

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  
المركز الجامعي لعين تموشنت  
Centre Universitaire Belhadj Bouchaib d'Ain-Temouchent  
Institut de Technologie  
Département de Génie Electrique



Projet de fin d'études  
Pour l'obtention du diplôme de Master en :  
Domaine : SCIENCES ET TECHNOLOGIES  
Filière : Electrotechnique  
Spécialité : Commande électrique  
Thème

## **Contribution au contrôle de robustesse d'un Moteur DC par réseau neurone artificiel**

**Présenté Par :**

- 1) SENAINA YOUCEF DJAMEL EDDINE
- 2) BENDAOU FAIZA

**Devant les jurys composés de :**

Mr FLITTI Mohamed	M.C.A	C.U.B.B (Ain-Temouchent)	Président
Mr ZELMAT Samir	M.C.A	C.U.B.B (Ain-Temouchent)	Examineur
Mme TOUHAMI Aicha	M.A.A	C.U.B.B (Ain-Temouchent)	Encadrante
Mme BENDIMRED Mansouria	M.C.B	C.U.B.B (Ain-Temouchent)	Co-Encadrante

*Année universitaire 2019/2020*

## *Remerciement*

*Le travail présenté dans ce mémoire a été effectué niveau de Centre Universitaire BELHADJD BOUCHAIB, dirigé par M<sup>me</sup> A. Touhami. Nous tenons particulièrement à lui exprimer notre profonde gratitude et nos vifs remerciements pour son bon encadrement, Ses profondes qualités humaines et son sens de l'organisation nous a permis de travailler dans bonnes et parfaites conditions également M<sup>me</sup> M.Bendimered en tant que notre Co-encadrante.*

*Nous adressons par ailleurs, nos respectueux remerciements à :*

*Mr Flitti Mohamed, pour l'honneur qu'il nous fait de présider le jury de ce mémoire.*

*Mr Zelmat Samir bien accepté de faire partie du ce jury.*

*Nous adressons également nos remerciements les plus sincères et les plus chaleureux à :*

*L'ensemble de nos enseignants durant notre cursus d'études qui ont déployé tant d'effort pour assurer notre formation.*

*Nous n'oublions pas de remercier : « Mr. Moussaoui Fouzi » et « Mr. Ghoraf Djamel eddine » pour leurs aides et encouragements.*

*Enfin, je tiens à remercier chaleureusement, tous nos proches et tous ceux qui, de près ou de loin, nous ont apporté leurs sollicitudes pour accomplir ce travail.*

## Dédicace

*A la mémoire de mon **grand-père** et ma **grand-mère**, J'aurais tant aimé que vous soyez présents. Que Dieu ait vos âmes dans sa sainte miséricorde.*

*A **ma mère**, a **mon père**,*

*Aucune dédicace ne saurait exprimer mon respect, mon amour éternel et ma considération pour les sacrifices que vous avez consenti pour mon instruction et mon bien être. Je vous remercie pour tout le soutien et l'amour que vous me portez depuis mon enfance et j'espère que votre bénédiction m'accompagne toujours. Que ce modeste travail soit l'exaucement de vos vœux tant formulés, le fruit de vos innombrables sacrifices, bien que je ne vous en acquitterai jamais assez. Puisse Dieu, le Très Haut, vous accorder santé, bonheur et longue vie et faire en sorte que jamais je ne vous déçoive.*

*A ma sœur : **Bouchra** et A mon amie : **Hadjer**. Qui m'ont aidé a la rédaction*

*A mon binome : **Bendaoud Faiza***

*A toutes ma famille **Senäina**, **Benmoussa** et **Khaldi***

*A toute ma promotion : **M<sub>2</sub>**, **filière électrotechnique***

*À toutes les personnes qui ont participé a l'élaboration de ce travail à tous ceux que j'ai omis de citer.*

**SENAÏNA YUCEF DJAMEL EDDINE**

# Dédicace

*D'un énorme sentiment de fidélité d'amour et de sincérité, Ce travail  
est dédié à:*

*À ma chère « **Maman** » qui je suis là grâce à lui, grâce à ses efforts je  
me suis une femme, je lui dis je suis heureuse et fière d'être ta fille et  
j'aurais aimé te rendre tous le temps fière de moi et que inchallah  
j'arrive à faire.*

*Mon cher « **Père** » qui m'a donné exemple et l'idéal dans ma vie et le  
bon soutien par ces conseils.*

*Mes très chers frères*

*Ma chère sœur « **Nacera** »*

*À toute ma grande famille*

*Mon binôme «**Senäina Youcef Djamel Eddine**»*

*Mes inoubliables amis et collègues de toutes les options de la  
promotion*

***2015-2020***

*Et que cette période soit éternelle dans ma mémoire.*

**BENDAOU FAIZA**

SOMMAIRE

**I MOTEURS A COURANT CONTINU**

I.1 INTRODUCTION .....3  
I.2 DEFINITION .....3  
I.3 CONSTITUTION .....4  
    I.3.1 L'inducteur .....5  
    I.3.2 L'induit.....5  
    I.3.3 Le collecteur et les balais .....6  
    I.3.4 Les pôles auxiliaires.....6  
    I.3.5 Enroulement de compensation magnétique d'induit .....6  
I.4 LES DIFFERENTS TYPES DE MOTEURS .....7  
    I.4.1 Les moteurs à inducteur à aimant permanent :.....7  
    I.4.2 Les moteurs à inducteur bobiné.....8  
I.5 FONCTIONNEMENT DE LA MACHINE A COURANT CONTINU .....11  
    I.5.1 Fonctionnement en moteur:.....11  
    I.5.2 Fonctionnement en Génératrice.....12  
I.6 VARIATION DE VITESSE .....12  
I.7 DIFFERENTS MODES DE REGLAGE DE LA VITESSE D'UN MOTEUR A COURANT CONTINU...12  
    I.7.1 Réglage rhéostatique .....12  
    I.7.2 Réglage par de flux .....13  
    I.7.3 Réglage de vitesse par variation de la tension d'induit.....14  
I.8 REGULATEURS .....14  
    I.8.1 Performances des systèmes réglés .....15  
    I.8.2 Commande de la vitesse d'un moteur à courant continu par régulateur classique et régulateur intelligence artificiels .....16  
I.9 CONCLUSION .....19

**II RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS**

INTRODUCTION .....21  
II.1 DEFINITION DES RESEAUX DE NEURONES .....21  
    II.1.1 Neurone biologique.....21  
    II.1.2 Neurone formel.....23  
II.2 TYPES DE RESEAUX DE NEURONES.....27  
    II.2.1 Les réseaux bouclés .....27  
    II.2.2 Les réseaux non bouclés.....29  
II.3 CHOIX DE L'ARCHITECTURE.....30  
II.4 TYPES D'APPRENTISSAGE .....30  
    II.4.1 Apprentissage supervise .....30  
    II.4.2 Apprentissage non supervise .....31  
II.5 METHODOLOGIE POUR L'UTILISATION DES RESEAUX DE NEURONES ; .....31

## Sommaire

---

II.5.1	Méthode de mise en œuvre des réseaux de neurones .....	32
<b>III SIMULATION</b>		
III.1	PRESENTATION DES ELEMENTS DE LA SIMULATION .....	36
III.1.1	Source d'alimentation triphasée.....	36
III.1.2	Modélisation du redresseur .....	37
III.1.3	Modélisation du filtre .....	38
III.1.4	Hacheur.....	39
III.1.5	Principe de la commande MLI.....	40
III.1.6	Régulateur PI .....	43
III.1.7	Modélisation de la machine à courant continu .....	46
III.2	COMMANDE EN BOUCLE OUVERTE ET FERMEE .....	49
III.2.1	Commande en boucle ouverte.....	49
III.2.2	Commande en boucle fermée.....	49
III.3	SIMULATION DE LA COMMANDE EN BOUCLE OUVERTE .....	50
III.4	INTERPRETATIONS DES RESULTATS DE SIMULATION EN BOUCLE OUVERTE .....	54
III.4.1	A vide .....	54
III.4.2	En charge .....	54
III.5	SIMULATION DE LA COMMANDE EN BOUCLE FERMEE .....	55
III.6	INTERPRETATIONS DES RESULTATS DE SIMULATION EN BOUCLE FERMEE : .....	59
III.7	TEST DE ROBUSTESSE DE REGULATEUR PI .....	60
III.7.1	Définition .....	60
III.7.2	Déroulement du test.....	60
III.8	SIMULATION AVEC RESEAUX NEURONES ARTIFICIELS.....	64
III.9	CARACTERISTIQUE DU RESEAU NEURONE .....	64
III.10	LES ESSAIS NEURONAUX REALISES .....	64
III.11	SIMULATION DE LA COMMANDE PAR REGULATEUR NEURONAL: .....	68
III.12	INTERPRETATIONS DES RESULTATS DE SIMULATION .....	72
III.13	TEST DE ROBUSTESSE DE REGULATEUR NEURONAL .....	72
III.14	CONCLUSION .....	73

