

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE
وزارة التعليم العالي و البحث العلمي
MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
جامعة عمّار ثليجي بالأغواط

UNIVERSITÉ AMAR TELIDJI DE LAGHOUAT
كلية التكنولوجيا
FACULTÉ DE TECHNOLOGIE
DÉPARTEMENT D'ÉLECTROTECHNIQUE



MÉMOIRE DE MASTER

Domaine : Science et technologie
Spécialité : Automatique
Option : Automatique et systèmes

Par :
HAMDI Ali
BENDJEMAA Abdelmadjid

THÈME

Identification avancés et Contrôle du Moteur à Courant
Continu

<i>Mr. Belkhiri Mohammed</i>	<i>Pr</i>	<i>President</i>
<i>Mr. Djameleddine Bougrine</i>	<i>MCB</i>	<i>Examinator</i>
<i>Mr. Rahmani Belkacem</i>	<i>MCB</i>	<i>Rapporteur</i>
<i>Mr. Bendjedia Bachir</i>	<i>MCA</i>	<i>Co-rapporteur</i>

Année académique 2022/2023

Résumé

De nos jours, l'énergie électrique est essentiellement utilisée dans l'environnement industriel, où elle est convertie en énergie mécanique par le biais de moteurs électriques.

De nombreuses recherches se concentrent sur l'étude, la modélisation et le contrôle des machines électriques. Ainsi, le développement de lois de contrôle efficaces et de modèles précis et fiables nécessite une compréhension approfondie de leurs caractéristiques. Actuellement, de nombreuses études visent à déterminer les caractéristiques des machines électriques à l'aide de différentes méthodes. L'identification des paramètres des machines est l'un des objectifs principaux pour leur modélisation, leur surveillance et leur diagnostic.

Cette recherche vise principalement à mettre en œuvre et à explorer des techniques avancées d'identification et de contrôle des moteurs à courant continu (DC) afin d'améliorer leurs performances et leur précision. Ces techniques proposées sont évaluées à travers des simulations et des essais expérimentaux, démontrant leur efficacité dans l'atteinte d'un contrôle de moteur de haute qualité. Cette recherche contribue à l'avancement des systèmes de contrôle des moteurs à courant continu et fournit des perspectives précieuses pour leurs applications dans les domaines de la robotique, de l'automatisation et des processus industriels.

Mots-clés : Machines électriques , Identification des paramètres , Techniques de contrôle , Moteurs à courant continu.

ملخص

في الوقت الحاضر، تُعدّ الطاقة الكهربائية هي الطاقة الأساسية المستخدمة في البيئة الصناعية، حيث يتم تحويلها بشكل رئيسي إلى طاقة ميكانيكية عن طريق المحركات الكهربائية.

تسعى العديد من محاور البحث إلى دراسة الآلات الكهربائية ونمذجتها والتحكم فيها. وبالتالي، يتطلب تطوير قوانين التحكم الفعالة ونماذج دقيقة وموثوقة من خلال فهم خصائصها. في الوقت الحاضر، تركز العديد من الأبحاث على تحديد خصائص الآلات الكهربائية باستخدام أساليب مختلفة. يُعتبر تحديد المعالم البارامترية للآلات واحداً من أهم الأهداف لنمذجتها ومراقبتها وتشخيصها.

يهدف هذا البحث الرئيسي إلى تنفيذ واستكشاف تقنيات متقدمة لتحديد والتحكم في محركات التيار المستمر (DC) بهدف تعزيز أدائها ودقتها. يتم تقييم تلك التقنيات المقترحة من خلال المحاكاة والاختبارات التجريبية، وتُظهر فعاليتها في تحقيق تحكم محرك فائق الجودة. يساهم هذا البحث في تقديم أنظمة التحكم لمحركات التيار المستمر ويوفر رؤى قيمة لتطبيقاتها في مجالات الروبوتات والأتمتة والعمليات الصناعية.

الكلمات المفتاحية: الآلات الكهربائية، تحديد المعالم، تقنيات التحكم، محركات التيار المستمر.

Abstract

Currently, electrical energy is widely consumed in the industrial environment, primarily converted into mechanical energy through electric motors. Several research axes aim to study the machines, model them, and control them. Therefore, developing effective control laws and sufficiently accurate and reliable models by understanding their characteristics are required. Nowadays, numerous research efforts focus on identifying the features of electric machines using various methods. Parameter identification of machines is considered one of the main objectives for their simulation, monitoring, and diagnosis.

The main objective of this work is to implement and explore advanced techniques for the identification and control of DC motors, aiming to enhance their performance and precision. The proposed techniques are evaluated

Key-words: Electrical machines, Parameter identification, Control techniques, DC motors.

Remerciements

Tout d'abord, je suis extrêmement reconnaissant à Dieu Tout-Puissant pour m'avoir donné la clé et l'opportunité de réaliser mon mémoire de master.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers mon directeur de recherche, **Dr. RAHMANI belkacem**, pour son encouragement, ses conseils, ses suggestions et ses critiques tout au long de l'achèvement de ce projet.

Je souhaite remercier tous les professeurs de l'Université de Laghouat pour avoir accepté d'examiner ce mémoire.

Enfin, je tiens à remercier tous mes professeurs, le personnel et les techniciens de l'Université de Laghouat pour leur coopération et leur contribution indirecte ou directe à l'achèvement de mon mémoire de licence.

Dédicace

Avec une gratitude profonde et des paroles sincères, je dédie cette modeste thèse à mes chers parents, qui ont sacrifié leur vie pour notre réussite. Leur amour inconditionnel, leur soutien constant et leur dévouement exemplaire ont été les piliers de notre épanouissement. Je leur suis infiniment reconnaissant pour tous les sacrifices qu'ils ont consentis et je les honore en réalisant ce travail avec détermination et passion.

Je dédie également cette thèse à mes frères, sœurs et neveux, qui ont été une source d'inspiration et de motivation tout au long de ce parcours. Leur présence joyeuse et leur encouragement constant ont nourri ma détermination à aller de l'avant et à surmonter les obstacles. Je leur souhaite une vie remplie de bonheur, de succès et d'accomplissements.

Enfin, je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers tous mes amis et enseignants qui m'ont guidé, soutenu et inspiré tout au long de cette aventure académique. Leurs précieux conseils, leurs encouragements et leur expertise ont contribué de manière significative à ma croissance personnelle et professionnelle.

HAMDI Ali

Dédicace

Avec une gratitude profonde et des paroles sincères, je dédie cette modeste thèse à mes chers parents, qui ont sacrifié leur vie pour notre réussite. Ils ont été et seront toujours un exemple pour moi par leurs qualités humaines, leur persévérance et leur perfectionnisme. J'espère qu'un jour, je pourrai leur rendre un peu de ce qu'ils ont fait pour moi. Que Dieu leur accorde bonheur et longue vie.

Je dédie également ce travail à mes frères, sœurs et neveux. Que Dieu les préserve et je souhaite que leur vie soit empreinte de réussite, de détermination et de bonheur. Que les années à venir leur apportent davantage d'opportunités pour les rapprocher de la réalisation de tous leurs rêves.

Enfin, je suis profondément reconnaissant envers tous mes amis et tous mes enseignants qui m'ont enseigné, ainsi qu'à tous ceux qui me sont chers.

BENDJEMAA Abdelmadjid

Table des matières

Résumé	
Remerciements.....	i
Dedication.....	ii
Table des matières.....	iv
Liste des figures	vii
Liste des tableaux.....	xi
Liste des abréviations	xii
Liste des acronymes.....	xiii
Introduction générale	1
Chapitre I : Généralités sur l'identification des systèmes	
I.1 Introduction.....	3
I.2 Définition de l'identification	3
I.2.1 Objectifs et enjeux de l'identification des paramètres.....	4
I.3 Signaux d'excitation SBPA (séquence binaire pseudo-aléatoire).....	5
I.4 Signaux SBPA et leurs avantages pour l'identification des moteurs à courant continu	6
I.5 Validation du modèle.....	7
I.5.1 La méthodologie de validation des modèles.....	7
I.5.2 Validation par des méthodes statistiques.....	8
I.5.2.1 Test de blancheur de l'erreur de prédiction.....	8
I.5.2.2 Test d'indépendance entre les entrées passées et la sortie de prédiction.....	9
I.6 Différentes structures de l'identification paramétrique	9
I.7 Conclusion	11
Chapitre II : Identification des Paramètres du Moteur à Courant Continu (MCC)	
II.1 Introduction	12
II.2 Identification des paramètres du MCC.....	12
II.2.1 Essai 1.....	12

Table des matières

II.2.2 Identification et la comparaison des prédictions du modèle(ARx/ARmax/Box-jenkins/Out put erreur) avec les données expérimentales de la première séance d'essai	19
II.2.3 Les résultats de l'identification du modèle ARX	19
II.2.4 Les résultats de l'identification du modèle ARMAX	20
II.2.5 Les résultats de l'identification du modèle BOX-Jenkins	21
II.2.6 Les résultats de l'identification du modèle OUT PUT Error	23
II.2.7 Analyse des résultats d'identification obtenus	24
II.3 Validation des Modèles à l'aide de l'App Toolbox MATLAB	25
II.3.1 Résultats de validation du modèle ARX	26
II.3.2 Résultats de validation du modèle ARMAX	27
II.3.3 Résultats de validation du modèle BJ	28
II.3.4 Résultats de validation du modèle OE	29
II.3.5 Analyse des résultats de validation obtenus	29
II.4 Conclusion	30
Chapitre III : Commande du Moteur à Courant Continu (MCC)	
III.1 Introduction	31
III.2 Choix de la fonction de transfert ARX pour la commande du moteur à courant continu	32
III.3 Synthèse des contrôleurs PID numériques par placement de pôles	32
III.4 Commande d'un second ordre discret par un contrôleur PID numérique filtré	33
III.5 Analyse des résultats	35
III.6 Conclusion	36
Conclusion générale	37
References	38

Liste des figures

Fig. I.1 Etapes de l'identification des systèmes.	4
Fig.II.1 Une alimentation stabilisée configurée pour fournir une tension continue de 220V..	13
Fig. II.2 Moteur à courant continu.	13
Fig.II.3 Amplificateur et La carte <i>F28069M Lunchpad</i>	14
Fig. II.4 Une hacheurs à 4 quadrant.....	14
Fig. II.5 Un capteur de vitesse	14
Fig.II.6 Signal d'entrée SBPA de essai 1.....	16
Fig.II.7 Signal d'entrée SBPA de essai 2.....	16
Fig.II.8 Circuit (Hacheurs a 4 quadrants)	17
Fig.II.9 La sortie expérimentale de essai 1	18
Fig.II.10 La sortie expérimentale de essai 2	18
Fig.II.11 Système identification – Tool box.	19
Fig.II.12 Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle ARX \hat{y} .	20
Fig.II.13 Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle ARX \hat{y} (zoomé).....	20
Fig.II.14 Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle ARMAX \hat{y}	21
Fig.II.15 Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle ARMAX \hat{y} (zoomé).....	21
Fig.II.16 Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle box- jenkins \hat{y}	22
Fig.II.17 Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle box- jenkins \hat{y} (zoomé).....	23
Fig.II.18 Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle Output error (\hat{y}).....	24

Liste des figures

Fig.II.19 Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle Output error \hat{y} (zoomé)	24
Fig.II.20 Autocorrélation des résidus de sortie pour le modèle ARX	
Et Corrélation croisée entre les résidus d'entrée et de sortie pour le modèle ARX.	26
Fig.II.21 Autocorrélation des résidus de sortie pour le modèle ARMAX & Corrélation croisée entre les résidus d'entrée et de sortie pour le modèle ARMAX.....	27
Fig.II.22 Autocorrélation des résidus de sortie pour le modèle Box-Jenkins & Corrélation croisée entre les résidus d'entrée et de sortie pour le modèle Box-Jenkins	28
Fig.II.23 Autocorrélation des résidus de sortie pour le modèle Output Error & Corrélation croisée entre les résidus d'entrée et de sortie pour le modèle Output Error.....	29
Fig.III.1 Schéma-blocs d'une commande d'un second ordre discret par un contrôleur PID numérique filtré.....	33
Fig.III.2 Graphe de vitesse (rad/s)	35
Fig.III.3 Schéma bloc du système.....	35

Liste des Tableaux

Table I.1 Indices de coefficients non nuls dans le polynôme générateur de PRBS pleine longueur	6
--	---

Liste des abréviations

MCC : Les moteurs à courant continu

PID : Le contrôle proportionnel-intégral-dérivé

MPC : le contrôle prédictif basé sur le modèle

PRBS : Signal binaire pseudo-aléatoire

SBPA : Signal binaire pseudo-aléatoire

ARX : AutoRegressive with eXogenous inputs (Régression auto-régressive avec entrées exogènes)

ARMAX : Auto Regressive Moving Average with eXogenous inputs (Moyenne mobile auto-régressive avec entrées exogènes)

BJ : Box-Jenkins (méthodologie de modélisation et d'analyse des séries temporelles)

OE : Output Error (Erreur de sortie)

DC : Direct Current (Courant continu)

ER : Erreur de Prédiction

Liste des acronymes

N : Nombre d'échantillons

h : Décalage temporel

Σ : Sommation

k : Indice de l'échantillon

ε : Erreur de prédiction

a : Coefficient de transformation linéaire

b : Terme Constante

L : Longueur de la séquence PRBS

R : Corrélation

\hat{y} : Valeur prédite de la sortie

$E\{\}$: Espérance mathématique

u : Entrée du système

ou : Sortie

$R_{\varepsilon\varepsilon}(h)$: Autocorrélation de l'Erreur de Prédiction

$R_{\hat{y}\hat{y}}(h)$: Autocorrélation de la Sortie et de l'Erreur de Prédiction

$R_{uu}(0)$: Autocorrélation de l'Entrée



Introduction Générale

De nos jours, les moteurs à courant continu (MCC) jouent un rôle essentiel dans de nombreux domaines tels que l'automatisation industrielle, les véhicules électriques, les systèmes d'énergie renouvelable, et la robotique. Le contrôle efficace et précis de ces moteurs est essentiel pour atteindre des performances optimales et un fonctionnement souhaité. [1]

Dans le domaine de l'ingénierie électrique, d'importantes avancées ont été réalisées dans l'identification et le contrôle de pointe des moteurs à courant continu, permettant ainsi d'améliorer les performances des moteurs, l'efficacité énergétique et la stabilité du système. Ces progrès ont été rendus possibles grâce aux avancées de la théorie du contrôle, de l'électronique de puissance et des algorithmes informatiques

Les techniques d'identification jouent un rôle crucial dans la compréhension du comportement dynamique des moteurs à courant continu et dans l'obtention de modèles mathématiques précis. Ces modèles sont essentiels pour concevoir des stratégies de contrôle efficaces. Le processus d'identification consiste à déterminer les paramètres du moteur, tels que la résistance, l'inductance, la constante de contre-électromotrice et les paramètres mécaniques tels que l'inertie et le frottement. Diverses méthodes sont utilisées pour l'identification, notamment des algorithmes d'identification de système, des tests expérimentaux et des techniques d'estimation des paramètres.

