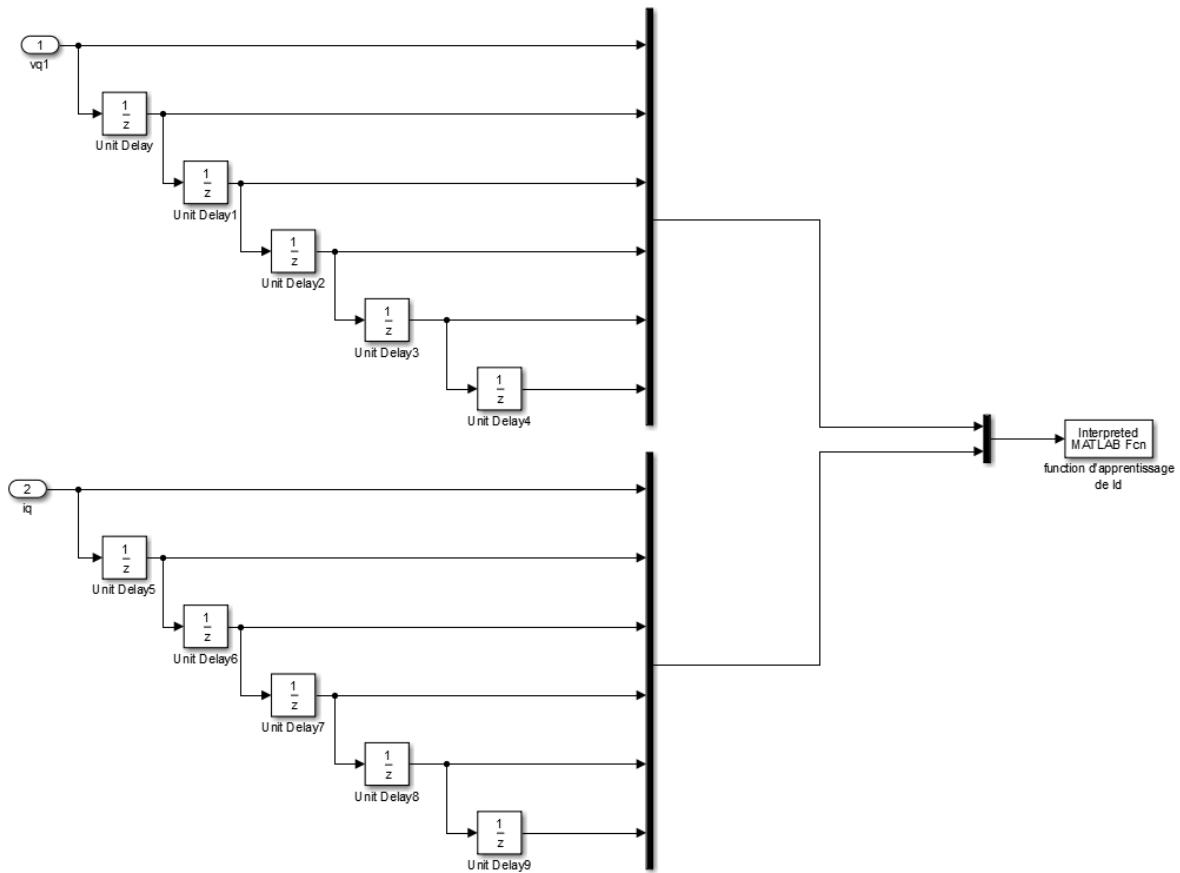


Figure B.3 Schémas de simulation du régulateur prédictif.