## LISTE DES FIGURES

FIGURE I.1 DESCRIPTION DE LA MACHINE A COURANT CONTINU .....	4
FIGURE I.2: L'INDUCTEUR DE LA MACHINE A COURANT CONTINU .....	5
FIGURE I.3: LE ROTOR DE LA MACHINE A COURANT CONTINU .....	5
FIGURE I.4: LE DISPOSITIF COLLECTEUR / BALAIS .....	6
FIGURE I.5: MOTEUR A AIMANT PERMANENT .....	7
FIGURE I.6: SCHEMA FONCTIONNEL D'UN SYSTEME AVEC CORRECTEUR.....	14
FIGURE I.7: PERFORMANCES D'UN SYSTEME DE COMMANDE .....	15
FIGURE I.8: REPOSE STABLE ET INSTABLE D'UN SYSTEME DE COMMANDE.....	16
FIGURE I.9 : STRUCTURE DE COMMANDE UTILISANT UN REGULATEUR PI.....	17
FIGURE II.1 : UN NEURONE BIOLOGIQUE ET SES PRINCIPAUX COMPOSANTS .....	22
FIGURE II.2: PRESENTATION D'UN NEURONE FORMEL.....	23
FIGURE II.3: PRESENTATION MATHEMATIQUE D'UN NEURONE DE FORMEL .....	24
FIGURE II.4: REPRESENTATION DES DIFFERENTES TOPOLOGIES DE R.N.A.....	27
FIGURE II.5: RESEAU MONOCOUCHE .....	28
FIGURE II.6: ARCHITECTURE MULTICOUCHE.....	29
FIGURE II.7 RESEAU DE NEURONES BOUCLE .....	29
FIGURE II.8: PRESENTATION D'UN APPRENTISSAGE SUPERVISE .....	30
FIGURE II.9: PRESENTATION D'UN APPRENTISSAGE NON SUPERVISE .....	31
FIGURE III.1: SCHEMA EQUIVALENT DE MOTEUR EN A EXCITATION SEPEREE .....	36
FIGURE III.2 : SCHEMA BLOC DE LA SOURCE TRIPHASEE SOUS SIMULINK. ....	37
FIGURE III.3: SCHEMA BLOC DU REDRESSEUR SOUS SIMULINK .....	37
FIGURE III.4: SCHEMA DU FILTRE PASSE BAS.....	38
FIGURE III.5 SCHEMA DE FILTRE BUTTERWORTH .....	39
FIGURE III.6: SCHEMA BLOC DU HACHEUR SOUS SIMULINK.....	39
FIGURE III.7: REALISATION DU SIGNAL MLI.....	41
FIGURE III.8: GENERATEUR D'IMPULSION .....	42
FIGURE III.9: SCHEMA BLOC DU REGULATEUR PI SOUS SIMULINK .....	43
FIGURE III.10: SCHEMA GLOBAL DU SYSTEME MLI SIMULINK-MATLAB.....	47
FIGURE III.11: SCHEMA SIMPLIFIE D'UN MCC A EXCITATION SEPEREE.....	48
FIGURE III.12: REPOSE INDICIELLE EN VITESSE .....	50

## Liste des figures

---

FIGURE III.13: REPONSE INDICIELLE EN COURANT.....	51
FIGURE III.14: REPONSE INDICIELLE EN COUPLE.....	51
FIGURE III.15: REPONSE INDICIELLE EN VITESSE .....	52
FIGURE III.16: REPONSE INDICIELLE EN VITESSE (AU MOMENT 0.3s).....	53
FIGURE III.17: REPONSE INDICIELLE EN COURANT.....	53
FIGURE III.18: REPONSE INDICIELLE EN COUPLE.....	54
FIGURE III.19: SIMULATION DE LA COMMANDE EN BOUCLE FERME.....	55
FIGURE III.20: REPONSE INDICIELLE EN VITESSE .....	55
FIGURE III.21 : REPONSE INDICIELLE EN VITESSE(T=0. 1s).....	56
FIGURE III.22: REPONSE INDICIELLE EN COURANT.....	56
FIGURE III.23: REPONSE INDICIELLE EN COUPLE.....	57
FIGURE III.24: REPONSE INDICIELLE EN VITESSE .....	57
FIGURE III.25: REPONSE INDICIELLE EN VITESSE (TEMPS 0.3s).....	58
FIGURE III.26: REPONSE INDICIELLE EN COURANT.....	58
FIGURE III.27: REPONSE INDICIELLE EN COUPLE.....	59
FIGURE III.28: VARIATION DE LA RESISTANCE .....	60
FIGURE III.29: COMPORTEMENT DE LA RESISTANCE .....	61
FIGURE III.30: REPONSE DU SYSTEME.....	61
FIGURE III.31: COMPORTEMENT DU MOMENT D'INERTIE .....	62
FIGURE III.32 : REPONSE DU SYSTEME.....	63
FIGURE III.33 : RESEAU NEURONAL D'APPRENTISSAGE .....	66
FIGURE III.34: RESULTAT DES PERFORMANCE DE VALIDATION D'APPRENTISSAGE.....	67
FIGURE III.35: SCHEMA SIMPLIFIE AVEC REGULATEUR NEURONAL.....	68
FIGURE III.36: REPONSE INDICIELLE EN VITESSE .....	69
FIGURE III.37: REPONSE INDICIELLE EN VITESSE (TEMPS 0.1s).....	69
FIGURE III.38: REPONSE INDICIELLE EN COUPLE.....	70
FIGURE III.39: REPONSE INDICIELLE EN VITESSE .....	70
FIGURE III.40: REPONSE INDICIELLE EN COUPLE.....	71
FIGURE III.41: TEST DE ROBUSTESSE A COURBE DE VITESSE (VARIATION DE LA RESISTANCE) ..	72
FIGURE III.42: TEST DE ROBUSTESSE A COURBE DE VITESSE (VARIATION D'INERTIE) .....	73

## LISTE DES TABLEAUX

TABLEAU I.1: TYPES DES MOTEURS ET LEUR UTILISATION : .....	8
TABLEAU II.1: LES DIFFERENTS TYPES DE FONCTION.....	25
TABLEAU II.2: LA TRANSITION ENTRE LE NEURONE BIOLOGIQUE ET LE NEURONE FORMEL.....	26
TABLEAU III.1: TABLEAU DES ESSAIS .....	66

## LISTE DES SYMBOLES

$U(t)$  : Tension appliquée au moteur

$i(t)$  : Intensité traversant le moteur

$I_e$  : courant d'excitation

$U_a$  : la tension d'induit.

$C_e$  : Couple moteur généré

$f$  : Coefficient de frottement visqueux

$K$  : Constante de couple

$E(t)$  : Force contre électromotrice

$\Omega t$  : Vitesse de rotation du rotor

$C_r$  : Couple résistant

$J$  : Moment d'inertie de l'axe du rotor

$P$  : Proportionnel

$I$  : Intégral

$D$  : dérivé

$C(s)$  : est la fonction de transfert du régulateur

$G(s)$  : est le processus à commander (moteur à courant continu)

$E(p)$  : est la grandeur d'entrée

$Y(p)$  : est la grandeur de sortie

$\varepsilon(p)$  : est l'erreur

$e(t)$  : Signal de commande

$k_p$  : Gain Proportionnel

$k_i$  : Gain Intégral

$k_d$  : Gain Dérivée

$W_s$  : vitesse de sortie

$W_{ref}$  : vitesse de référence

## LISTE DES ABREVIATION

DC-DC : Convertisseur continu - continu.

MCC : machine a courant continu

FEM : Force électromotrice.

MLI : Modulation de Largeur d'Impulsions.

R.N.A : Réseaux de neurones artificiels

# Introduction générale

---

Le monde industriel à été dominé pendant longtemps par les machines à courant continu. Grâce à leurs avantages relatifs qu'elles présentent par rapport à d'autres types des machines (machines à courant alternatif), les machines à courant continu sont largement employées dans plusieurs domaines de l'industrie, elles sont les plus utilisées pour la réalisation d'entraînement réglé avec un niveau de performance très élevé et une normalisation quasi complète des circuits de réglage.

Ainsi aujourd'hui, les moteurs à courant continu, qui sont par nature des machines à vitesse variable sont très utilisés.

Dans notre étude d'une part, nous effectuons une étude sur la commande de vitesse d'un moteur DC à excitation séparée par un régulateur PI (proportionnel intégral) car il permet de régler à l'aide de ses paramètres certaines performances imposé par les cahiers des charges, d'autre part nous réalisons un test de robustesse basé sur la variation paramétrique du moteur par réseau de neurones artificiels.

Le premier chapitre est consacré aux généralités des moteurs DC, la description du moteur et son principe de fonctionnement ainsi que les techniques de régulation de la vitesse.

Le second chapitre présente l'essentiel de la théorie des réseaux neurones artificiels tels que les types d'algorithmes d'apprentissage.

Le troisième chapitre est réservé à la simulation sous Simulink-Matlab du moteur à courant continu à excitation séparée alimenté par un hacheur série basé sur la technique MLI et commandé par un régulateur PI dont les paramètres sont déterminés par la régulation idéale.

Ensuite nous effectuons des essais de la régulation de la vitesse avec régulateur PI et régulateur neuronal en variant la résistance d'induit et le moment d'inertie

Nous achevons notre étude par une conclusion générale englobant les résultats obtenus.

**CHAPITRE I :**  
**MACHINE A COURANT**  
**CONTINU**

## I Généralité sur les moteurs à courant continu

### I.1 Introduction

Les moteurs à courant continu sont très utilisés dans les systèmes automatisés qui nécessitent une variation et régulation précise de la vitesse de rotation. Sachant que la distribution électrique est faite par un courant alternatif ce qui limite l'utilisation d'un courant continu.

Dans ce chapitre, on présente la constitution d'une machine à courant continu et son principe de fonctionnement. Il s'agit d'étudier les différents types des moteurs à courant continu. Ensuite nous donnerons les avantages et les inconvénients et à la fin son domaine d'utilisation.