Le contrôle des moteurs à courant continu implique la régulation de la vitesse, du couple et de la position du moteur. Les approches de contrôle traditionnelles telles que le contrôle proportionnel-intégral-dérivé (PID) sont largement utilisées et restent courantes en raison de leur simplicité et de leur facilité de mise en œuvre. Cependant, ces méthodes conventionnelles peuvent ne pas fournir des performances optimales, notamment dans des applications complexes et dynamiques.

Des techniques de contrôle avancées ont émergé pour surmonter les limites des méthodes de contrôle traditionnelles et améliorer les performances des moteurs à courant continu. Parmi ces techniques, on retrouve le contrôle prédictif basé sur le modèle (MPC), le contrôle adaptatif, le contrôle par logique floue, le contrôle par mode glissant et le contrôle basé sur les réseaux de neurones. Ces approches exploitent les modèles mathématiques précis obtenus grâce à l'identification pour réaliser un contrôle précis et efficace du moteur. Elles sont capables de gérer les non-linéarités, les incertitudes et les perturbations, ce qui les rend adaptées aux applications exigeantes. [2].

Introduction Générale

Les avancés dans le traitement numérique du signal, les microcontrôleurs et les systèmes embarqués ont permis la mise en œuvre en temps réel d'algorithmes de contrôle sophistiqués. Ces avancés ont conduit au développement de systèmes de contrôle avancés capables d'optimiser les performances des moteurs, d'améliorer l'efficacité énergétique et de fournir une robustesse face aux.

Objectif du projet

Chapitre 1 : Définitions et Généralités

L'objectif de ce chapitre est d'introduire les concepts fondamentaux de l'identification des systèmes et de mettre en évidence son importance dans le domaine de la commande de moteur à courant continu. Nous présenterons également les signaux d'excitation utilisés pour l'identification des paramètres et discuterons de la validation des modèles d'identification.

Chapitre 2 : Identification des Paramètres du Moteur à Courant Continu (MCC)

Dans ce chapitre, notre objectif est de réaliser deux expériences pour collecter les données d'entrée et de sortie du moteur à courant continu. Nous utiliserons ensuite l'outil d'identification Toolbox pour identifier les paramètres du moteur à l'aide des modèles ARX, ARMAX, BJ et OE. Nous effectuerons également une validation des modèles identifiés pour évaluer leurs performances.

Chapitre 3 : Commande du Moteur à Courant Continu (MCC)

L'objectif de ce chapitre est de mettre en œuvre une commande de vitesse pour le moteur à courant continu en utilisant un régulateur PID. Nous utiliserons les modèles ARX validés pour concevoir la commande. L'accent sera mis sur les performances de régulation de vitesse et la comparaison des résultats obtenus avec différentes méthodes de commande.



Chapitre I
Généralités sur l'identification des systèmes

I.1 Introduction

L'identification des systèmes est une discipline clé de l'ingénierie permettant de déterminer les modèles mathématiques d'un système à partir de données expérimentales. Elle utilise des méthodes basées sur l'analyse des signaux d'excitation et des réponses du système pour estimer ses paramètres et ses relations dynamiques. Cette discipline est essentielle pour comprendre, modéliser et contrôler le comportement des systèmes complexes, tels que les moteurs, les processus industriels et les systèmes énergétiques. Grâce à l'identification des systèmes, il est possible d'optimiser les performances, de concevoir des stratégies de commande efficaces et d'améliorer la fiabilité des systèmes dans de nombreux domaines d'application.

Dans ce chapitre, nous commencerons par introduire le concept d'identification des systèmes et expliquerons son importance dans le domaine de la commande des moteurs à courant continu. Nous aborderons ensuite les signaux d'excitation utilisés pour l'identification des paramètres, en mettant l'accent sur les signaux PRBS et leurs avantages spécifiques pour l'identification des moteurs à courant continu. Enfin, nous examinerons la méthodologie de validation des modèles d'identification, en détaillant les critères de validation et les méthodes de validation couramment utilisées pour les moteurs à courant continu.

I.2 Définition de l'identification

L'identification d'un système c'est la détermination de son modèle mathématique sur la base des observations expérimentales entrées sorties. Le traitement mathématique des réponses graphiques du système est appelé ' Identification'.

On distingue deux types de l'identification :

- Identification non paramétrique (classique)
- Identification paramétrique

a) Identification non paramétrique

Cette méthode initialement est utilisée pour obtenir des modèle paramétriques à partir des méthodes non paramétrique de type réponse à échelon.

b) Identification paramétrique

Cette approche moderne élimine tous les défauts des méthodes classiques et offre d'autres possibilités telles que :

- Modélisation des bruits.
- Identification des modèles de perturbation.
- Détection et mesure des fréquences d'oscillations.
- Analyse spectrale des signaux.

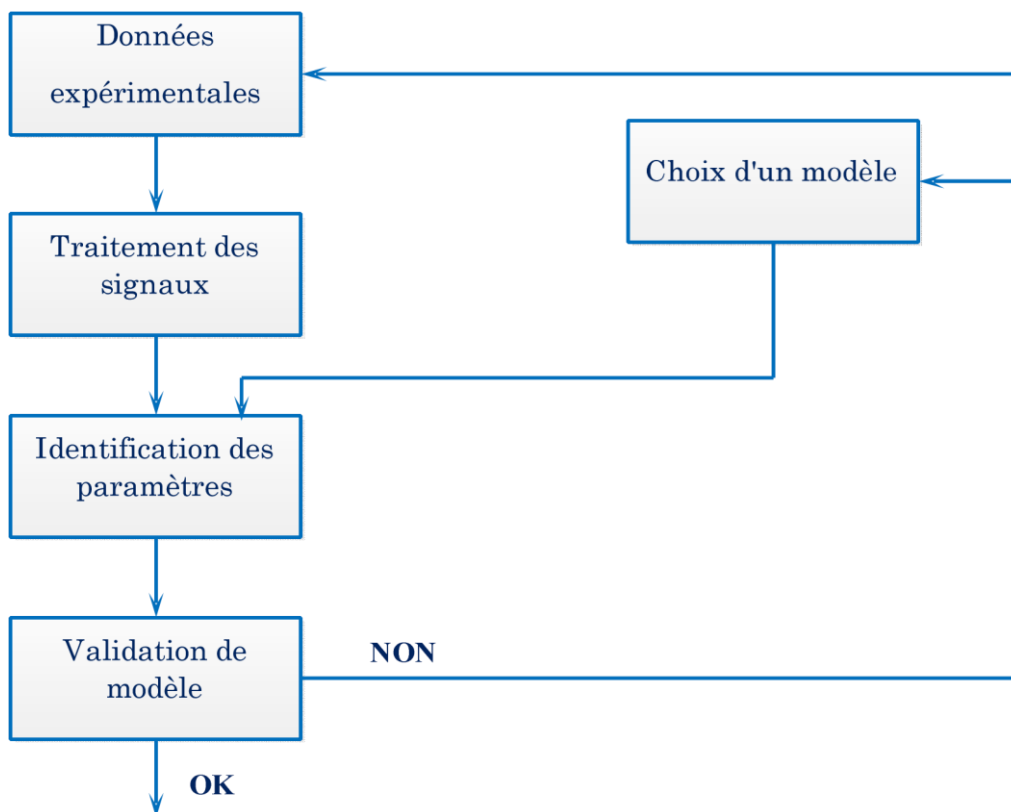


Fig.I.1 : Etapes de l'identification des systèmes

I.2.1 Objectifs et enjeux de l'identification des paramètres

L'identification des paramètres est une étape essentielle dans la modélisation et la commande des systèmes dynamiques. Elle vise à déterminer les valeurs des paramètres inconnus d'un système à partir de données expérimentales ou de mesures. Les objectifs et les enjeux de l'identification des paramètres sont les suivants :

Modélisation précise : L'identification permet d'obtenir un modèle mathématique précis du système, en estimant les valeurs des paramètres inconnus. Un modèle précis est crucial pour comprendre le comportement dynamique du système et pour concevoir des stratégies de commande efficaces.

Optimisation des performances : En identifiant les paramètres du système, on peut ajuster les réglages des contrôleurs et des algorithmes de commande pour obtenir des performances optimales. Cela permet d'optimiser la stabilité, la réactivité, la précision et l'efficacité du système.

Prédiction du comportement : En disposant d'un modèle précis, il devient possible de prédire le comportement du système dans des conditions différentes de celles de l'identification. Cela facilite la simulation, l'analyse et la conception de scénarios de fonctionnement du système.

Diagnostic et maintenance : L'identification des paramètres peut être utilisée pour détecter les déviations et les changements dans les paramètres du système, permettant ainsi le diagnostic des défauts et la planification de la maintenance. Cela contribue à améliorer la fiabilité et à réduire les coûts liés aux opérations de maintenance.

Adaptabilité du système : L'identification des paramètres permet de rendre le système plus adaptable en cas de variations ou d'évolutions. En surveillant et en mettant à jour régulièrement les paramètres identifiés, on peut s'assurer que le système s'ajuste aux changements et conserve de bonnes performances au fil du temps.[8]

I.3 Signaux d'excitation SBPA (séquence binaire pseudo-aléatoire)

Le succès de l'identification dépend :

- Le choix de la période d'échantillonnage et du signal d'excitation $u(k)$ (amplitude et contenu fréquentiel),
- Le choix du modèle pour le processus et pour le bruit (nombre de pôles et de zéros, retard pur)
- Le choix de l'algorithme d'identification

Les signaux binaires avec une forme spectrale souhaitée peuvent être générés de deux manières :

- **Signal binaire aléatoire :** généré en faisant passer un signal aléatoire à travers une fonction de signe. L'inconvénient est qu'il y a peu de contrôle sur le spectre.

Chapitre I : Généralités sur l'identification des systèmes

- **Signal binaire pseudo-aléatoire** : ce sont des signaux binaires déterministes qui présentent des propriétés similaires à un bruit blanc (d'où le nom pseudo-aléatoire) PRBS:

$$u[k] = \text{rem}(a_1 u[k-1] + \dots + a_n u[k-n], 2) \quad (1)$$

Choix de la période d'échantillonnage

La valeur de T dépend principalement de :

- La constante de temps dominante de l'application finale,
- La précision souhaitée (à basses et hautes fréquences) du modèle identifié,
- Difficultés numériques qui peuvent résulter si T est trop petite.

Dans ce mémoire on choisit la période d'échantillonnage en prenant 10 échantillons par temps de montée (rise time) T_m de la réponse indicielle. Ce choix est représenté un choix pratique très connu dans une telle application

N	$L = 2^n - 1$	Indice non nul de (a_n)
2	3	1 et 2
3	7	1 et 3
4	15	3 et 4
5	31	3 et 5
6	63	5 et 6
7	127	4 et 7
8	255	2,3,4 et 8
9	511	5 et 9
10	1023	6 et 9

Table I.1 Indices de coefficients non nuls dans le polynôme générateur de SBPA pleine longueur

Le choix des coefficients (qui sont nuls / non nuls) détermine si une séquence de longueur totale ou partielle est générée.

Le signal résultant de l'opération modulo ci-dessus bascule entre 0 et 1. Pour obtenir une séquence PRBS qui bascule entre -1 et 1 , une transformation linéaire de la forme $au + b$ est appliquée, où $a = 2$ et $b = -1$.