Annexes

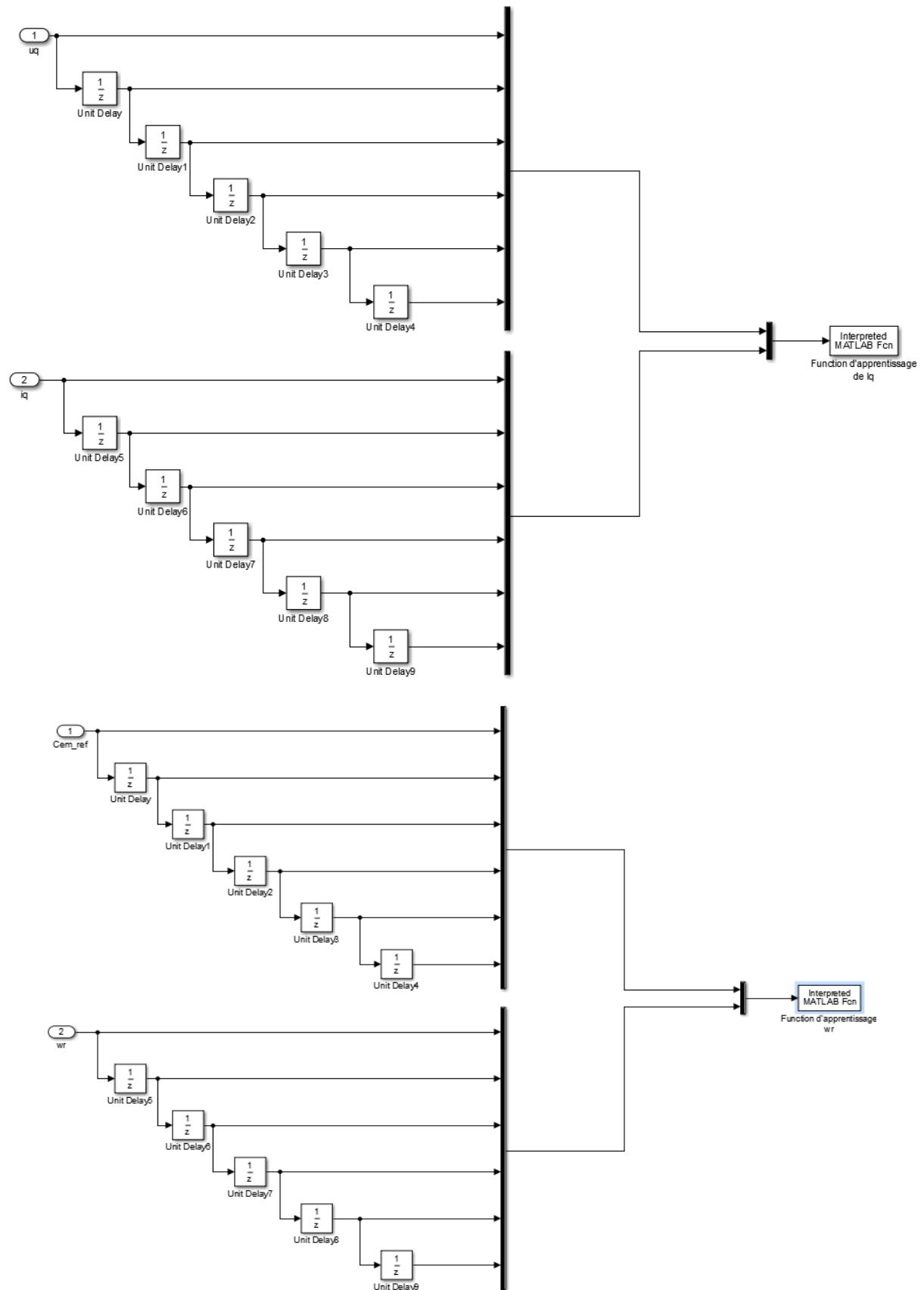


Figure B.4 Schémas des données nécessaires pour la fonction d'apprentissage de I_{ds} , I_{qs} et ω .

Annexes

```
[function data_initial = data_initialization1(data_samples_size)

    data_initial = zeros(data_samples_size, 6);% ins:u, y, outs: h1, h2, rho1, rho2
    h = [ 1.0613 1.9269];
    rho = [0 0];

for i = 1:data_samples_size
    data_initial(i, 1:2) = 2*rand(1,2)-1;
    data_initial(i, 3:6) = [h, rho];
end

function data_initial = data_initialization2(data_samples_size)

    data_initial = zeros(data_samples_size, 6);% ins:u, y, outs: h1, h2, rho1, rho2
    h = [ 0.9606 1.7608];
    rho = [0 0];

for i = 1:data_samples_size
    data_initial(i, 1:2) = 100*(2*rand(1,2)-1);
    data_initial(i, 3:6) = [h, rho];
end

function data_initial = data_initialization3(data_samples_size)

    data_initial = zeros(data_samples_size, 6);% ins:u, y, outs: h1, h2, rho1, rho2
    h = [ 0.2081 0.4159];
    rho = [0 0];

for i = 1:data_samples_size
    data_initial(i, 1:2) = 100*(2*rand(1,2)-1);
    data_initial(i, 3:6) = [h, rho];
end
```