### I.2 Définition

Les moteurs à courant continu sont des convertisseurs électromécaniques d'énergie : Soit ils convertissent l'énergie électrique absorbée en énergie mécanique lorsqu'ils sont capables de fournir une puissance mécanique suffisante pour démarrer puis entraîner une charge en mouvement, On dit alors qu'ils ont un fonctionnement en moteur. Soit ils convertissent l'énergie mécanique reçue en énergie électrique lorsqu'ils subissent l'action d'une charge entraînée. On dit alors qu'ils ont un fonctionnement en générateur. [1]

La propriété essentielle des moteurs à courant continu est leur remarquable capacité de variation de vitesse. Celle-ci peut, en régime permanent, être réglée sans difficulté dans un rapport 1 à 1000. Cette gamme de variation est bien supérieure à celle que l'on peut obtenir avec les autres moteurs électriques, même associés à des dispositifs électroniques. La variation de vitesse des moteurs à courant continu s'effectue maintenant presque exclusivement grâce à la variation de la tension d'alimentation. Là encore, c'est l'intervention de l'électronique de puissance qui a permis de profiter pleinement des possibilités de ces moteurs. Les dispositifs, devenus usuels que sont, d'une part les redresseurs commandés à thyristors et d'autre part, les hacheurs, sont en mesure de fournir ces tensions variables à partir, respectivement, du secteur alternatif ou d'une source de tension continue fixe. Mais les moteurs à courant continu sont coûteux. A puissance égale, le prix

d'un moteur à courant continu est plus de deux fois celui d'un moteur asynchrone de même puissance. [2]

### I.3 Constitution

Tous les moteurs électriques sont basés sur le même principe physique du couplage magnétique entre deux champs magnétiques. La transformation de l'énergie électrique en énergie mécanique s'opère à travers ce couplage magnétique ou interaction magnétique.[3]

De ce principe il découle que tout moteur comporte de deux circuits magnétiques, appelés stator « partie fixe » et rotor « partie mobile ». Dans le cas du moteur à courant continu le stator, aussi appelé l'inducteur, crée le champ magnétique. Le rotor, aussi appelé l'induit, est alimenté par un courant continu plus le collecteur et les balais. [3]

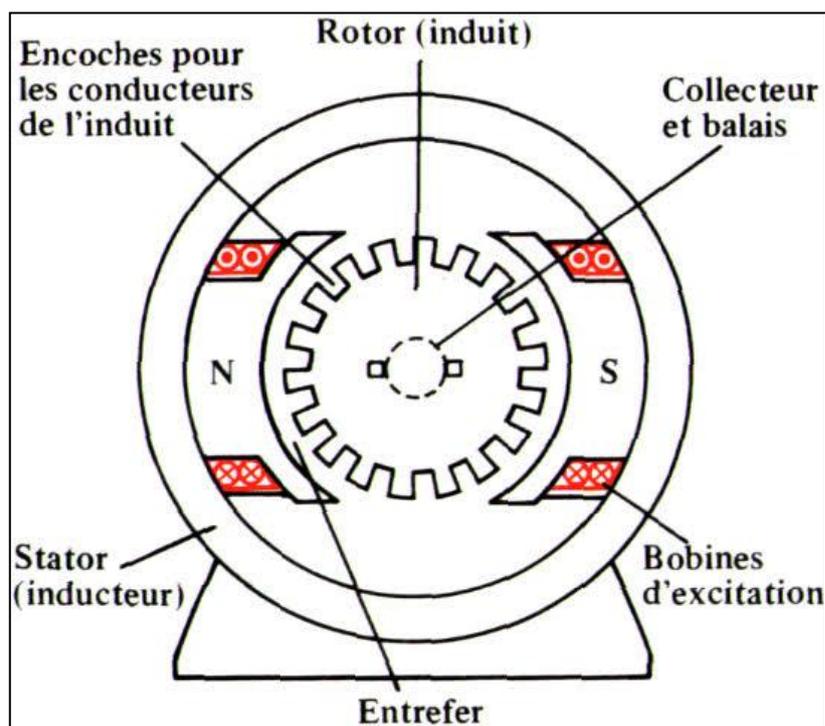
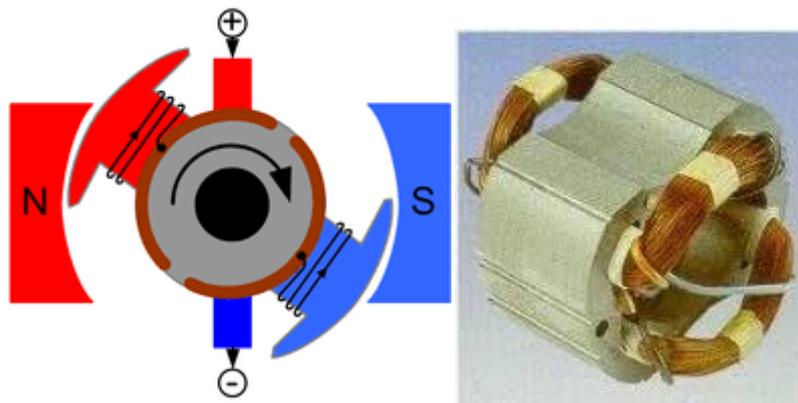


Figure I.1 :Description de la machine à courant continu

### I.3.1 L'inducteur (stator) :

C'est un élément de circuit magnétique immobile sur lequel est bobiné un enroulement d'excitation. Lorsque ces bobines sont parcourus par un courant électrique continu, elles créent un champ magnétique qui travers le stator et le rotor a travers l'entrefer. Il est constitué d'un aimant permanent ou d'un électroaimant alimenté par le courant continu d'excitation ( $I_e$ ). [3]



*Figure I.2: L'inducteur de la machine à courant continu*

### I.3.2 L'induit (le rotor):

Le rotor est l'organe mobile de la machine, il est formé d'un circuit magnétique feuilleté constitué d'encoches dans lesquelles est enroulé un bobinage de (N) conducteurs alimentés en courant continu ( $I$ ) via le collecteur. Le rotor est le siège où se déroule la conversion d'énergie d'une forme à une autre. [ 3]



*Figure I.3: Le rotor de la machine à courant continu*

### I.3.3 Le collecteur et les balais

Le collecteur est placé sur l'arbre du moteur, il est un ensemble de lames de cuivre où sont reliées les extrémités du bobinage de l'induit. Les balais (ou charbons) sont situés au stator et frottent sur le collecteur en rotation. Ils assurent la liaison électrique entre la partie fixe et la partie tournante. [4]

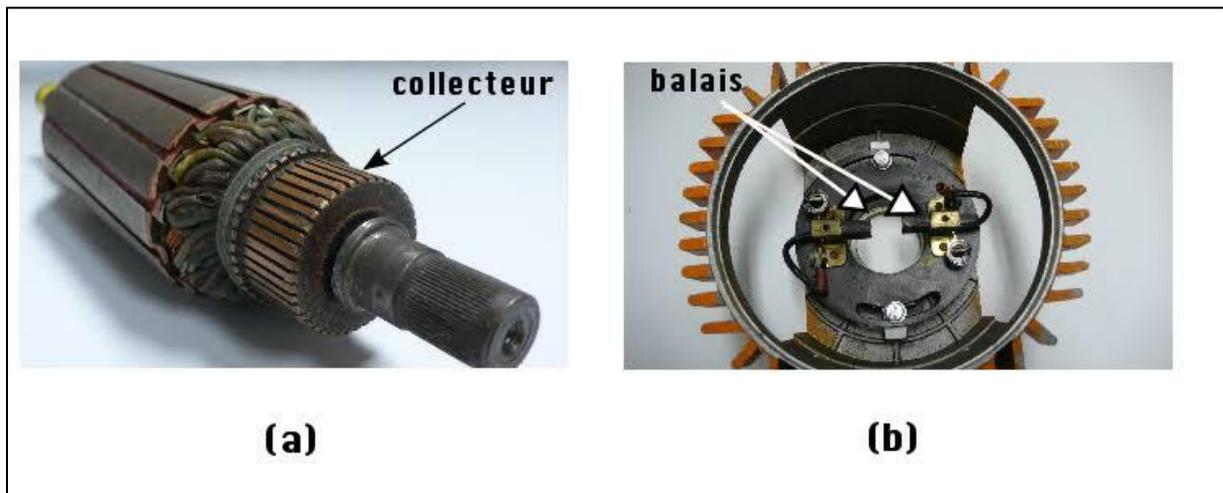


Figure I.4: Le dispositif collecteur / balais

### I.3.4 Les pôles auxiliaires

Pour diminuer ou éliminer les étincelles au collecteur, il faut ajouter des pôles de commutation (pôles auxiliaires), l'enroulement doit être connecté en série avec l'enroulement d'induit. Son rôle est de créer un flux capable d'engendrer dans la section en commutation Une **f.é.m.** opposée et égale à la **f.é.m.** d'auto-induction. . [3]

### I.3.5 Enroulement de compensation magnétique d'induit

Le passage du courant dans les enroulements d'induit provoque l'apparition d'un champ magnétique transversal ayant pour conséquence la déformation des lignes de champs principal dans la machine. Ceci entraîne généralement une diminution du flux total.

Pour réduire ce phénomène, on place dans les pôles inducteurs des enroulements de compensation parcourus par le courant d'induit, ayant rôle pour créer un champ antagoniste un champ transversal d'induit. [3]

## I.4 Les différents types de moteurs

On distingue deux types de moteurs à courant continu :

### I.4.1 Les moteurs à inducteur à aimant permanent :

Il n'y a pas de circuit inducteur, le flux inducteur est produit par un aimant permanent. Tous les moteurs à courant continu de faible puissance et les micromoteurs sont des moteurs à aimant permanent. Ils représentent maintenant la majorité des moteurs à courant continu. Ils sont très simples d'utilisation. [5]

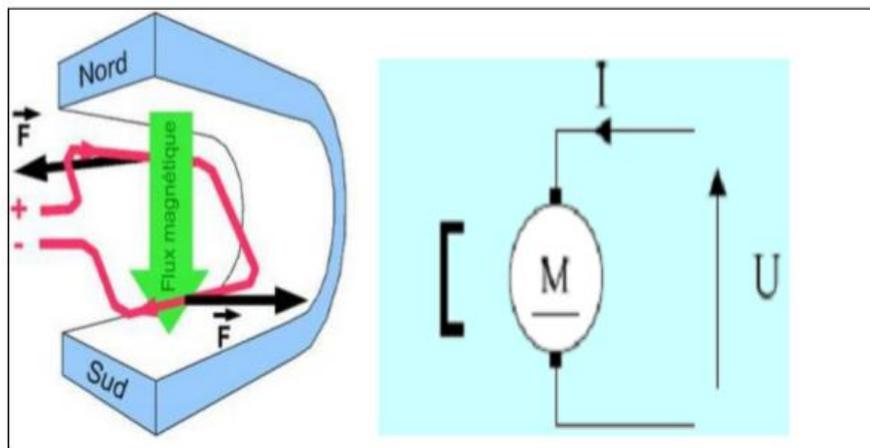


Figure I.5: Moteur à aimant permanent

## I.4.2 Les moteurs à inducteur bobiné [5]

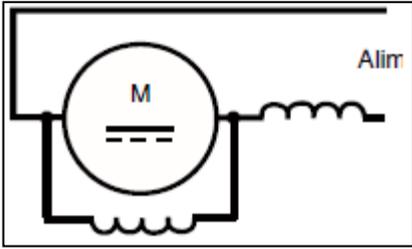
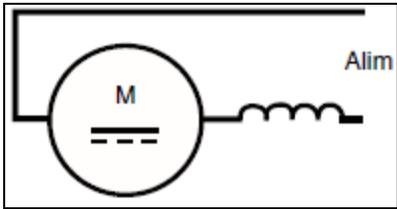
Il existe 4 types différents de moteurs électriques qui sont classés en fonction du type d'excitation qui est employé, qui sont :

- Le moteur à excitation shunt.
- Le moteur à excitation série.
- Le moteur à excitation composée.
- Le moteur à excitation séparée.