I.4 Signaux SBPA et leurs avantages pour l'identification des moteurs à courant continu

Les signaux SBPA (séquence binaire pseudo-aléatoire) sont largement utilisés dans l'identification des moteurs à courant continu (CC) en raison de leurs avantages spécifiques.

Voici quelques-uns de ces avantages :

- Excitation efficace
- Bon rapport signal/bruit
- Facilité de mise en œuvre

En utilisant des signaux SBPA pour l'identification des moteurs à courant continu, il est possible de bien exciter tous les modes de système et générer des bonnes données pour l'expérience de l'identification.

I.5 Validation du modèle

En dépit qu'il existe plusieurs approches pour la validation de modèles, (e.g. la comparaison des sorties ou bien les diagrammes de Bode). Dans cette section on se base sur les méthodes statistiques.

I.5.1 La méthodologie de validation des modèles

La méthodologie de validation des modèles est une étape cruciale dans le processus d'identification des systèmes. Elle permet d'évaluer la qualité et la précision des modèles obtenus et de s'assurer de leur fiabilité pour une utilisation ultérieure dans la conception de stratégies de commande.

La méthodologie de validation comprend généralement les étapes suivantes :

- **Collecte des données expérimentales** : Des données expérimentales sont collectées en utilisant des signaux d'excitation appropriés pour le système étudié. Ces données doivent couvrir différentes conditions de fonctionnement et contenir des informations suffisantes pour estimer les paramètres du modèle.
- **Estimation des paramètres** : Les données expérimentales sont utilisées pour estimer les paramètres du modèle. Différentes techniques d'estimation des paramètres peuvent être appliquées, telles que la méthode des moindres carrés ou les algorithmes d'optimisation.
- **Validation du modèle** : Une fois que les paramètres du modèle sont estimés, la validation du modèle est effectuée. Cela implique de comparer les sorties prédites par le modèle avec les données expérimentales non utilisées lors de l'estimation des paramètres. [7]

- **Critères de validation** : Des critères de validation sont définis pour évaluer la qualité du modèle. Ces critères peuvent inclure l'erreur quadratique moyenne, la corrélation entre les données prédites et expérimentales, ou d'autres métriques spécifiques au système étudié.
- **Réajustement du modèle** : Si le modèle ne satisfait pas les critères de validation, des ajustements peuvent être effectués, tels que la modification des paramètres du modèle ou l'utilisation de structures de modèle plus complexes. Une nouvelle estimation des paramètres et une nouvelle validation sont ensuite réalisées.

I.5.2 Validation par des méthodes statistiques

I.5.2.1 Test de blancheur de l'erreur de prédiction

Si les modèles du processus et du bruit sont corrects, l'erreur de prédiction tendra asymptotiquement vers un bruit blanc dont l'autocorrélation est une impulsion de Dirac. C'est-à-dire :

$$R_{\varepsilon\varepsilon}(h) = 0 \text{ pour } h \neq 0 \text{ et } R_{\varepsilon\varepsilon}(h)(0) \neq 0 \quad (2)$$

En pratique, $R_{\varepsilon\varepsilon}(h)$ est estimée avec la relation suivante :

$$R_{\varepsilon\varepsilon}(h) = \frac{1}{N-h} \sum_{k=0}^{N-h-1} \varepsilon(k)\varepsilon(k+h) \quad h = 0, 1, \dots, N-1 \quad (3)$$

Donc, $R_{\varepsilon\varepsilon}(h)$ sera différent de zéro pour $h \geq 1$ car un nombre fini de mesures est disponible et, d'autre part, $\varepsilon(k)$ contient des erreurs résiduelles de structure (erreurs sur l'ordre, effets non linéaires, etc.).

On considère alors comme critère pratique de validation :

$$\left| \frac{R_{\varepsilon\varepsilon}(h)}{R_{\varepsilon\varepsilon}(0)} \right| \leq \frac{1.96}{\sqrt{N}} \text{ Pour } 1 \leq h < 20, \quad N > 100 \quad (4)$$

Ce critère est basé sur le théorème de la limite centrale. Selon ce théorème si l'erreur de prédiction est blanche, alors $\sqrt{N} \frac{R_{\varepsilon\varepsilon}(h)}{R_{\varepsilon\varepsilon}(0)}$ pour $h \neq 0$ est une variable aléatoire à moyenne nulle, variance unité et distribution gaussienne.

I.5.2.2 Test d'indépendance entre les entrées passées et la sortie de prédiction

Si le modèle du processus est correct, l'erreur de prédiction sera indépendante des entrées passées, car l'effet de ces entrées sera entièrement expliqué par le modèle et ne se retrouvera donc pas dans l'erreur de prédiction.

Si $u(k)$ et $\varepsilon(k)$ sont indépendants, leur inter-corrélation sera nulle, c'est-à-dire

$$E\{u(k)\varepsilon(k+h)\} = 0 \quad (5)$$

Comme en pratique

$$R_{\hat{y}y}(h) = \frac{1}{N-h} \sum_{k=0}^{N-h-1} u(k)\hat{y}(k+h) \quad h = 0, 1, \dots, N-1 \quad (6)$$

Sera différent de zéro, on considère comme critère pratique de validation (avec un seuil de confiance de 95%) :

$$\left| \frac{R_{\hat{y}y}(h)}{\sqrt{R_{\hat{y}y}(0)R_{uu}(0)}} \right| \leq \frac{1.96}{\sqrt{N}} \text{ Pour } 0 \leq h < 20, \quad N > 100 \quad (7)$$

Une corrélation entre $u(k)$ et $\varepsilon(k+h)$ pour des valeurs négatives de h indique la présence d'un feedback de la sortie sur l'entrée, et non pas une erreur de modèle.

I.6 Différentes structures de l'identification paramétrique

a) La structure ARX

Un processus Auto-Regressif (AR) correspond au passage d'un bruit blanc à travers un filtre stable, si la modélisation comportant une seule entrée et soumis à une perturbation, on utilisant un modèle ARX (X pour entrée externe), Les systèmes s'écrivent :

$$A(q)y(t) = B(q)u(t - n_k) + b(t) \quad (8)$$

Il y a trois paramètres à spécifier n_a degré du polynôme $A(q)$, n_b degré du polynôme $B(q)$ et le retard n_k

b) La structure ARMAX

Un processus Auto-Regressif à moyenne ajustée (ARMAX) correspond au passage d'un bruit blanc à travers un filtre comportant des pôles et des zéros. Pour modéliser un système

Chapitre I : Généralités sur l'identification des systèmes

comportant une entrée et soumis à une perturbation, on peut donc utiliser un modèle ARMAX. Le système s'écrit par [9]

$$A(q)y(t) = B(q)u(t - n_k) + C(q)b(t) \quad (9)$$

Il y a quatre paramètres à spécifier n_a la dimension du polynôme $A(q)$, n_b la dimension du polynôme $B(q)$, n_c la dimension du polynôme $C(q)$ et le retard n_k

La structure Box Jenkins (BJ)

Le système s'écrit

$$y(t) = \frac{B(q)}{F(q)}u(t - n_k) + \frac{C(q)}{D(q)} \quad (10)$$

Il y a cinq paramètres à spécifier n_f la dimension du polynôme $F(q)$, n_b la dimension du polynôme $B(q)$, n_c la dimension du polynôme $C(q)$, n_d la dimension du polynôme $D(q)$ et le retard n_k .

c) La structure output error (OE)

Le système s'écrit :

$$y(t) = \frac{B(q)}{F(q)}u(t - n_k) + b(t) \quad (11)$$

Il y a trois paramètres à spécifier n_f la dimension du polynôme $F(q)$, n_b la dimension du polynôme $B(q)$ et le retard n_k . [10]

I.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit le concept d'identification des systèmes et souligné son importance dans le domaine de la commande des moteurs à courant continu. Nous avons examiné les caractéristiques des signaux d'excitation utilisés pour l'identification des paramètres, en mettant en évidence les avantages des signaux SBPA. De plus, nous avons exploré la méthodologie de validation des modèles d'identification et présenté différents critères et méthodes de validation applicables aux moteurs à courant continu.

Au prochain chapitre, nous passerons à l'identification des paramètres du moteur à courant continu en utilisant les signaux d'excitation appropriés et en appliquant les méthodes de validation discutées. Cela nous permettra d'obtenir des modèles fiables et précis, qui serviront de base pour la conception de stratégies de commande avancées.



Chapitre II
***Identification des paramètres d'un
moteur à courant continu (MCC)***

II.1 Introduction

Ce chapitre est dédié à l'identification des paramètres du moteur à courant continu (MCC) à travers deux essais expérimentaux. L'objectif principal est d'estimer les paramètres du modèle mathématique du MCC en utilisant des techniques d'identification avancées.

Essai 1 pour Identification des Paramètres du MCC

Un montage expérimental est mis en place pour collecter les données nécessaires. L'outil d'identification Toolbox de Matlab est utilisé pour appliquer des modèles ARX, ARMAX, BJ et OE afin d'estimer les paramètres du MCC.

Essai 2 Validation du Modèle Identifié

Les données expérimentales non utilisées lors de l'identification sont utilisées pour valider le modèle identifié. Les modèles ARX, ARMAX, BJ et OE sont à nouveau appliqués sur ces données pour comparer les sorties prédites avec les données expérimentales et évaluer la précision du modèle.

Ces deux essais expérimentaux, réalisés à l'aide de l'outil d'identification Toolbox de Matlab, permettent d'obtenir un modèle identifié du MCC et de le valider. Les résultats et analyses détaillés seront présentés dans les chapitres suivants pour évaluer les performances du modèle et sa capacité à répondre aux exigences de la commande du MCC.

II.2 Identification des paramètres du MCC

Voici les paramètres de la machine à courant continu provenant de la mémoire de fin d'études de 2018/2019. Paramètres électriques et mécaniques de la Machine à courant continu :

Plaque signalétique :

- PUISSANCE : 1.5KW
- VITESSE : 1500 tr/mn
- INDUIT : 220V 9A
- INDUCTEUR : 220V 0.6A

Paramètres électriques :

- R (Résistance d'induit) = 2.7 Ω
- K (la constante électromagnétique de la machine) = 1.24
- L (l'inductance) = 0.007H

Paramètres mécaniques :

- J (Moment d'inertie) = 0.12 kg.m²
- f (Coefficient de frottement) = 0.066 SI

Chapitre II : Identification des paramètres d'un moteur à courant continu (MCC)

II.2.1 Essai indicielle

Collection des Données pour l'identification

Le premier essai consiste à appliquer des signaux d'excitation appropriés (SBPA signal) au moteur et à collecter les données correspondantes. Nous avons mis en place un montage expérimental afin de mesurer avec précision les grandeurs électriques et mécaniques du moteur, telles que la tension et la vitesse de rotation.

Pour déterminer les paramètres du moteur à courant continu disponible au laboratoire de recherche LACOSERE, nous avons mis en place le montage illustré dans la figure suivant. Ce montage nous a permis de réaliser un essai indiciel et d'observer la forme de sa réponse.

Le protocole expérimental est le suivant :

Pour effectuer l'essai indiciel, nous devons disposer des éléments suivants :



Fig.II.1 Une alimentation stabilisée configurée pour fournir une tension continue de 220V.

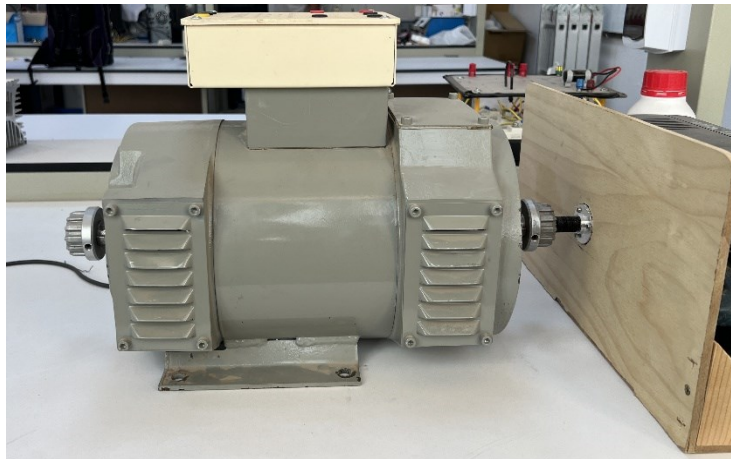


Fig.II.2 moteurs à courant continu.