Figure B.5 Programme d'initialisation des matrices d'informations pour I_{ds} , I_{qs} et ω respectivement

Annexes

```
function data_learn1(uy)
global data_learned1
global data_samples_size
global L1
global learning
if learning
u = uy(1:6);
y = uy(7:12);
% calculate du
du = -diff(u);
% calculate dy
dy = -diff(y);
% calculte h
eta = 10;
h1_ = du(1);
h2_ = du(2);
h1 = 1.0613 - eta * h1_;
h2 = 1.9269 - eta * h2_;
% calculte rho
PHI = [ -dy(2) du(2) du(3);
        -dy(3) du(3) du(4);
        -dy(4) du(4) du(5)];
Y = [dy(1); dy(2); dy(3)];

d = 1;
theta = (d*eye(size(PHI))+PHI)\Y;
a1 = theta(1);

rho1 = (-a1)*y(1) + a1*y(2);
a= a1*(1-a1);
rho2 = (-a)*y(1) + a*y(2);
% update data_learned
L1 = mod((L1 + 1), data_samples_size);
%data_learned1(L1+1,:) = [u(1) y(1) h1 h2 rho1 rho2];
data_learned1(L1+1,:) = [u(3) y(3) h1 h2 dy(1) dy(2)];
end
end
```

Annexes

```
[function data_learn2(uy)
global data_learned2
global data_samples_size
global L2
global learning
if learning
u = uy(1:6);
y = uy(7:12);
% calculate du
du = -diff(u);
% calculate dy
dy = -diff(y);
% calculte h
eta = 10;
h1_ = du(1);
h2_ = du(2);
h1 = 0.9606 - eta * h1_;
h2 = 1.7608 - eta * h2_;
% calculte rho
PHI = [ -dy(2) du(2) du(3);
        -dy(3) du(3) du(4);
        -dy(4) du(4) du(5)];
Y = [dy(1); dy(2); dy(3)];

d = 1;
theta = (d*eye(size(PHI))+PHI)\Y;
a1 = theta(1);
rho1 = (-a1)*y(1) + a1*y(2);
a= a1*(1-a1);
rho2 = (-a)*y(1) + a*y(2);
% update data_learned
L2 = mod((L2 + 1), data_samples_size);
%data_learned2(L2+1,:) = [u(1) y(1) h1 h2 rho1 rho2];
data_learned2(L2+1,:) = [u(3) y(3) h1 h2 dy(1) dy(2)];
end
end]
```

Annexes

```
[function data_learn3(uy)
global data_learned3
global data_samples_size
global L3
global learning
if learning
u = uy(1:6);
y = uy(7:12);
% calculate du
du = -diff(u);
% calculate dy
dy = -diff(y);
% calculte h
eta = 10;
h1_ = du(1);
h2_ = du(2);
h1 = 0.2081 - eta * h1_;
h2 = 0.4159 - eta * h2_;
% calculte rho
PHI = [ -dy(2) du(2) du(3);
        -dy(3) du(3) du(4);
        -dy(4) du(4) du(5)];
Y = [dy(1); dy(2); dy(3)];

d = 1;
theta = (d*eye(size(PHI))+PHI)\Y;
a1 = theta(1);
rho1 = (-a1)*y(1) + a1*y(2);
a= a1*(1-a1);
rho2 = (-a)*y(1) + a*y(2);
% update data_learned
L3 = mod((L3 + 1), data_samples_size);
%data_learned3(L3+1,:) = [u(1) y(1) h1 h2 rho1 rho2];
data_learned3(L3+1,:) = [u(3) y(3) h1 h2 dy(1) dy(2)];
end
end]
```