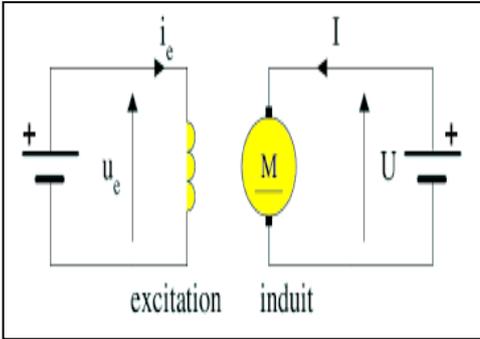
*Tableau I.1: types des moteurs et leur utilisation :*

Type de Moteur	Définition et Caractéristique	Domaine d'application	Schéma équivalent
<b>moteur à excitation shunt</b> [6]	L'enroulement d'excitation est connecté en parallèle sur l'alimentation du moteur, il possède les mêmes propriétés que le moteur à excitation séparée du fait que, dans les deux cas, l'inducteur constitue un circuit extérieur à celui de l'induit	Il est utilisé sur des machines-outils démarrant à vide et sur des pompes de circulation [20]	

## Chapitre I : Machine à courant continu

<p><b>Moteur a excitation composé [7]</b></p>	<p>L'inducteur divisé en deux parties, l'une connectée en série et l'autre en parallèle</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Entraînements de grande inertie</li> <li>- Couple très variable avec la vitesse est</li> </ul>	<p>petit moteur à Démarrage direct, ventilateur, pompes, machines de laminoirs, volants d'inertie</p>	
<p><b>moteur à excitation série [7]</b></p>	<ul style="list-style-type: none"> <li>-L'inducteur connecté en série avec l'induit, le flux d'excitation y est donc implicitement asservi au couple fourni</li> <li>-Le bobinage inducteur comporte, dans ce cas, peu de spires, mais il est réalisé avec du fil de gros diamètre</li> <li>- Le moteur série est un autorégulateurs de puissance</li> <li>- possède un fort couple de démarrage mais risque</li> </ul>	<p>engins de levage (grues, palans, ponts roulants) ventilateurs, pompes, centrifuges traction.</p>	

## Chapitre I : Machine à courant continu

	<p>l'emballement à vide</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>- Le couple du moteur série ne dépend pas de la tension d'alimentation</li> <li>-Le couple résistant croit rapidement avec la vitesse</li> <li>- La vitesse décroît quand la charge augmente</li> <li>-Supporte bien les surcharges.</li> </ul>		
<p><b>moteur à excitation séparée</b> [1]</p>	<p>Le moteur à excitation séparée nécessite deux sources d'alimentation à courant continu séparée par conséquent, le courant qui alimente l'inducteur est indépendant de celui qui alimente l'induit. Le sens de rotation peut être inversé par la permutation des bornes d'inducteur ou d'induit</p>	<p>machines outils: moteur de broche, d'axe. Machines spéciales.</p>	

### I.5 Fonctionnement de la machine à courant continu [8]

#### I.5.1 Fonctionnement en moteur:

Un conducteur traversé par un courant, placé dans un champ magnétique est soumis à une force de Laplace ( $F = I \cdot l \wedge B$ ). Partant de ce principe de base, on peut comprendre la conversion d'énergie électrique en énergie mécanique dans le moteur à courant continu, lorsque l'inducteur est alimenté, il crée un champ magnétique (flux d'excitation) dans l'entrefer, dirigé suivant les rayons de l'induit. Ce champ magnétique rentre dans l'induit du côté du pôle Nord de l'inducteur et sort de l'induit du côté du pôle Sud de l'inducteur, en même temps, l'induit est alimenté, ses conducteurs situés sous un même pôle inducteur (d'un même côté des balais) sont parcourus par des courants de même sens et sont donc, d'après la loi de Laplace, soumis à une force. Les conducteurs situés sous l'autre pôle sont soumis à une force de même intensité et de sens opposé. Les deux forces créent un couple qui fait tourner l'induit du moteur.

### I.5.2 Fonctionnement en Génératrice

Un conducteur se déplaçant dans un champ magnétique va être le siège d'une FEM Induite. Il s'agit donc d'une conversion de sens inverse, d'énergie mécanique en énergie électrique

### I.6 Variation de vitesse

Pour faire varier la vitesse d'un moteur à courant continu, on peut agir sur la tension aux bornes de l'induit. La tension d'induit est directement proportionnelle à la vitesse de rotation. La puissance varie mais le couple reste constant. On dit alors que l'on fait de la variation de vitesse à couple constant.

A partir de la formule :

$$\Omega = \frac{U_a - R_a \cdot I_a}{K_e \cdot \Phi} \quad (\text{I.1})$$

On constate que la vitesse est en fonction de trois paramètres  $\Omega = f(U_a, R_a, \varphi)$ . Il en résulte qu'on peut régler la vitesse des moteurs à courant continu par :

- la tension d'induit  $U_a$ .
- la chute de tension dans le circuit d'induit.
- le flux d'excitation par l'intermédiaire du courant dans l'inducteur.

### I.7 Différents modes de réglage de la vitesse d'un moteur à courant continu

#### I.7.1 Réglage rhéostatique

Ce mode de réglage est basé sur la variation de la résistance totale de l'induit. On peut diminuer la vitesse en augmentant la résistance d'induit avec un rhéostat branché en série avec l'induit.

Ce mode de réglage est simple à réaliser mais sur le plan technique et économique est également mauvais car le rhéostat consomme autant d'énergie que le moteur. [9]

L'expression de la vitesse est :

$$n = \frac{U_n - (R_a + R_{add})I_n}{K} \quad (\text{I.2})$$

Pour :

$$C=0, I=0, n=U/K$$

Et Pour :  $n=0$

$$C = \frac{KU}{(R_a + R_r)} \quad (\text{I.3})$$

### I.7.2 Réglage par de flux [5]

Le démarrage de ce type de moteur doit être assuré à flux maximal. Une fois la vitesse est nominal, il sera possible de réduire le flux en utilisant des résistances variables appelées rhéostat d'excitation. Mais plus le flux est faibles le coupe que peut développer la machine à courant continu est faible.

$$n_1 = \frac{U}{K \cdot \varphi_1} - \frac{R_t}{K \cdot \varphi_1} \quad (\text{I.4})$$

$$\varphi_N > \varphi_2 > \varphi_1 \quad (\text{I.5})$$

$$n_2 = \frac{U}{K \cdot \varphi_2} - \frac{R_t}{K \cdot \varphi_2} \quad (\text{I.6})$$

$$n_N < n_1 < n_2 \quad \dots \dots n_N = \frac{U}{K \cdot \varphi} - \frac{R_t}{K \cdot \varphi} \quad (\text{I.7})$$

Avec ce procédé on ne peut qu'augmenter la vitesse du moteur par rapport à sa vitesse nominale.

$$n = \frac{U - R_a I_a}{K\varphi} \quad (\text{I.8})$$

Ce mode de réglage est bon du point de vue technique et aussi économique car la puissance dissipée dans l'inducteur est très faible par rapport à la puissance absorbée.

Si le couple résistant est constant, l'intensité du courant augmente, en diminuant le flux, le moteur risque de chauffer, dans ces conditions, on doit dimensionner en conséquence le moteur.

On règle le flux à sa valeur nominale en mettant en circuit le rhéostat du champ pour

que le courant d'induit soit réduit à une valeur minimale l'excitation étant maintenue constante.[9]

### I.7.3 Réglage de vitesse par variation de la tension d'induit

Ce mode de réglage permet de réduire la vitesse et il est excellent du point de vue technique et économique, car aucune énergie n'est gaspillée.

## I.8 Régulateurs [3]

Si l'on souhaite améliorer les caractéristiques : précision, stabilité et rapidité d'un système il est nécessaire d'introduire dans la boucle de commande un correcteur.

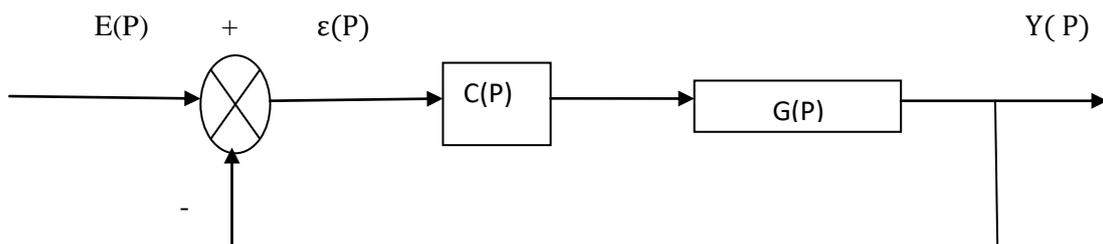


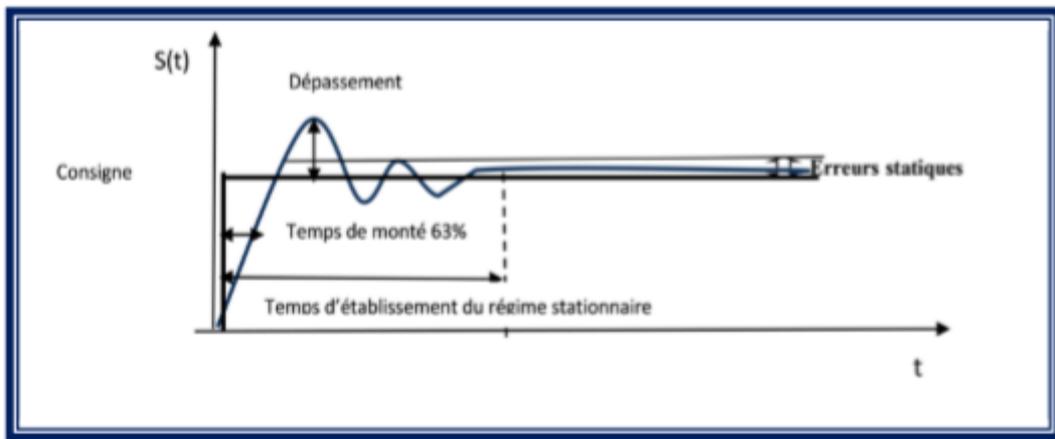
Figure I.6: schéma fonctionnel d'un système avec correcteur

Avec :

- $C(s)$  est la fonction de transfert du régulateur ;
- $G(s)$  est le processus à commander (moteur à courant continu) ;
- $E(p)$  est la grandeur d'entrée ;
- $Y(P)$  est la grandeur de sortie.
- $\varepsilon(p)$  est l'erreur,  $\varepsilon(p) = E(p) - S(p)$ .