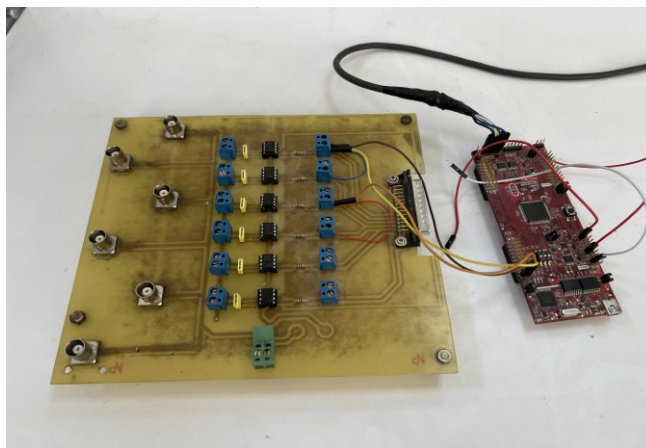


Fig.II.3 Amplificateur et La carte *F28069M Lunchpad*

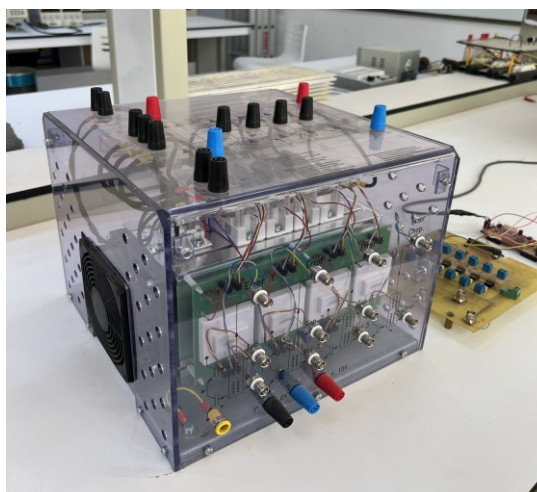


Fig.II.4 Un hacheur à 4 quadrants



Fig.II.5 capteur de vitesse

Et PC pour enregistrer les différentes valeurs obtenues.

Dans notre expérience, nous avons utilisé un signal SBPA avec une amplitude de +40V et -40V. Ce signal a été généré à l'aide d'une carte spécifique conçue pour générer des formes d'onde de tension précises.

La génération de SBPA :

Amplitude

L'amplitude du signal d'excitation représente un compromis entre le rapport signal-sur-bruit et la non-linéarité du système à identifier. La durée de l'essai (T_a) est un multiple de la période d'échantillonnage :

$$T_a = p.T$$

Identifier le gain statique du système avec un SBPA, on propose que la durée de l'impulsion la plus longue soit supérieure au temps d'établissement du processus. On obtient ainsi :

$$nT_a > 4\tau$$

Avec n la longueur du registre à décalage, $n > 5$ pour que $R_{uu}(h)$ puisse être assimilée à une impulsion unité. D'autre part, pour balayer tout le spectre des fréquences disponibles, il faut une longueur d'essai L au moins égale à une période complète de l'excitation :

$$L > (2n - 1)T_a$$

Cela indique que la durée de l'essai doit être un multiple de 0.25 unité de temps pour garantir une bonne identification des paramètres.

Un essai indiciel indique que le temp de monte $T_{rise} = 0.5$

Période d'échantillonnage

$$T = \frac{T_{rise}}{10} = 0.05$$

En prenant $p = 5$, on peut choisir n comme suit

$$n = \frac{(4 \cdot T_{rise})}{(pT)} = \frac{(2)}{(0.25)} = 8$$

En substituant ' $n = 8$ ' et ' $T_a = 5 \times 0.05$ ' :

Longueur max de SBPA de n cellules :

$$L = (2^n - 1)T_a = 255 \times 0.25 = 63,75 \text{ s}$$

Valeurs initiales logiques de toutes les cellules = 1

La forme de signal SBPA

$$u[k] = \text{rem}(u[k - 2] + u[k - 3] + u[k - 4] + u[k - 8]; 2) \quad (12)$$

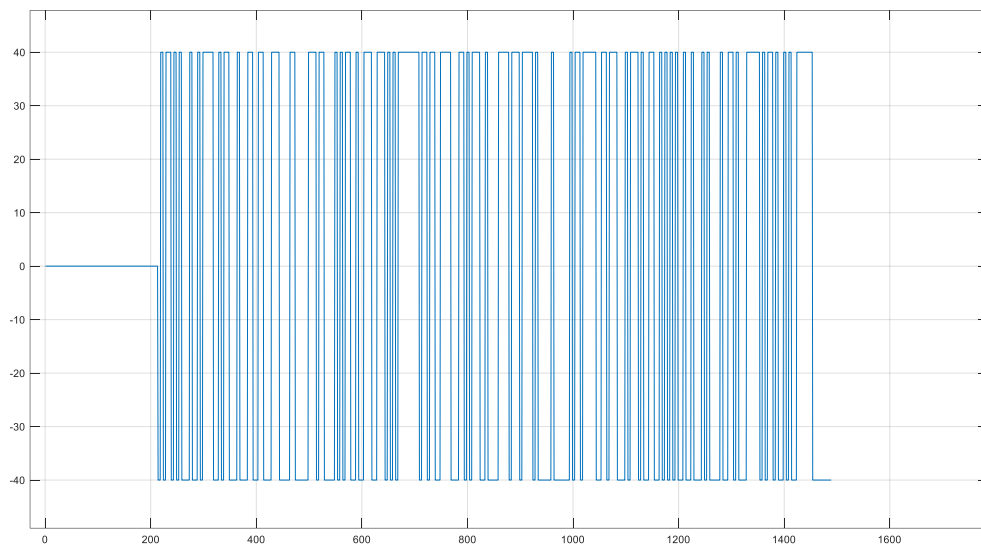


Fig.II.6 : Signal d'entrée SBPA d'essai 1

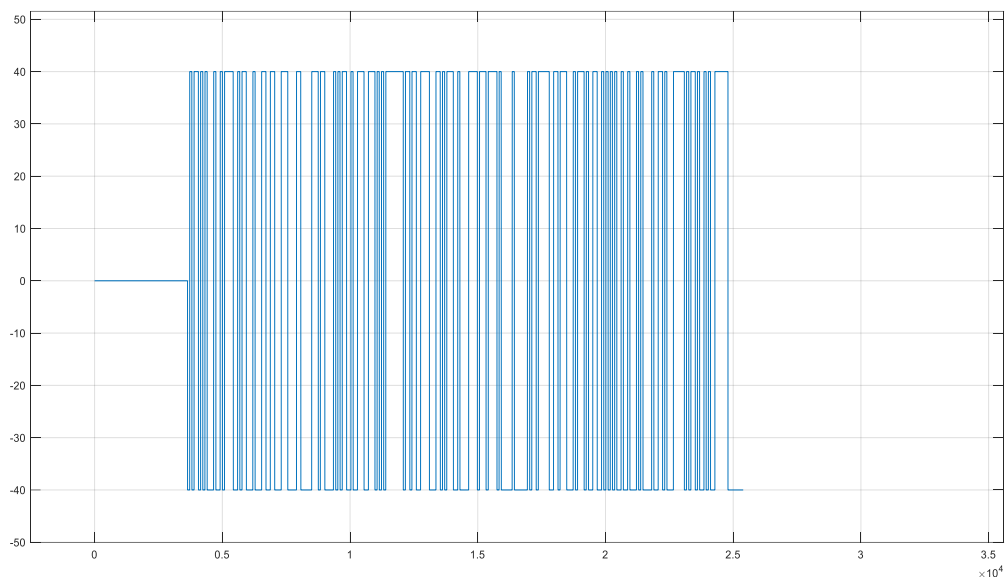


Fig.II.7 : Signal d'entrée SBPA de essai 2

Ce signal SBPA a ensuite été acheminé à travers un convertisseur à quatre quadrants (DC-DC) pour alimenter le moteur à courant continu (CC). Le convertisseur à quatre quadrants permet de réguler la tension et le courant appliqués au moteur, permettant un contrôle précis de sa vitesse et de sa direction.

On a utilisé un convertisseur à quatre quadrants, Il régule la tension et le courant appliqués au moteur CC en fonction La commande de switch. Cela nous permet de contrôler précisément la vitesse et la direction du moteur et d'observer les réponses du moteur aux variations du signal.

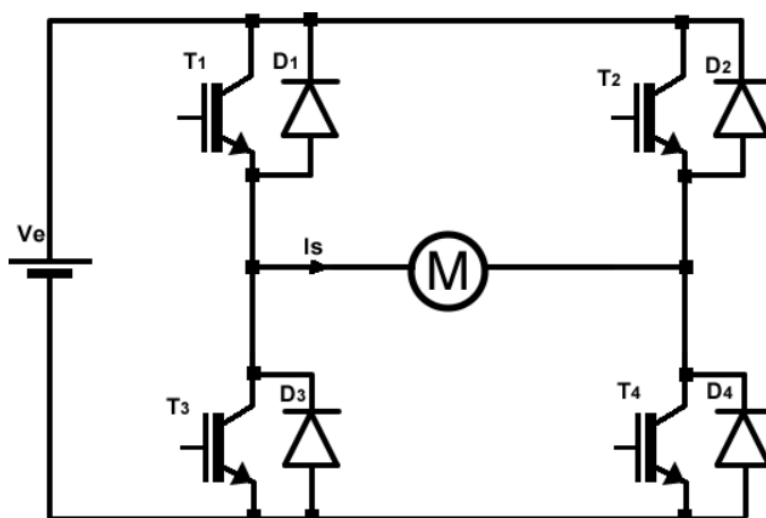


Fig.II.8 : Circuit (Hacheurs à 4 quadrants) [8]

Chapitre II : Identification des paramètres d'un moteur à courant continu (MCC)

Pour alimenter l'ensemble du système, nous avons utilisé une boîte d'alimentation capable de fournir une tension continue de 220V. Cette boîte d'alimentation convertit l'alimentation secteur en une tension appropriée pour le système. Elle garantit un fonctionnement stable et fiable du moteur et du convertisseur.

Dans le processus d'acquisition des données, nous avons utilisé un PC (ordinateur) pour enregistrer les différentes valeurs obtenues. Le PC est connecté à une carte d'acquisition qui permet de mesurer et de numériser les signaux provenant du moteur, tels que la vitesse, la tension, etc.

Les données expérimentales de sortie de la première et la deuxième séance d'essai :

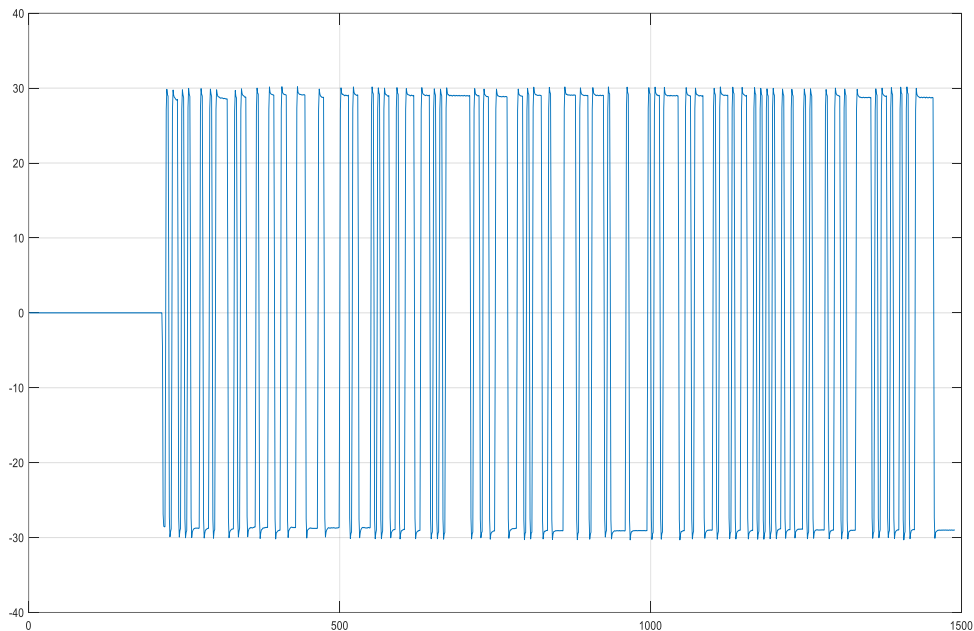


Fig.II.9 : la sortie expérimentale d'essai 1

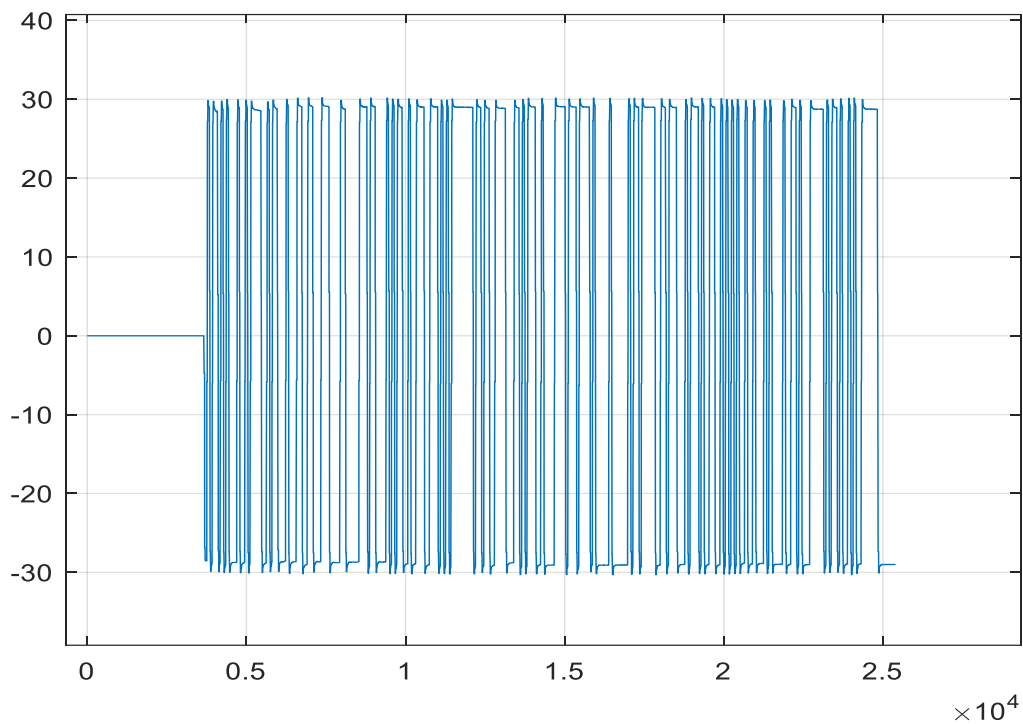


Fig.II.10 : la sortie expérimentale d'essai 2

Résumé

Notre expérience a impliqué l'utilisation d'un signal SBPA, d'un convertisseur à quatre quadrants, d'une boîte d'alimentation et d'un PC pour enregistrer les données. Chaque élément a joué un rôle spécifique dans le contrôle, l'acquisition des données du moteur à courant continu, nous permettant ainsi d'analyser et de comprendre son comportement dans diverses situations.