Figure B.6 Fonctions d'apprentissage pour I_{ds} , I_{qs} et ω respectivement

Annexes

```
[function delta_u = pred_cont_subsys1(wuy)
    global data_samples_size
    global data_used1
    global index_p1

    w = wuy(1);
    u = wuy(2);
    y = wuy(3);

    N = 2;
    lambda = 300;

    W      = w*ones(N,1);
    index = get_index(wuy,data_used1, index_p1);
    index_p1 = index;
    h = get_h(index, data_used1);
    RHO = get_RHO(y, index, data_used1);

    delta_u = h'* (W-RHO) / (h'*h+lambda);
end

[function delta_u = pred_cont_subsys2(wuy)
    global data_samples_size
    global data_used2
    global index_p2

    w = wuy(1);
    u = wuy(2);
    y = wuy(3);

    N = 2;
    lambda = 300;

    W      = w*ones(N,1);
    index = get_index(wuy,data_used2, index_p2);
    index_p2 = index;
    h = get_h(index, data_used2);
    RHO = get_RHO(y, index, data_used2);

    delta_u = h'* (W-RHO) / (h'*h+lambda);
end
```

Annexes

```
[function delta_u = pred_cont_subsys3(wuy)
    global data_samples_size
    global data_used3
    global index_p3

    w = wuy(1);
    u = wuy(2);
    y = wuy(3);
    N = 2;
    lambda = 1200;

    W      = w*ones(N,1);
    index = get_index(wuy,data_used3, index_p3);
    index_p3 = index;
    h = get_h(index, data_used3);
    RHO = get_RHO(y, index, data_used3);

    delta_u = h'* (W-RHO) / (h'*h+lambda);
end]
```

Figure B.7 Programme des régulateurs I_{ds} , I_{qs} et ω respectivement.

```
[function index = get_index(wuy,data_used, index_p)
    global data_samples_size
    global index_width
    uy = wuy(2:3);
    index_ = index_p;
    dist_min = inf;
    i_min = 1+ (index_p - index_width)*((index_p - index_width)>0);
    i_max = data_samples_size * ((index_p + index_width)>=data_samples_size) +(inc
for i = i_min:i_max
    uy_ = data_used(i,1:2).';
    distance = sum(abs(uy - uy_));
    if distance <=dist_min
        dist_min = distance;
        index_ = i ;
    end
end
index = index_;
end

function h = get_h(index, data_used)
    h    = data_used(index, 3:4).';
end

function RHO = get_RHO(y,index, data_used)
    RHO_ = data_used(index, 5:6).';
    RHO = y + RHO_;
end]
```

Figure B.8 Programme de recherche et d'acquisition de données des régulateurs de I_{ds} , I_{qs} et ω .

Annexes

```
data_used1 = data_learned1;
data_used2 = data_learned2;
data_used3 = data_learned3;
```

Figure B.9 Programme de l'usage des données apprises.

```
data_used1 = data_initial1;
data_used2 = data_initial2;
data_used3 = data_initial3;
```

Figure B.10 Programme de l'usage des données initiales.

```
clear, clc
global data_initial1 data_initial2 data_initial3
global data_used1 data_used2 data_used3
global data_learned1 data_learned2 data_learned3

global learning
global data_samples_size
global L1 L2 L3
global index_p1 index_p2 index_p3
global index_width
% apprentissage désactivé est l'option par défaut
learning = false;
% pour la recherche
index_p1 = 1;
index_p2 = 1;
index_p3 = 1;
index_width = 10;
% pour l'apprentissage
L1 = -1;
L2 = -1;
L3 = -1;
% nombre de lignes de données
data_samples_size = 100000;

% création de des données initiales avec le nombre data sample size
data_initialization
% pour activer l'apprentissage supprimer le %
%learn_data
data_samples_size_ = size(data_learned1);
data_samples_size = data_samples_size_(1);
% utiliser les données initiales ou apprises
use_initial_data, %learn_data
%use_learned_data
sim('msap_ped_control.slx')
```

Figure B.11 Programme de configuration de la recherche, apprentissage et création des matrices d'information et lancement de simulation.

Annexes