### I.8.1 Performances des systèmes réglés [6]

Les performances des systèmes réglés définies dans un cahier des charges, sont illustrées par la figure (Fig. I .7, Fig. I .8).



*Figure I.7: Performances d'un système de commande[6]*

### •Stabilité :

Un système est stable si la sortie tend vers une valeur finie. Si elle oscille, l'asservissement est instable.

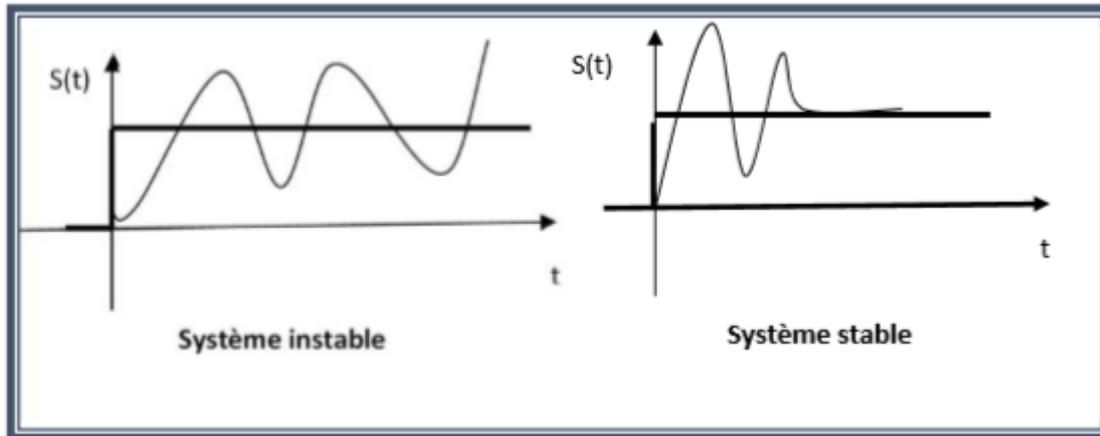


Figure I.8: Réponse d'un système stable et instable de commande [6]

### •Précision :

La précision, c'est-à-dire la capacité de l'asservissement à atteindre la consigne. On l'appelle l'écart de positionnement à l'infini.

### •Rapidité :

La rapidité d'un système linéaire est définie par la durée de son régime transitoire appelé temps de réponse.

## I.8.2 Commande de la vitesse d'un moteur à courant continu par régulateur classique et régulateur intelligence artificiels

### I.8.2.1 Régulateur P (proportionnel)

Le régulateur à action proportionnelle, ou régulateur P, a une action simple et naturelle puisqu'il construit une commande  $u(t)$  proportionnelle à l'erreur  $e(t)$ .

Cette action s'apparente à un effet ressort (ressort de rappel).

Loi de commande du régulateur P :

$$u(t) = k_p \cdot e(t) \quad (\text{I.9})$$

## I.8.2.2 Régulateur PI (proportionnel Intégral)

La structure générale d'un régulateur proportionnel intégral montré par la figure, noté régulateur PI, est composée de la fonction proportionnelle et de la fonction intégrale mises en parallèle. Sa fonction de transfert est donnée par :

$$C(p) = K_1 + \frac{K_2}{P} = \frac{K_1 P + K_2}{P} = K \left( 1 + \frac{1}{T_i P} \right) \quad (\text{I.10})$$

Avec :  $K = K_1$  et  $T_i = K_1/K_2$

L'avantage principal d'un régulateur PI est qu'il annule l'erreur statique grâce à la fonction intégrale. En effet, il calcule la commande  $u(t)$  à injecter au système en intégrant la grandeur d'erreur  $\varepsilon(t)$ . Ainsi, le signal de commande augmente tant que le signal d'erreur est non nul, la commande  $u(t)$  ne cesse de croître tant que l'erreur entre la sortie  $y(t)$  et la référence  $y_{\text{réf}}(t)$  n'est pas nulle.

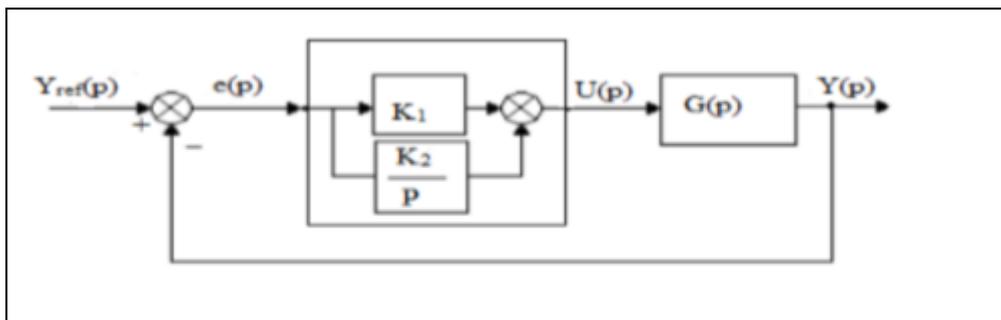


Figure I.9 : Structure de commande utilisant un régulateur PI

La fonction de transfert de la boucle fermée est donnée par :

$$G_{bf}(p) = \frac{K_1 \left( p + \frac{K_2}{K_1} \right) G(p)}{1 + K_1 \left( p + \frac{K_2}{K_1} \right) G(p)} \quad (\text{I.11})$$

Cette fonction de transfert (I.11) montre que le régulateur PI ajoute un zéro à la fonction de transfert en boucle fermée. Celui-ci peut éventuellement être utilisé pour compenser un pôle de la fonction de transfert du système à commander, simplifiant ainsi l'ordre du transfert en boucle fermée. [10]

### I.8.2.3 Régulateur PID

Un régulateur PID (proportionnel Intégral Dérivé) remplit essentiellement trois fonctions :

- Il fournit un signal de commande  $U(t)$  en tenant compte de l'évolution du signal de sortie  $S(t)$  par rapport à la consigne  $E(t)$ . [3]
- Il élimine l'erreur statique grâce au terme intégrateur.
- Il anticipe les variations de la sortie grâce au terme dérivateur. La sortie d'un régulateur PID, égale à l'entrée de commande de la centrale, dans le domaine temporel est la suivante :

$$S(t) = k_p e(t) + k_i \int e(t)dt + k_d \frac{de}{dt} \quad (\text{I.12})$$

Avec :

$\varepsilon(i)$ : Représente l'erreur de suivi, la différence entre la valeur d'entrée désirée ( $v$ ) et la sortie réelle( $s$ );

$e(t)$  : Signal de commande ;

$k_p$  : Gain Proportionnel ;

$k_i$ : Gain Intégral ;

$k_d$ :Gain Dérivative ;

La fonction de transfert d'un régulateur PID est donnée par la relation suivante :

$$k_p + \frac{k_i}{s} + k_d s = \frac{k_d s^2 + k_p + k_i}{s} \quad (\text{I.13})$$

### I.8.2.4 Régulateur intelligent

Le régulateur intelligent est destiné à stabiliser une vitesse automatiquement et/ou à fixer une vitesse maximale limite (limiteur de vitesse) il est basé sur l'intelligence artificielle telle que réseau neuronal et la logique floue qu'on développera au prochain chapitre.

### **I.9 Conclusion:**

Ce chapitre a permis de rappeler les différents éléments et compositions d'une machine à courant continu son principe de fonctionnement.

Après notre étude nous avons constaté que les moteurs à excitation séparée et à aimant permanent sont les plus adaptés pour la variation de vitesse.

**CHAPITRE II :**  
**RÉSEAUX DE NEURONES**  
**ARTIFICIELS**

## II Réseaux de neurones artificiels

### Introduction :

Un réseau de neurone artificiel (RNA) est un ensemble de neurones formels (d'unités de calcul simples, de nœuds processeurs) associés en couches (ou sous-groupes) et fonctionnant en parallèle. Les réseaux de neurone sont des modèles mathématiques et informatiques, des assemblages d'unités de calculs appelés neurone et dont l'inspiration originale était un modèle de la cellule nerveuse humaine. [18]

Dans un réseau, chaque sous-groupe fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse au sous-groupe suivant. L'information donnée au réseau va donc se propager couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, une ou plusieurs couches intermédiaires (dites couches cachées). Il est à noter qu'en fonction de l'algorithme d'apprentissage, il est aussi possible d'avoir une propagation de l'information en sens inverse ("back propagation"). Habituellement (excepté pour les couches d'entrée et de sortie), chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante.[19]

Les RNA ont la capacité de stocker de la connaissance empirique et de la rendre disponible à l'usage. La connaissance du réseau va être stockée dans les poids synaptiques, obtenus par des processus d'adaptation ou d'apprentissage. En ce sens, les RNA ressemblent donc au cerveau car non seulement, la connaissance est acquise au travers d'un apprentissage mais de plus, cette connaissance est stockée dans les connexions entre les entités soit, dans les poids synaptiques.[18]

Ce chapitre présente les différentes structures des RNA, ainsi ses différents types d'apprentissage et ses problèmes.