II.2.2 Identification et la comparaison des prédictions du modèle (ARX/ARMAX/Box-jenkins/Output erreur) avec les données expérimentales de la première séance d'essai

Pour la comparaison des prédictions du modèle avec les données expérimentales de la première séance d'essai, nous avons utilisé la structure de la toolbox MATLAB dédiée à l'identification des systèmes. Cette toolbox fournit des fonctionnalités avancées pour l'estimation des paramètres du modèle à partir des données d'entrée et de sortie.

Chapitre II : Identification des paramètres d'un moteur à courant continu (MCC)

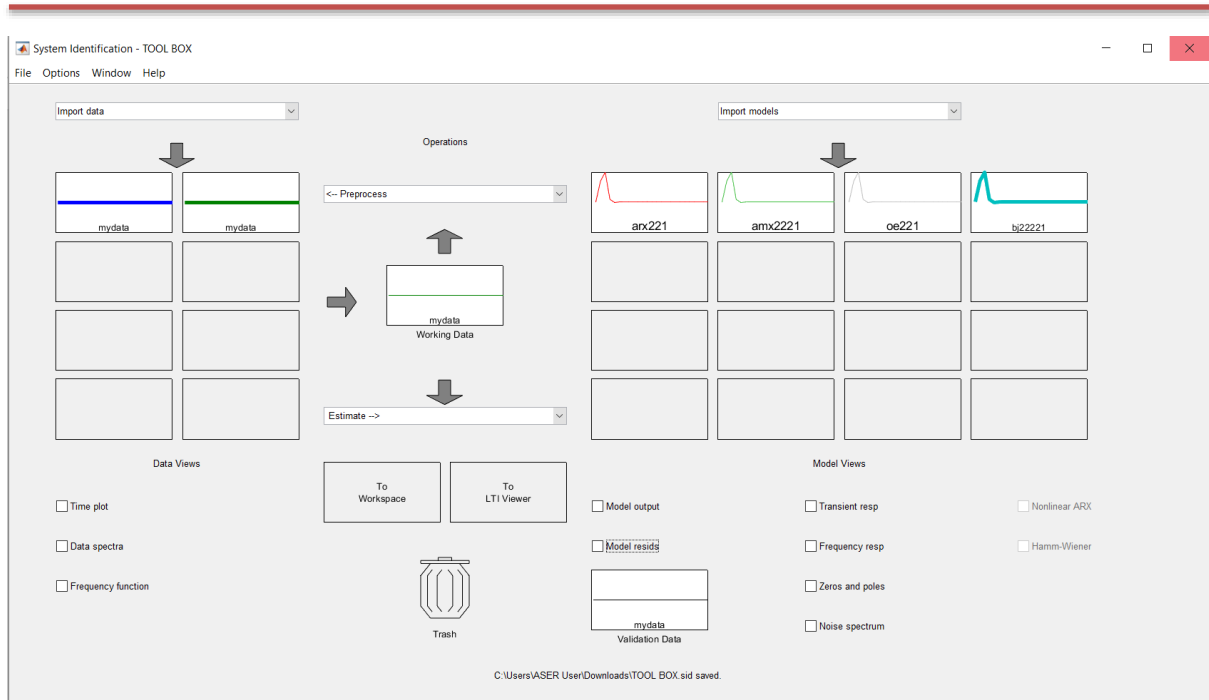


Fig.II.11 : Système identification – Tool box

II.2.3 Les résultats de l'identification du modèle ARX

La fonction de transfert ARX identifiée est :

$$H(z) = \frac{(B(z))}{(A(z))} = \frac{(0.291z^{-1} + 0.3816z^{-2})}{(1 - 0.1086z^{-1} + 0.3639z^{-2})} \quad (13)$$

Où $H(z)$ représente la fonction de transfert, z^{-1} représente le retard d'échantillonnage et les coefficients numériques (0.291, 0.3816, 0.1086, 0.3639) sont les coefficients correspondants de la fonction de transfert ARX

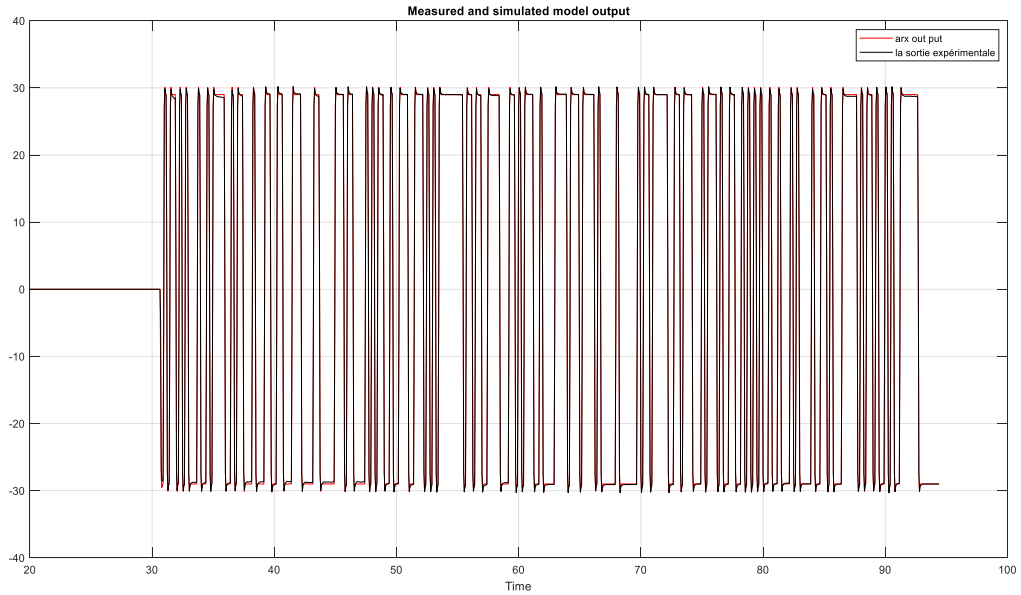


Fig.II.12 : Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle ARX \hat{y}

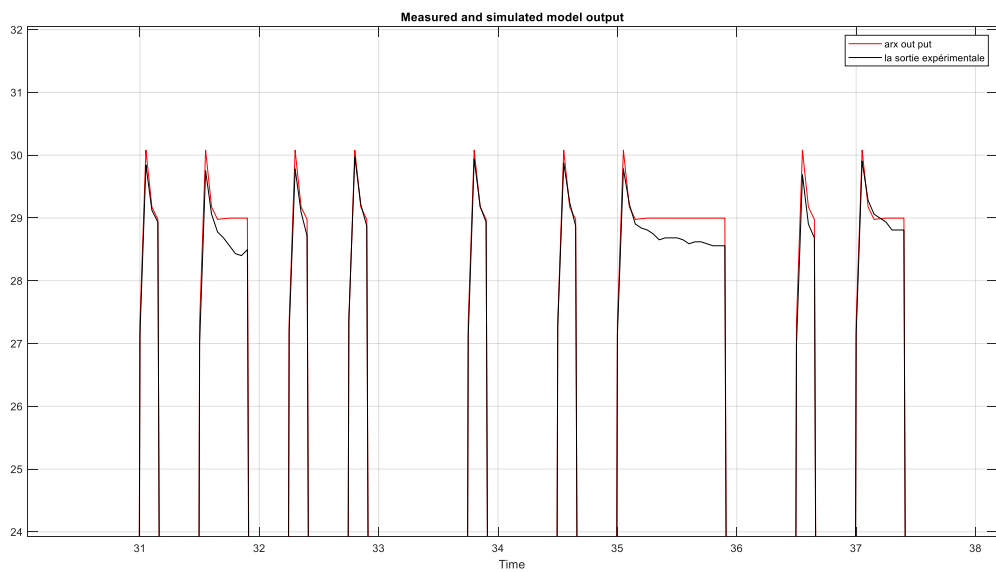


Fig.II.13 : Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle ARX \hat{y} (zoomé)

II.2.4 Les résultats de l'identification du modèle ARMAX

La fonction de transfert ARMAX identifiée est :

$$H(z) = \frac{(B(z))}{(A(z))} = \frac{(0.2913z^{-1} + 0.3821z^{-2})}{(1 - 0.1054z^{-1} + 0.3377z^{-2})} \quad (14)$$

Où $H(z)$ représente la fonction de transfert, z^{-1} représente le retard temporel inversé et les coefficients numériques (0.2913, 0.3821, 0.1054, 0.3377) correspondent aux coefficients de la fonction de transfert ARMAX.

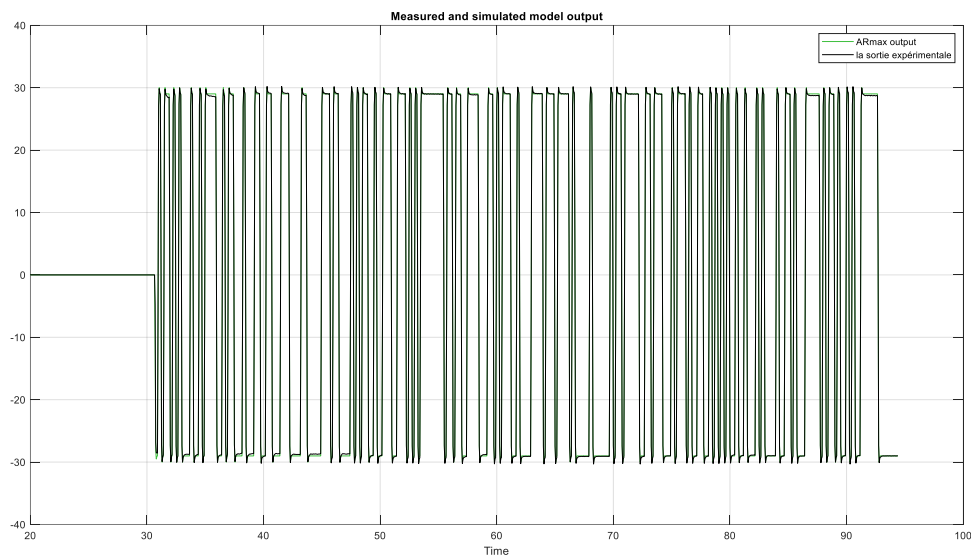


Fig.II.14 : Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle ARMAX \hat{y}

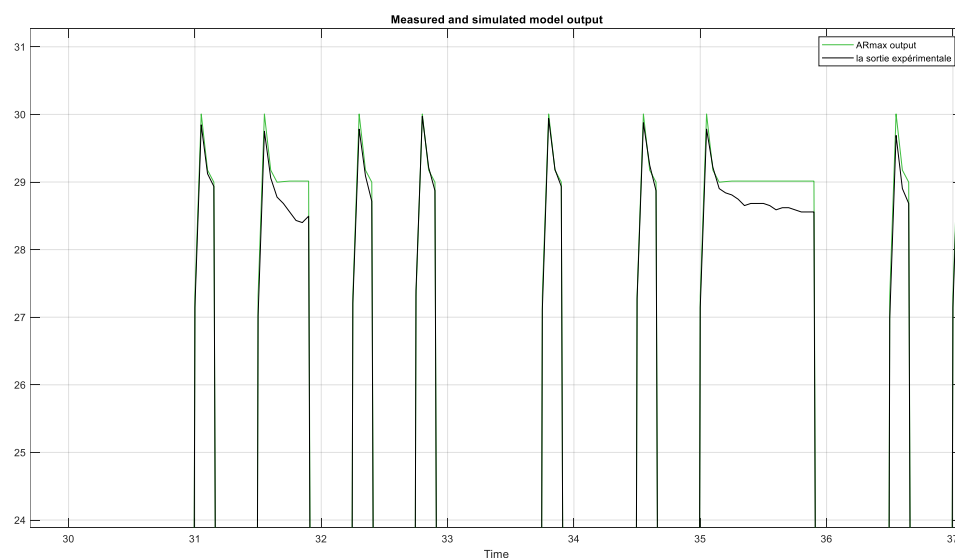


Fig.II.15 : Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle ARMAX \hat{y} (zoomé)

II.2.5 Les résultats de l'identification du modèle BOX-Jenkins

La fonction de transfert (BOX-Jenkins) identifiée est :

$$H(z) = \left[\frac{B(z)}{F(z)} \right] = \frac{(0.2912z^{-1} + 0.3823z^{-2})}{(1 - 0.1056z^{-1} + 0.03311z^{-2})} \quad (15)$$

Où $H(z)$ représente la fonction de transfert, z^{-1} représente le retard temporel inversé et les coefficients numériques $(0.2912, 0.3823, 0.1056, 0.03311)$ correspondent aux coefficients de la fonction de transfert OE. De plus, la fonction de transfert OE inclut également une composante d'erreur de sortie compensée par $[C(z)/D(z)].e(t)$, où $C(z)$ et $D(z)$ représentent les coefficients de cette composante.

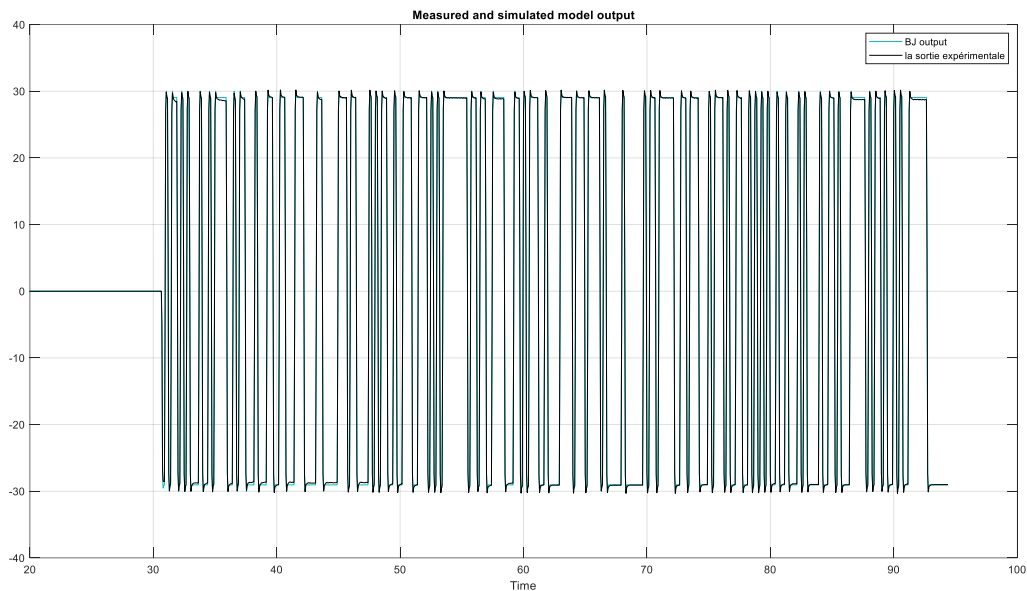


Fig.II.16 : Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle box-Jenkins \hat{y}

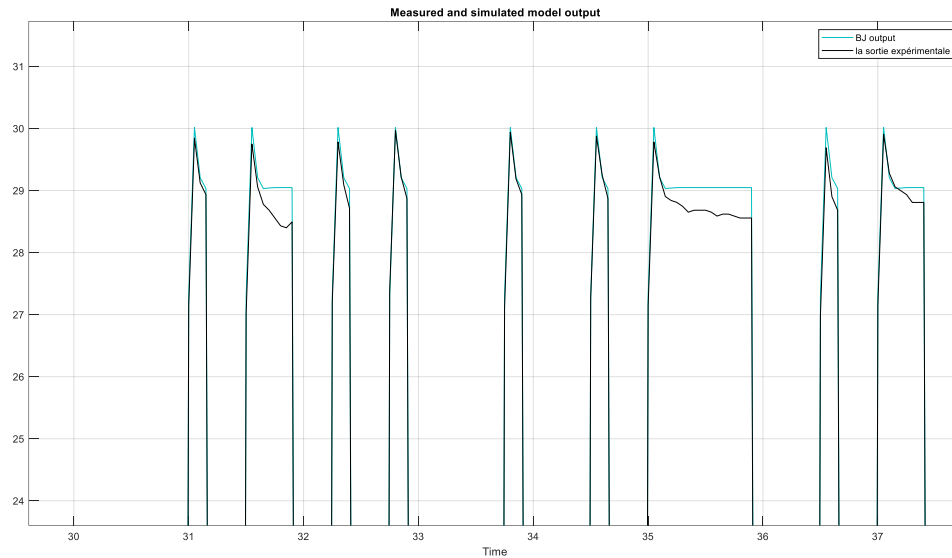


Fig.II.17 : Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle box-Jenkins \hat{y} (zoomé)

II.2.6 les résultats de l'identification du modèle OUT PUT Error

La fonction de transfert OE (Output Error) identifiée est :

$$H(z) = \left[\frac{B(z)}{F(z)} \right] = \frac{(0.291z^{-1} + 0.3814z^{-2})}{(1 - 0.1093z^{-1} + 0.03684z^{-2})} \quad (16)$$

Où $H(z)$ représente la fonction de transfert, z^{-1} représente le retard temporel inversé et les coefficients numériques (0.291, 0.3814, 0.1093, 0.03684) correspondent aux coefficients de la fonction de transfert OE.

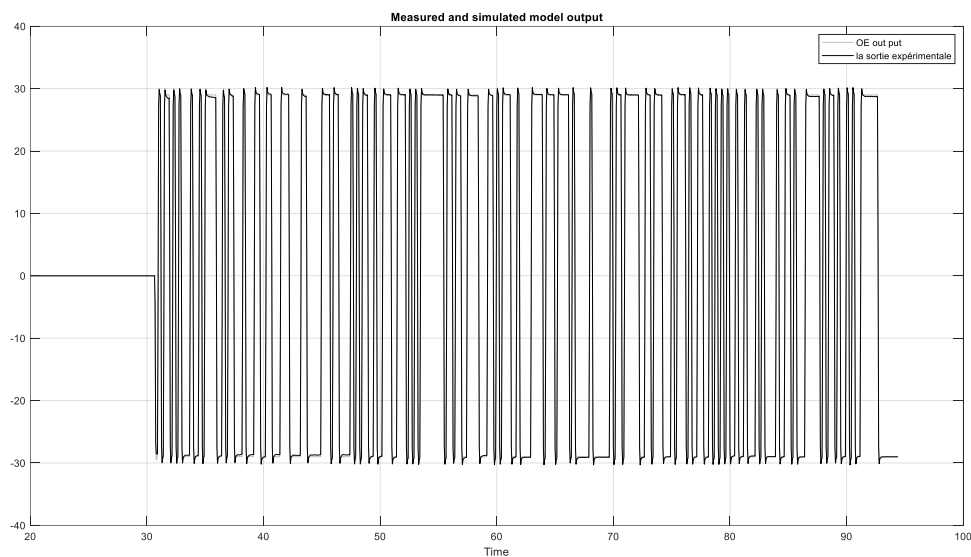


Fig.II.18 : Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle Output error (\hat{y})

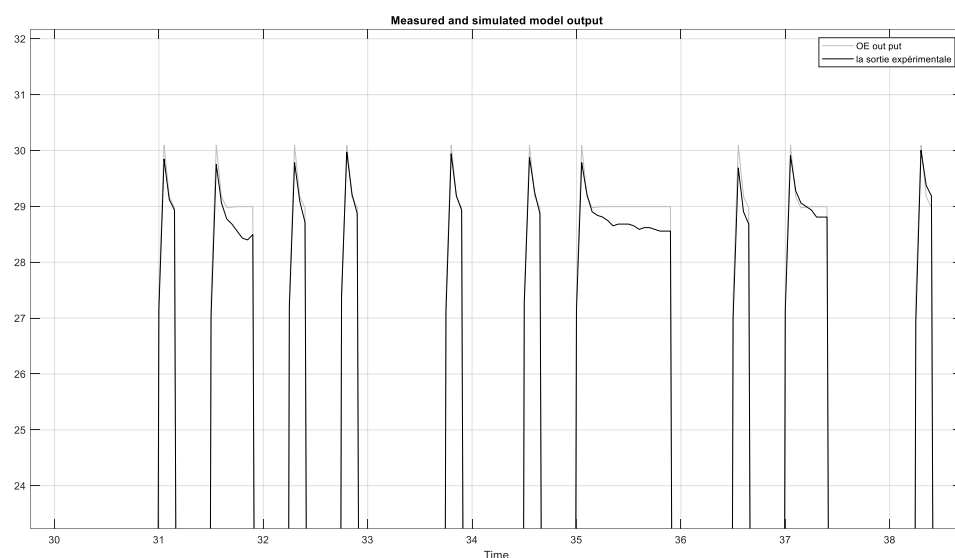


Fig.II.19 : Comparaison des données expérimentales y et des prédictions du modèle Out put error \hat{y} (zoomé)

II.2.7 Analyse des résultats d'identification obtenus

Les résultats de l'identification des différents modèles (ARX, ARMAX, Box-Jenkins, Output Error) en utilisant les données expérimentales ont été analysés pour évaluer leur ajustement et leur capacité à représenter le comportement du système étudié. Ces résultats ont été obtenus en utilisant une toolbox spécialisée dans l'identification des systèmes.

Chapitre II : Identification des paramètres d'un moteur à courant continu (MCC)

Pour le modèle ARX, les données expérimentales ont montré un ajustement remarquable avec un coefficient de corrélation élevé de 99.02%. Cela indique que le modèle ARX a réussi à capturer de manière précise les caractéristiques du système à partir des données disponibles. L'utilisation de la toolbox a permis d'identifier les paramètres optimaux du modèle ARX, conduisant à une concordance significative entre les prédictions du modèle et les données expérimentales.

De même, pour le modèle ARMAX, Box-Jenkins et Output Error, les résultats de l'identification ont montré un bon ajustement avec des coefficients de corrélation élevés. Ces modèles ont réussi à reproduire de manière satisfaisante les dynamiques et les caractéristiques du système, en se basant sur les données expérimentales disponibles.

L'utilisation de la toolbox a été essentielle pour estimer les paramètres des modèles et pour évaluer leur performance. Elle a fourni des outils avancés pour l'optimisation des modèles et la comparaison des prédictions avec les données réelles.

En conclusion, les résultats de l'identification des modèles (ARX, ARMAX, Box-Jenkins, Output Error) avec les données expérimentales ont montré un ajustement satisfaisant et une correspondance significative entre les prédictions des modèles et les observations réelles. Cela confirme l'efficacité de la Toolbox utilisée pour l'identification des systèmes et suggère que les modèles identifiés peuvent être utilisés avec confiance pour la prédiction, le contrôle ou l'optimisation du système étudié. Cependant, il est important de noter que la sélection du modèle approprié et la validation croisée sont des étapes essentielles pour garantir la robustesse et la généralisation des résultats.

II.3 Validation des Modèles à l'aide de l'App Toolbox MATLAB

À partir des données expérimentales de l'essai 2, nous procéderons à la validation des modèles

II.3.1 Résultats de validation du modèle ARX

L'autocorrélation des résidus de sortie pour le modèle ARX montre une faible corrélation, ce qui indique que le modèle a capturé efficacement les caractéristiques importantes du système. Cela suggère que le modèle ARX est approprié pour représenter les relations entre les variables d'entrée et de sortie du système étudié. Les résidus sont dispersés autour de zéro, ce qui confirme que le modèle est en mesure de capturer les variations non expliquées par les variables d'entrée

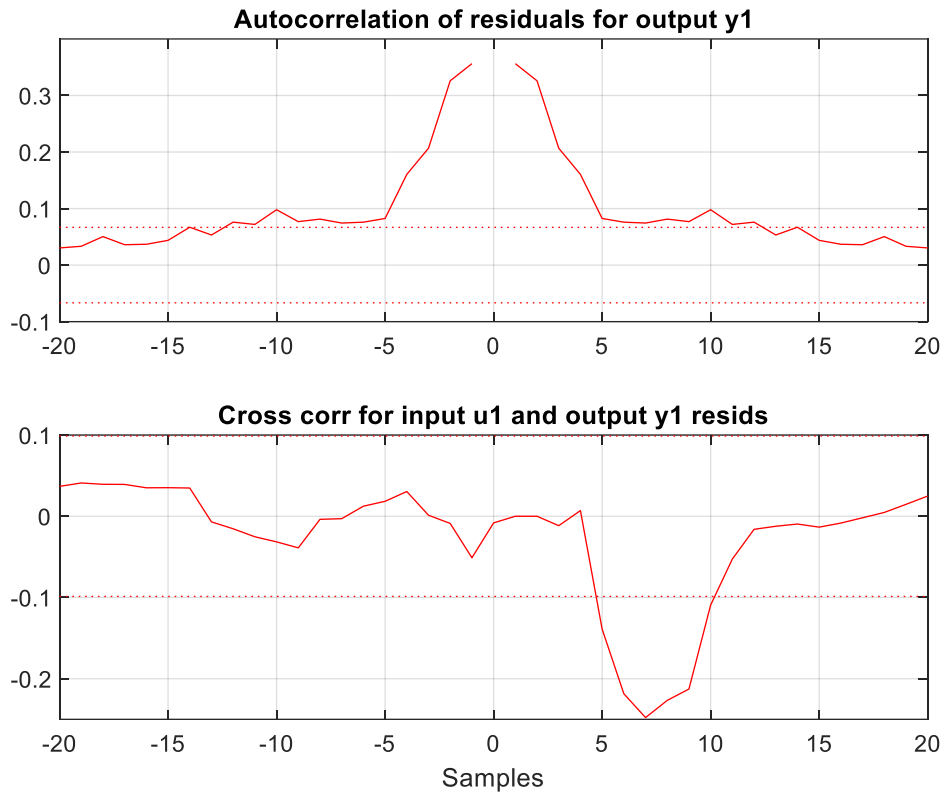


Fig.II.20 : Autocorrélation des résidus de sortie pour le modèle ARX
Et Corrélation croisée entre les résidus d'entrée et de sortie pour le modèle ARX

II.3.2 Résultats de validation du modèle ARMAX

L'autocorrélation des résidus de sortie pour le modèle ARMAX révèle une corrélation significative, ce qui indique que le modèle ne parvient pas à capturer toutes les variations non expliquées par les variables d'entrée. Les résidus présentent une corrélation élevée, ce qui suggère une mauvaise adéquation du modèle aux données expérimentales. Il est important d'investiguer davantage les raisons de cette corrélation élevée et de réévaluer la structure et les paramètres du modèle pour améliorer sa performance.