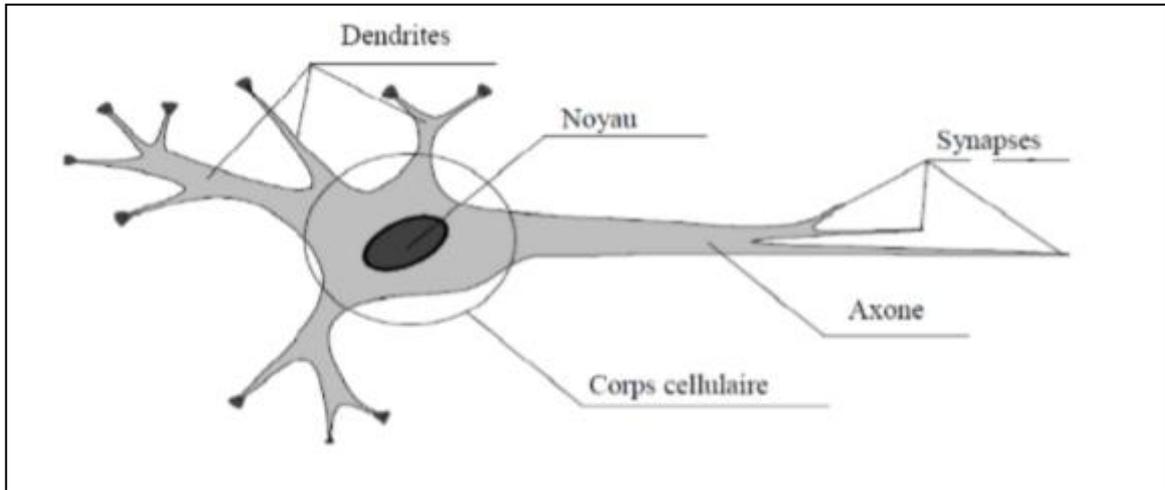
### II.1 Définition des réseaux de neurones

#### II.1.1 Neurone biologique

Le système nerveux compterait plus de 1000 milliards de neurones interconnectés. Bien que les neurones ne soient pas tous similaires, Fig.1, leur forme et certaines caractéristiques

## Chapitre II : Réseaux de neurones artificiels

permettent de les répartir en quelques grandes classes. En effet, il est aussi important de savoir, que les neurones n'ont pas tous un comportement identique en fonction de leur position dans le cerveau. Voici le schéma d'un neurone biologique :



*Figure II.1 : Un neurone biologique et ses principaux composants*

On peut le décomposer en quatre régions principales:

### II.1.1.1 Le corps cellulaire

Il renferme le noyau du neurone et réalise les transformations biochimiques nécessaires à la synthèse des enzymes qui garantissent la vie du neurone. Ce corps cellulaire de forme sphérique ou pyramidale comprend aussi les autres molécules indispensables à la vie de la cellule. Sa taille est de quelques microns de diamètre.

### II.1.1.2 Les dendrites

Ce sont de délicates extensions tubulaires qui se ramifient autour du neurone et forment une sorte de vaste arborescence. Les signaux envoyés au neurone sont captés par les dendrites. Leur taille est de quelques dizaines de microns de longueur.

### II.1.1.3 L'axone

C'est le long de l'axone que les signaux partent du neurone. Contrairement aux dendrites qui se ramifient autour du neurone, l'axone est plus long et se ramifie à son extrémité où il se connecte aux dendrites des autres neurones. Sa taille peut varier entre

quelques millimètres à plusieurs mètres. C'est une fibre nerveuse qui est responsable de transmettre les signaux émis par le neurone. [11]

### II.1.1.4 Synapse

Une synapse est un élément de jonction qui assure le contact du cytoplasme (membrane) d'un neurone et les membranes de ses voisins, il joue un rôle essentiel dans la transmission des signaux [12].

### II.1.2 Neurone formel

Neurone formel ou artificiel est un processeur très simple imitant grossièrement la structure et le fonctionnement d'un neurone biologique, la première version du neural formel on apparu en 1943 et on le doit à messieurs Mc.culloche et Pitts qui est largement utilisée [13].

Un neurone formel est un opérateur effectuant la somme pondérée de ses entrées externes puis elle s'active suivant la valeur de cette sommation pondéré puis modulée par une fonction d'activation Fig .2 [12].

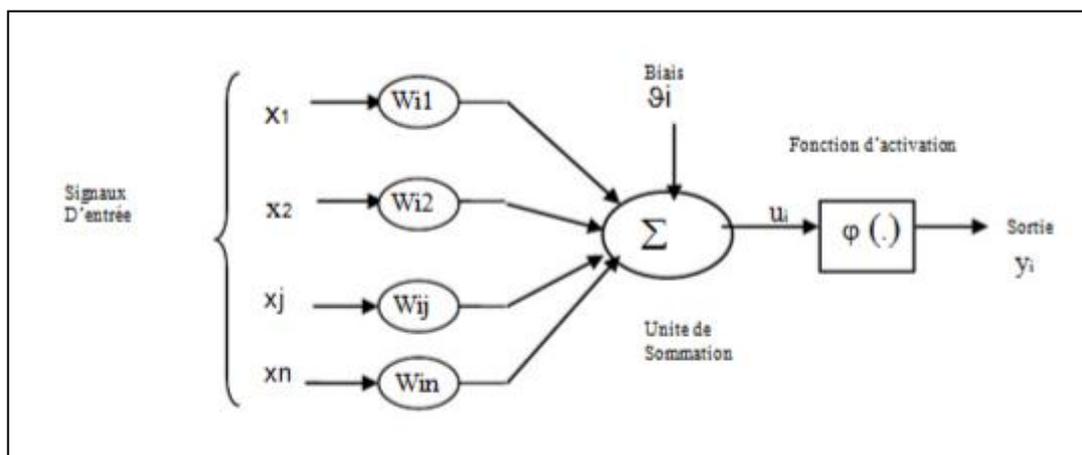


Figure II.2: présentation d'un neurone formel

Le modèle est composé de : [14]

- Des entrées du neurone formel  $=1,2,\dots, n$  ;
- Des paramètres de pondération

## Chapitre II : Réseaux de neurones artificiels

- De la fonction d'activation ou de seuillage (non linéaire, sigmoïde, etc....) ; Et d'une sortie du neurone formel.

Interprétation mathématique :

D'un point de vue mathématique, le neurone formel peut être représenté de la manière suivante :

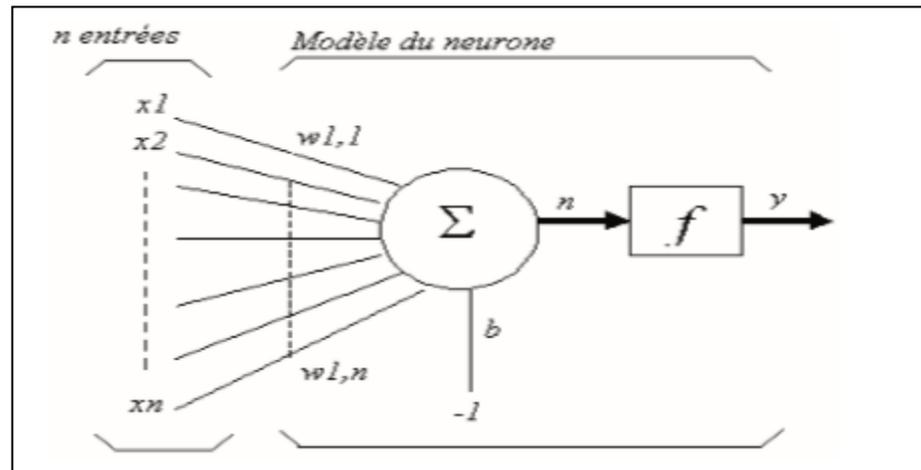


Figure II.3: présentation mathématique d'un neurone de formel

La formule mathématique s'écrit ainsi :

$$y = f\left(\sum_{j=1}^n w_j \cdot x_j - \theta\right) \text{ Seuil}$$

$f$  : La fonction

Les entrées Elles peuvent être :

- Booléennes.
- Binaires (0, 1) ou bipolaires (-1, 1).
- Réelles.

## Chapitre II : Réseaux de neurones artificiels

*Tableau II.1: les différents types de fonction [21]*

Nom de la fonction	Relation d'entrée/sortie	Icône	Nom Matlab
seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$		hardlim
seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$		hardlims
linéaire	$a = n$		purelin
linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$		satlin
linéaire saturée symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$		satlins
linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$		poslin
sigmoïde	$a = \frac{1}{1+\exp^{-n}}$		logsig
tangente hyperbolique	$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}}$		tansig
compétitive	$a = 1$ si $n$ maximum $a = 0$ autrement		compet