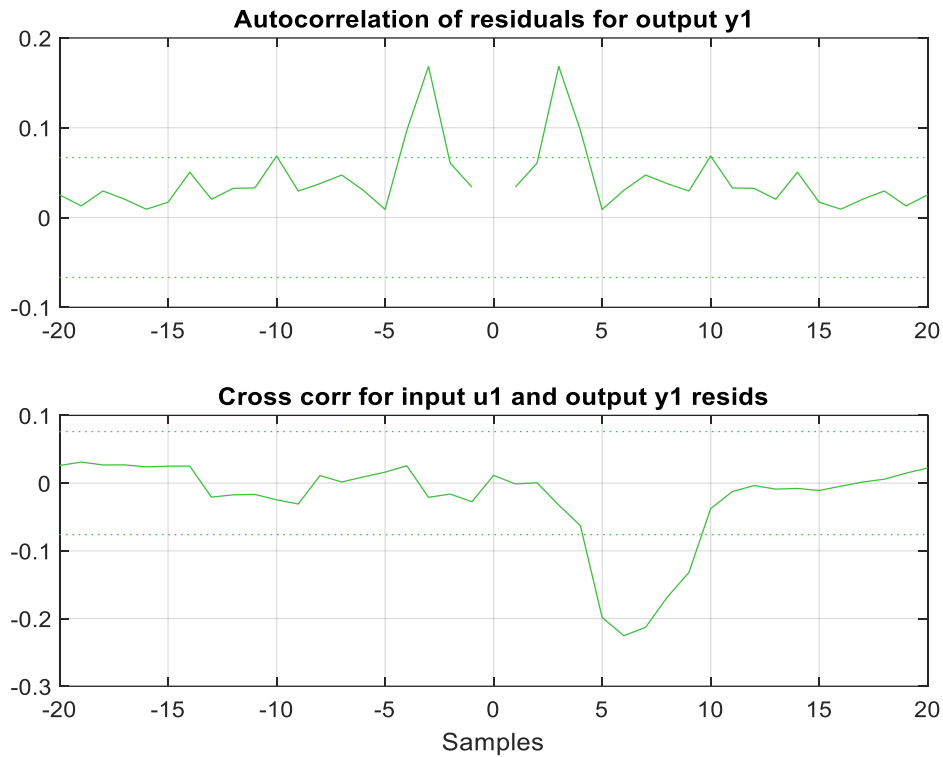


Fig.II.21 : Autocorrélation des résidus de sortie pour le modèle ARMAX & Corrélation croisée entre les résidus d'entrée et de sortie pour le modèle ARMAX

II.33 Résultats de validation du modèle BJ

L'autocorrélation des résidus de sortie pour le modèle Box-Jenkins montre également une corrélation significative, indiquant une mauvaise adéquation du modèle aux données expérimentales. Les résidus présentent une corrélation élevée, ce qui suggère que le modèle ne parvient pas à capturer toutes les variations non expliquées par les variables d'entrée. Il est nécessaire de réévaluer la structure et les paramètres du modèle Box-Jenkins afin d'améliorer sa capacité à représenter les caractéristiques du système.

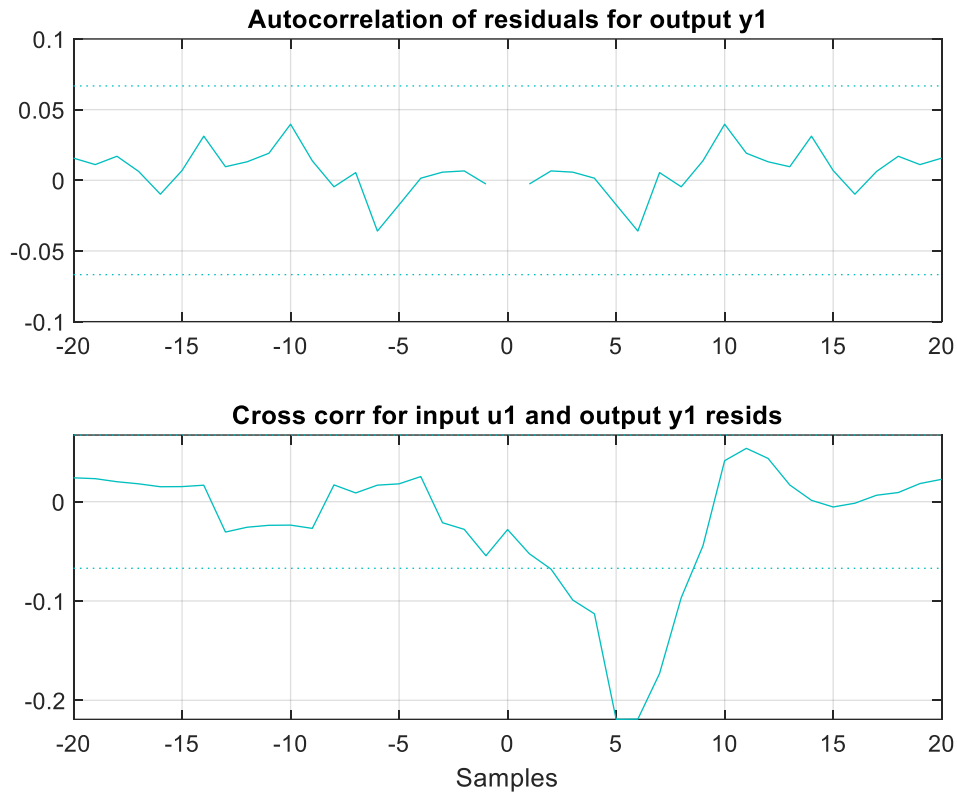


Fig.II.22 : Autocorrélation des résidus de sortie pour le modèle Box-Jenkins
& Corrélation croisée entre les résidus d'entrée et de sortie pour le modèle Box-Jenkins

II.3.4 Résultats de validation du modèle OE

L'autocorrélation des résidus de sortie pour le modèle Output Error montre également une corrélation faible, indiquant une bonne adéquation du modèle aux données. Les résidus sont distribués autour de zéro, ce qui indique que le modèle a capturé efficacement les variations non expliquées par les variables d'entrée. Ces résultats confirment que le modèle Output Error est approprié pour représenter le système étudié et peut être utilisé pour des prédictions fiables.

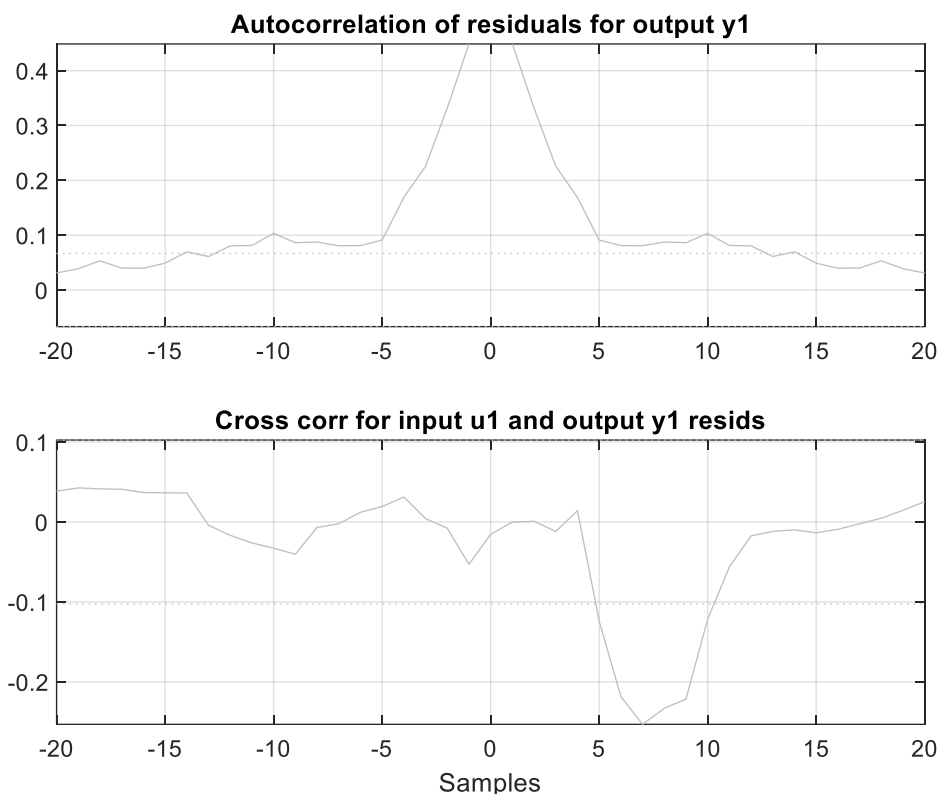


Fig.II.23 : Autocorrélation des résidus de sortie pour le modèle Output Error & Corrélation croisée entre les résidus d'entrée et de sortie pour le modèle Output Error

II.3.5 Analyse des résultats de validation obtenus

Ces commentaires mettent en évidence les performances différentes des modèles ARX, Output Error, ARMAX et Box-Jenkins en termes d'autocorrélation des résidus de sortie. Alors que les modèles ARX et Output Error présentent de bonnes adéquations aux données, les modèles ARMAX et Box-Jenkins nécessitent une réévaluation pour améliorer leur performance. Ces résultats soulignent l'importance de choisir le modèle approprié en fonction des caractéristiques du système et des objectifs de modélisation.

II.4 Conclusion

Lors de l'identification des paramètres de la machine à courant continu et de la validation des modèles ARX, ARMAX, Box-Jenkins et Output Error, nous avons constaté que tous les modèles ont donné de bons résultats lors de l'identification. Cependant, lors de la phase de validation, seuls les modèles ARX et Output Error ont présenté de bonnes performances.

Chapitre II : Identification des paramètres d'un moteur à courant continu (MCC)

Lors de la validation, nous avons observé que les modèles ARX et Output Error ont montré une faible autocorrélation des résidus de sortie, ce qui indique une bonne adéquation entre les prédictions du modèle et les données expérimentales. En revanche, les modèles ARMAX et Box-Jenkins ont présenté une corrélation plus élevée des résidus de sortie, suggérant une moins bonne adéquation aux données.

Par conséquent, pour notre étude, nous recommandons d'utiliser le modèle ARX ou le modèle Output error pour les prédictions et l'analyse ultérieure. Ces modèles ont démontré leur capacité à représenter efficacement les caractéristiques du système étudié et à fournir des prédictions précises.

Il est important de souligner que le choix du modèle dépendra de la complexité du système et des objectifs spécifiques de la modélisation. Il est donc recommandé de prendre en compte ces facteurs lors de la sélection du modèle approprié pour de futures analyses et prédictions.

Chapitre III
Commande du Moteur à Courant Continu
(MCC)

III.1 Introduction

Le régulateur standard le plus utilisé dans l'industrie est le régulateur PID (proportionnel, intégral, dérivé), car il permet de régler à l'aide de ses trois paramètres les performances (amortissement, temps de réponse) d'une régulation d'un processus modélisé par un deuxième ordre. Nombreux sont les systèmes physiques qui ont un comportement voisin de celui de deuxième ordre dans une certaine échelle de temps. Par conséquent, le régulateur PID est bien adapté à la plupart des processus de type industriel et il est relativement robuste par rapport aux variations des paramètres de procédé, quand on n'est pas trop exigeant pour les performances de la boucle fermée par rapport à celles de la boucle ouverte (par exemple, accélération très importante de la réponse ou augmentation très importante de l'amortissement en boucle fermée). [3]

La commande du moteur à courant continu est un élément essentiel dans de nombreux systèmes industriels et d'automatisation. Elle permet de réguler la vitesse et la position du moteur, ce qui permet d'obtenir des performances optimales et un contrôle précis. [4]

Dans ce chapitre, nous nous concentrons spécifiquement sur l'utilisation d'un régulateur PID (proportionnel-intégral-dérivé) pour la commande du moteur à courant continu. Le régulateur PID est largement utilisé en raison de sa capacité à fournir des performances de régulation précises et rapides.

L'objectif de ce chapitre est de présenter les principes fondamentaux de la commande du moteur à courant continu avec un régulateur PID en utilisant la méthode de placement des pôles.

Nous expliquerons les rôles respectifs du terme proportionnel, du terme intégral et du terme dérivé dans le régulateur, ainsi que leur impact sur la réponse du système. Nous aborderons également les différents paramètres du régulateur PID, tels que le gain proportionnel (K_p), l'intégrateur (K_i) et le dérivé (K_d), et nous discuterons des méthodes de réglage de ces paramètres pour atteindre les performances souhaitées.

Enfin, nous décrirons comment intégrer le régulateur PID dans un modèle Simulink pour simuler et évaluer la commande du moteur à courant continu en utilisant la méthode de placement des pôles. Nous analyserons les résultats obtenus pour évaluer l'efficacité de la commande PID dans ce contexte spécifique.

III.2 Choix de la fonction de transfert ARX pour la commande du moteur à courant continu

Lors de la phase d'identification et de validation dans les chapitres précédents, nous avons utilisé plusieurs modèles pour représenter le comportement du moteur à courant continu. Parmi ces modèles, la fonction de transfert ARX (AutoRegressive with eXternal input) a démontré des performances remarquables.

La fonction de transfert ARX est un modèle paramétrique largement utilisé pour caractériser les systèmes dynamiques. Elle est basée sur une combinaison d'un terme autorégressif, représentant la relation entre les sorties passées et les entrées passées, et d'un terme d'entrée externe, représentant l'influence des entrées actuelles sur la sortie. Ce modèle offre une bonne adaptabilité aux variations du système et permet une prédiction précise du comportement du moteur à courant continu.

La fonction de transfert ARX identifiée est :

$$H(z) = \frac{(B(z))}{(A(z))} = \frac{(0.291z^{-1} + 0.3816z^{-2})}{(1 - 0.1086z^{-1} + 0.3639z^{-2})} \quad (13)$$

Où $H(z)$ représente la fonction de transfert, z^{-1} représente le retard d'échantillonnage et les coefficients numériques $(0.291, 0.3816, 0.1086, 0.3639)$ sont les coefficients correspondants de la fonction de transfert ARX

III.3 Synthèse des contrôleurs PID numériques par placement de pôles

Lors de la synthèse des contrôleurs PID numériques par placement de pôles (y compris la compensation pôle-zéro) on impose le comportement du système bouclé. En fait, la méthode de placement de pôles calcule les paramètres d'un régulateur PID à partir de la spécification des pôles désirés en boucle fermée et en connaissant un modèle du système à régler. Tandis que la méthode de compensation pôle-zéro permet de simplifier des pôles d'un système à régler avec des zéros d'un régulateur.

III.4 Commande d'un second ordre discret par un contrôleur PID numérique filtré

La figure (fig.III.1) montre une commande d'un système discret du second ordre par un contrôleur PID numérique filtré.

,

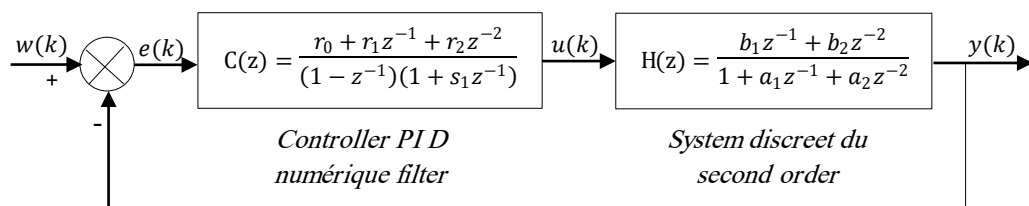


Fig.III.1 Schéma-blocs d'une commande d'un second ordre discret par un Contrôleur PID numérique filtré

Voici la fonction de transfert que nous allons utiliser pour commander le moteur à courant continu :

$$H(z) = \frac{(B(z))}{(A(z))} = \frac{(0.291z^{-1} + 0.3816z^{-2})}{(1 - 0.1086z^{-1} + 0.3639z^{-2})} \quad (17)$$

Dans ce système asservi le contrôleur PID filtré a la forme suivante

$$C_{PID}(z) = \frac{r_0 + r_1z^{-1} + r_2z^{-2}}{(1 - z^{-1})(1 + s_1z^{-1})} \quad (18)$$

Posons que :

$$a_1 = \frac{r_1}{r_0} \quad , \quad a_2 = \frac{r_2}{r_0}$$

Le comportement du système asservi en boucle fermée sera mis sous la forme suivante :

$$H_{BF}(z) = \frac{r_0b_1z^{-1} + r_0b_2z^{-2}}{(1 + \rho_1z^{-1} + \rho_2z^{-2})} \quad (19)$$

Selon la dynamique désirée en boucle fermée, les valeurs de ρ_1 et ρ_2 sont calculées en utilisant les relations la dynamique désirée en boucle fermée est apériodique, il faut choisir deux constantes de temps : $\tau_1 = 0.3$ $\tau_2 = 0.03$

$$\lambda_1 = e^{-\frac{T}{\tau_1}} = 0.8465$$

$$\lambda_2 = e^{-\frac{T}{\tau_2}} = 0.1889$$

$$\rho_1 = -(\lambda_1 + \lambda_2) = -1.0354$$

$$\rho_2 = \lambda_1\lambda_2 = 0.1599$$

Les paramètres du contrôleur PID numérique filtré sont calculés alors par les expressions suivantes :

$$r_0 = \frac{1 + \rho_1 + \rho_2}{b_1 + b_2} = 0.1853$$

$$r_1 = r_0 a_1 = -0.0201$$

$$r_2 = r_0 a_2 = 0.0674$$

$$s_1 = r_0 b_2 - b_2 = -0.0893$$

Pour réaliser un contrôleur PID numérique, de prendre la forme filtrée suivante :

$$C_{PID}(z) = K_p \left(1 + \frac{T}{T_i} \frac{z}{z-1} + \frac{N(z-1)}{\left(1 + N \frac{T}{T_d}\right) z - 1} \right) \quad (20)$$

A partir de on a $N = 50$ et $T = 0.05$

$$K_i = \frac{1}{T_i} = \frac{K_p T}{(r_0 - K_p + N S_1)} = 140.96 \quad (21)$$

$$K_p = -\frac{r_2}{s_1(1+N)} = 0.0148 \quad (22)$$

$$T_d = -\left(\frac{s_1 N T}{s_1 + 1}\right) = 0.2451 \quad (23)$$

N : est un entier positif non nul.

T : la période d'échantillonnage

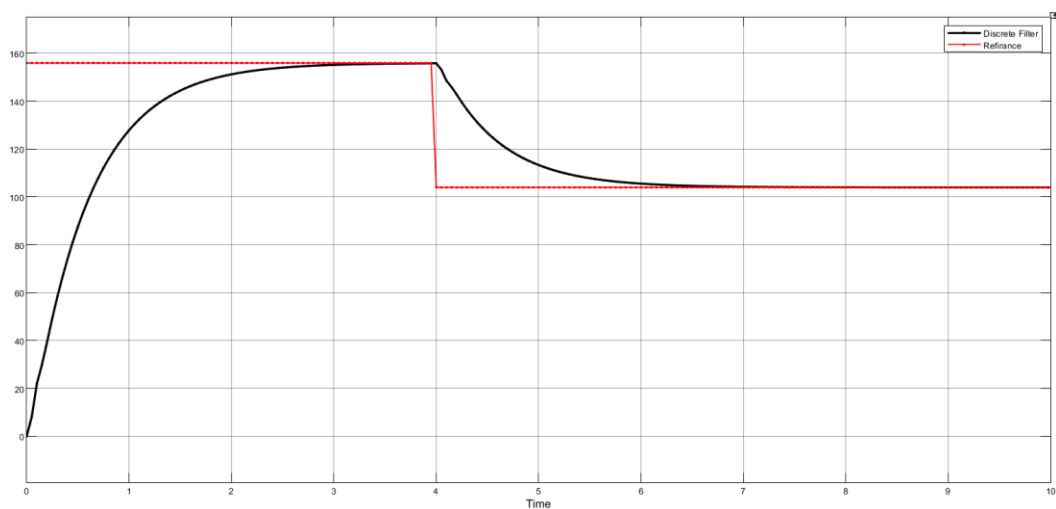


Fig.III.2 : Graphe de vitesse la référence (rad/s)

III.5 Analyse des résultats

Les résultats du graphique de vitesse démontrent que le régulateur PID a été finement ajusté pour répondre avec agilité et précision à l'échelon de consigne, passant de 0 à 4 s à 156 rad/s, puis de 4 à 10 s à 104 rad/s. Cela indique une maîtrise effective du système, avec une transition fluide entre les deux valeurs de consigne. La stabilité du système est bien présente, témoignant ainsi de la performance optimale du régulateur PID dans ce scénario spécifique.

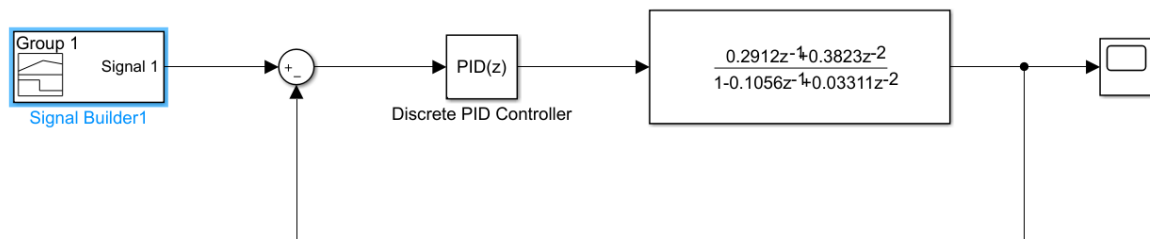


Fig.III.3: Schéma bloc du système

III.6 Conclusion

Dans le chapitre 3, nous avons étudié la commande du moteur à courant continu en utilisant un régulateur PID. Nous avons d'abord sélectionné la fonction de transfert ARX, qui a montré d'excellents résultats lors de l'identification et de la validation. Ensuite, nous avons conçu le régulateur PID, en déterminant les valeurs des coefficients proportionnel, intégral et dérivatif pour obtenir des performances de commande optimales. Cette approche de commande offre un bon compromis entre la réactivité du système et la précision du suivi de consigne. Nous évaluerons les performances de la commande PID en simulant le comportement du moteur à courant continu dans l'environnement de simulation Simulink.



Conclusion Générale

Conclusion générale

En conclusion, ce mémoire a abordé l'importance de l'identification des systèmes et de la validation des modèles dans le domaine de la commande des moteurs à courant continu. Nous avons réalisé deux essais expérimentaux pour collecter les données d'entrée et de sortie du moteur, puis nous avons utilisé la Toolbox d'Identification des Systèmes pour effectuer l'identification et la validation des modèles.

Au cours de ces essais, nous avons utilisé différents modèles, tels que ARX, ARMAX, BJ et OE, pour représenter le comportement du système. Les résultats obtenus ont permis de déterminer les paramètres des modèles et de vérifier leur adéquation avec les données expérimentales.

En utilisant ces modèles identifiés, nous avons également développé une commande de vitesse du moteur à courant continu en utilisant un régulateur PID. Cette commande a permis d'ajuster la vitesse du moteur en fonction de la consigne souhaitée. Le régulateur PID offre une meilleure performance ce qui permet de réagir plus rapidement aux variations de l'erreur. Cela se traduit par une réponse plus précise et rapide du système aux changements de consigne.

En résumé, ce mémoire a permis de comprendre l'importance de l'identification des systèmes et de la validation des modèles dans le domaine de la commande des moteurs à courant continu. Les résultats obtenus ont démontré l'efficacité des modèles identifiés et ont ouvert la voie à de futures améliorations dans le contrôle des moteurs à courant continu.

References

- [1] M. Soltani and B. Guerrara, "Mémoire de fin d'étude « La commande CRONE d'une machine à courant continu », " A.U/2000. Consulté le 10 avril 2023
- [2] A. Gahfez and M. Rezgui, "Mémoire de fin d'étude « Commande d'un moteur à courant continu par Darlington », " A.U/2006-2007. Consulté le 2 mai 2023
- [3] K. Khanfar and M. Hihem, "Mémoire de fin d'étude « Étude comparative entre contrôles par PID et réseaux de neurones », " A.U/2005-2006. Consulté le 6 mai 2023
- [4] S.-H. Kim, "Commande de Moteur Électrique," Département de génie électrique et électronique, Université nationale de Kangwon, 426 pages, 2017. Consulté le 12 mai 2023
- [5] L. Kouachkhia and I. Ben Yekhllef, "Mémoire de fin d'étude « Conception d'un régulateur PID numérique », " A.U/2008-2009. Consulté le 20 mai 2023
- [6] A. Benoujtit, "Introduction aux machines électriques – machine à courant continu -" (Tome-1). Consulté le 22 mai 2023.
- [7] G. Cabodevila, "Identification des systèmes," Site web: gonzalo.cabodevila@femto-st.fr. Consulté le 23 mai 2023
- [8] I. D. Landau, "Identification et commande des systèmes," Édition Hermès, Paris, 1993. Consulté le 8 juin 2023
- [9] T. Söderström and P. Stoica, "System Identification," Prentice Hall International, Hertfordshire, 1989. Consulté le 20 juin 2023