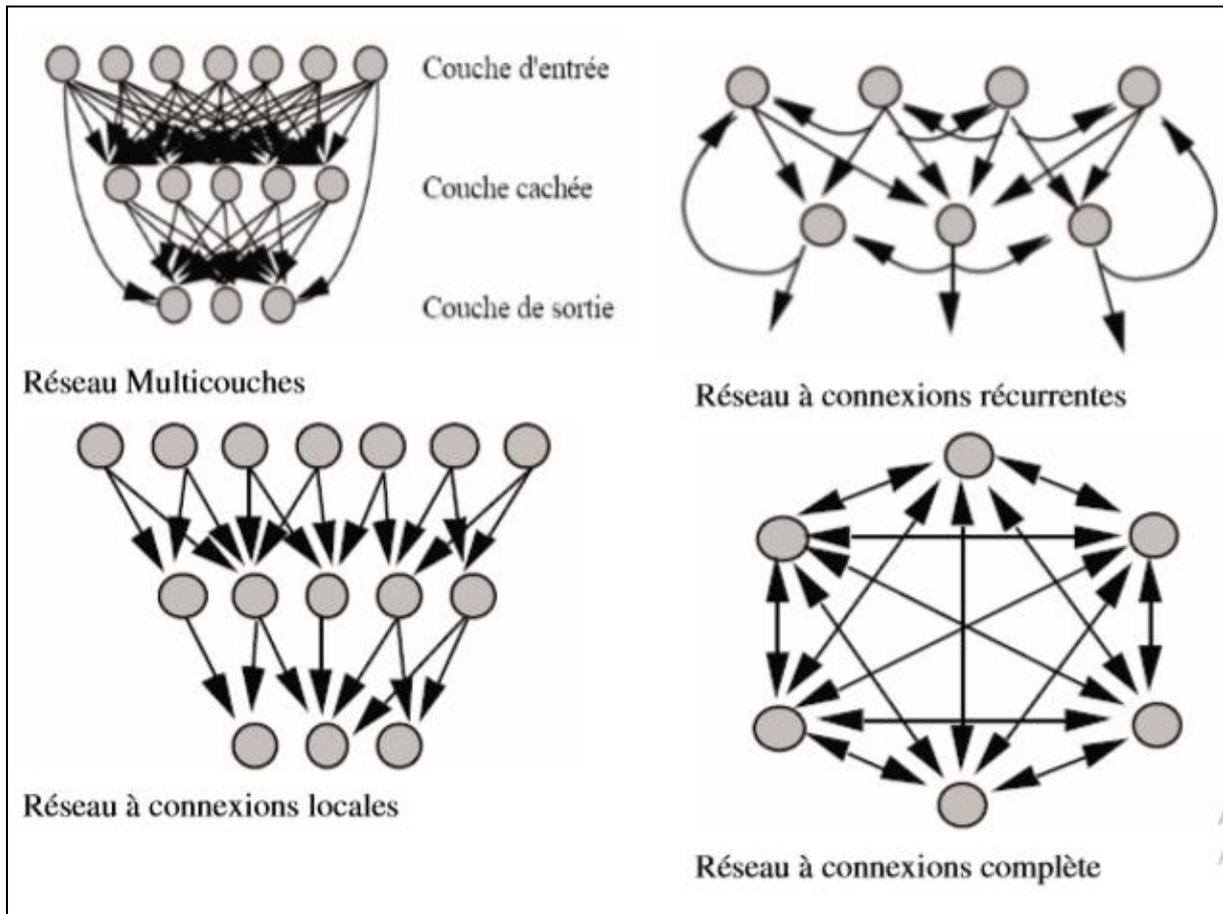
## Chapitre II : Réseaux de neurones artificiels

---

On pourra résumer cette modélisation par (Tableau II.2), qui nous permettra de voir clairement la transition entre le neurone biologique et le neurone formel.

*Tableau II.3: la transition entre le neurone biologique et le neurone formel [21]*

<b>Neurone biologique</b>	<b>Neurone artificiel</b>
Synapses	Poids de connexions
Axones	Signal de sortie
Dendrite	Signal d'entrée
Somma	Fonction d'activation



*Figure II.4: représentation des différentes topologies de R.N.A [22]*

## II.2 Types de réseaux de neurones [18]

Les réseaux de neurones sont classés généralement en deux types, les réseaux non bouclés (non récurrent) et réseaux bouclés (récurrent)

### II.2.1 Les réseaux bouclés (ou réseaux non récurrents)

Les réseaux non bouclés des réseaux de neurones dans lesquels l'information se propage couche par couche sans retour en arrière possible ; Les réseaux à couches peuvent se diviser en réseaux sans couches cachées et en réseaux avec une ou plusieurs couches cachées. Quelques modèles des réseaux de neurone non bouclés.

### ➤ Perceptron mono couche

C'est historiquement le premier RNA, c'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. Il est calqué, à la base, sur le système visuel et de ce fait a été conçu dans un but premier de reconnaissance des formes.

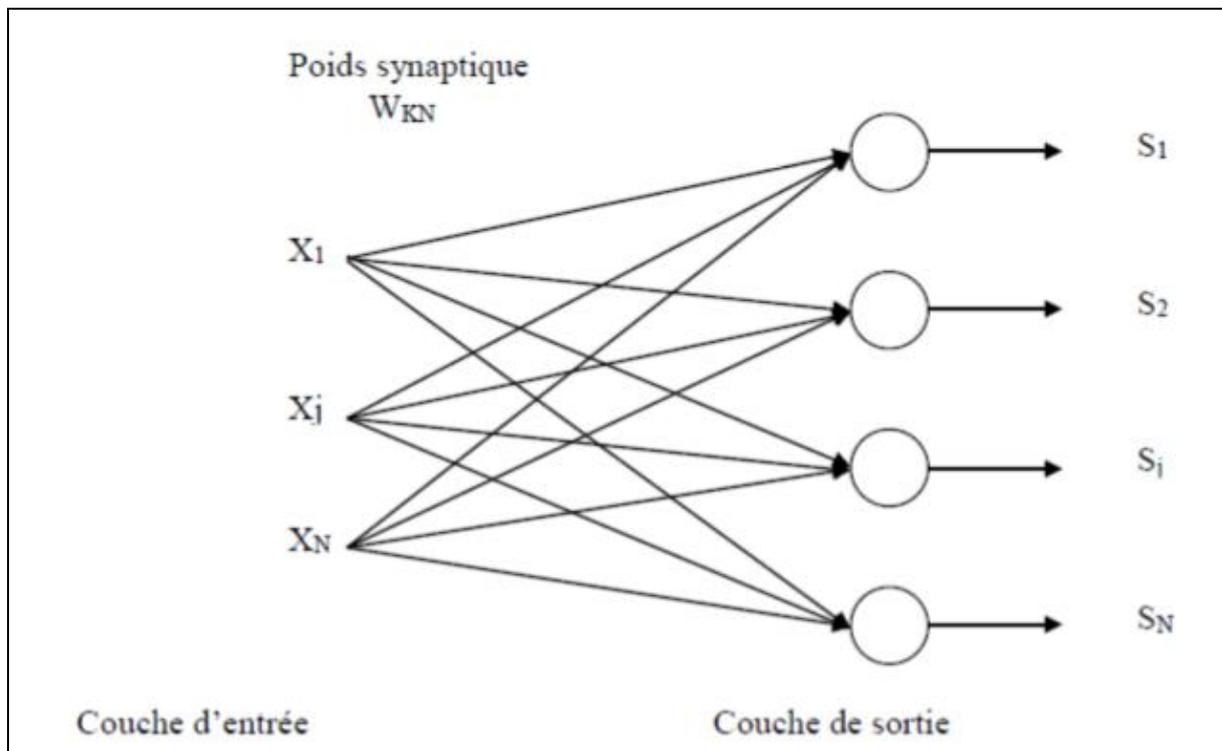
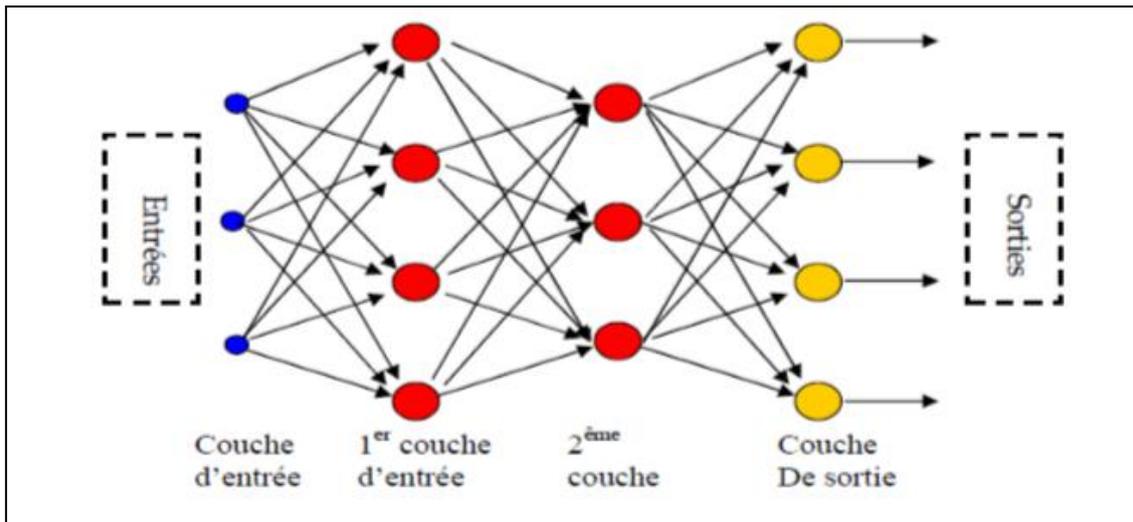


Figure II.5: réseau monocouche

### ➤ Le perceptron multi couche (MLP)

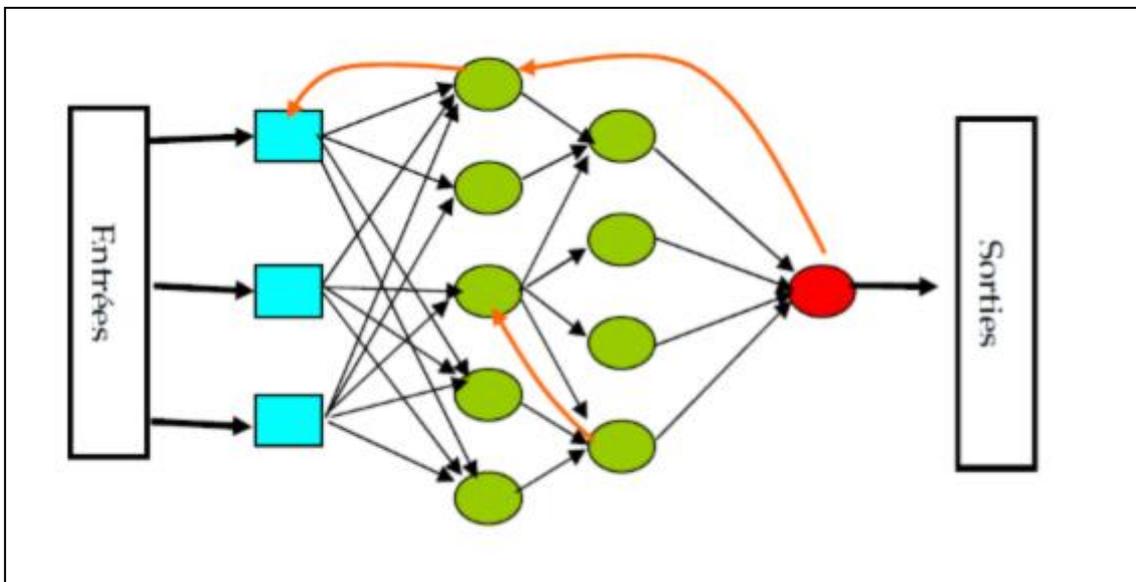
Les neurones sont arrangés par couche, les entrées des neurones de la deuxième couche sont en fait les sorties des neurones de la couche amont, les neurones de la première couche sont reliés au monde extérieur et reçoivent le vecteur d'entrée. Il peut y avoir une ou plusieurs sorties à un réseau de neurone.



*Figure II.6: Architecture multicouche*

### II.2.2 Les réseaux non bouclés (ou les réseaux récurrents)

Ces réseaux caractérisent par la présence d'au moins une boucle de rétroaction au niveau des neurones ou entre les couches, et la prise en compte de l'aspect temporel du phénomène (fig.7). Mais ce sont des modèles plus durs à mettre en œuvre



*Figure II.7 Réseau de neurones non bouclé*

### II.3 Choix de l'architecture [18]

Il existe un grand nombre de type de réseaux de neurones, avec pour chacun des avantages et des inconvénients. Le choix d'un réseau peut dépendre :

- De la tâche à effectuer (classification, association, contrôle de processus, séparation aveugle de sources.....).
- De la nature des données (variante dans le temps, nom variante...)
- Des différents types de réseaux de neurones disponibles dans le logiciel de simulation que l'on compte utiliser (à moins de le programmer).

### II.4 Types d'apprentissage [18]

#### II.4.1 Apprentissage supervisé

Dans l'apprentissage supervisé, le problème est de distinguer des catégories d'objets dont on dispose des données étiquetées suivant ces catégories. Par exemple des millions de photos où les chats et les chiens sont identifiés comme tels. La phase d'apprentissage ajuste progressivement les paramètres du modèle pour que l'erreur soit la plus faible possible sur les exemples connus. Dans la phase d'inférence, la machine catégorise des données inconnues, elle reconnaît par exemple des chiens sur des nouvelles photos.

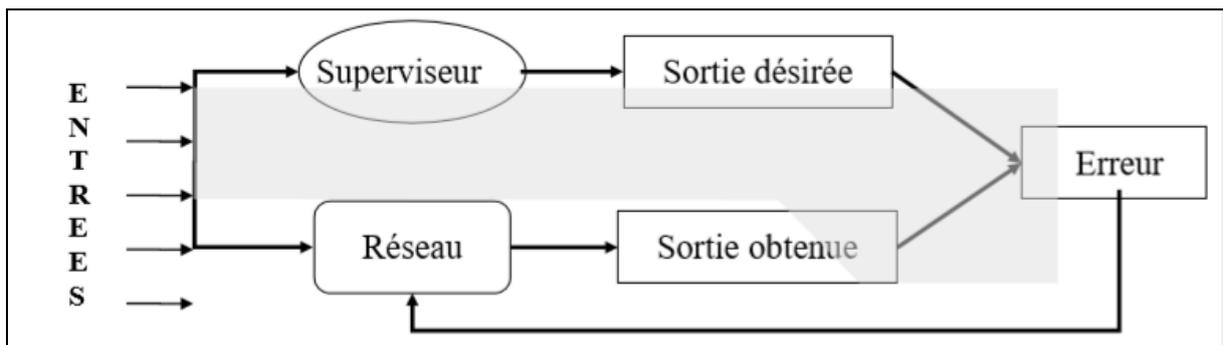
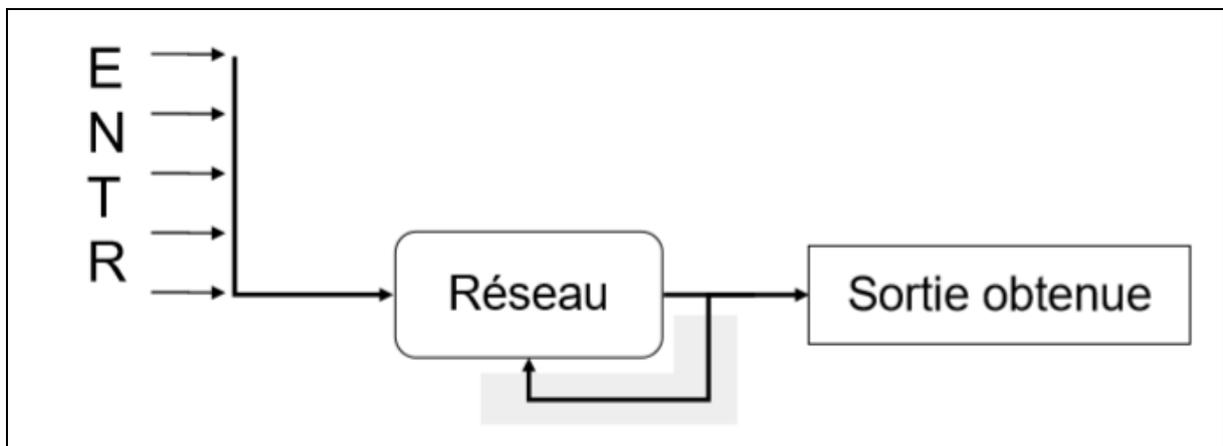


Figure II.8: présentation d'un apprentissage supervisé

### II.4.2 Apprentissage non supervisé

Dans l'apprentissage non supervisé, au contraire, on dispose de données non étiquetées. Lors de la phase d'apprentissage, le but est d'établir des catégories. La phase d'inférence est identique à celle de l'apprentissage supervisé. Par exemple, cette technique est particulièrement utile pour déterminer des profils de comportement sur lesquels on n'a aucun a priori sur les catégories, à partir de multiples traces qu'on laisse quotidiennement sur Internet. Ces approches sont aujourd'hui au centre des travaux de recherche puisqu'elles permettraient de limiter la nécessité de jeux de données annotées. [15]



*Figure II.9: Présentation d'un apprentissage non supervisé*

### II.5 Méthodologie pour l'utilisation des réseaux de neurones ;

**Elle se compose en deux étapes :**

1. La première consiste en l'étude du problème que l'on veut résoudre pour valider son adaptabilité à une résolution par les réseaux de neurones et définir les objectifs à atteindre pour pouvoir contrôler la qualité de la solution retenue.

Pour valider l'adaptabilité du problème à une solution par les réseaux de neurones, il faut : que le problème soit identifié et caractérisé, pouvoir disposer d'un nombre important de données pour assurer à la fois l'apprentissage du réseau et la vérification de ses performances, étudier la nature des données et évaluer la taille du problème. Les objectifs à définir sont les performances attendues en apprentissage et en utilisation.

2. La seconde est axée sur la technique des réseaux de neurones. Elle englobe le choix du type de réseau et celui de son implantation en fonction des caractéristiques du problème étudié et des objectifs fixés, en se basant sur la nature de l'application, la nature des données et les considérations sur les performances.

### II.5.1 Méthode de mise en œuvre des réseaux de neurones [18]

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées; ils peuvent approcher toute fonction de régression si l'on trouve un réseau de neurones qui rend minimum la fonction de coût des moindres carrés (somme des carrés des différences entre les valeurs calculées par le réseau de neurones et les valeurs mesurées). La mise en œuvre d'un réseau de neurones nécessite donc :

- De déterminer les entrées pertinentes, c'est-à-dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser,
- De collecter les données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des performances du réseau de neurones,
- De trouver le nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une approximation satisfaisante,
- D'estimer les valeurs des paramètres correspondant à un minimum de la fonction de coût, c'est-à-dire d'effectuer un apprentissage,
- D'évaluer les performances du réseau de neurones à l'issue de l'apprentissage. En fonction des résultats obtenus, il peut être nécessaire d'effectuer plusieurs itérations de tout ou partie de cette procédure.

#### II.5.1.1 Les entrées pertinentes

Le problème de la détermination des entrées pertinentes se pose de manière très différente selon les applications envisagées.

Si le processus que l'on veut modéliser est un processus industriel, le problème est important mais pas crucial, car, en général, on connaît bien les grandeurs qui interviennent et les relations causales entre celles-ci. On connaît donc la nature des entrées désirables pour un modèle; il peut être néanmoins utile de faire un choix parmi ces grandeurs, en ne prenant en

considération, en entrée du modèle, que celles qui agissent de manière très significative sur le processus (c'est-à-dire celles dont l'effet est plus important que l'incertitude de la mesure).

### II.5.1.2 Le nombre de neurones cachés

L'écart entre l'approximation réalisée par un réseau de neurones et la fonction à approcher est inversement proportionnel au nombre de neurones cachés, malheureusement, ce résultat, comme d'autres considérations théoriques telles que la dimension de Vapnik Cervonenkis, [16] n'est pas constructif, en ce sens qu'il ne peut que donner des estimations, ou des bornes larges, du nombre de neurones cachés nécessaires.

L'idée la plus naturelle consisterait à choisir le nombre de neurones cachés le plus grand possible, puisque c'est ce qui assure la plus grande précision à l'approximation uniforme d'une fonction. Ce serait oublier que le problème réel que l'on se pose n'est pas un problème d'approximation uniforme, mais un problème d'ajustement d'une fonction à un nombre fini de points; il faut donc, non seulement que la fonction réalisée par le réseau de neurones passe « le plus près possible », au sens des moindres carrés, des points utilisés pour l'apprentissage (l'ensemble de ces points est appelé « ensemble d'apprentissage »), mais également qu'il soit capable de généraliser de manière satisfaisante.

Le réseau le plus parcimonieux en neurones cachés est celui qui présente les meilleures capacités de généralisation, tandis que le réseau qui a trop de paramètres conduit au phénomène classique de « surajustement » (en anglais *overfitting*). En pratique, on s'efforcera toujours de faire en sorte que le nombre de paramètres ajustables soit petit devant le nombre d'exemples: la parcimonie intrinsèque aux réseaux de neurones à fonction d'activation sigmoïde permet de réaliser cette condition plus facilement. Il n'est alors pas difficile de représenter graphiquement le résultat de manière simple, [17].

Il faut donc trouver un critère global de jugement des performances du réseau de neurones. Il convient de constituer outre l'ensemble d'apprentissage utilisé pour le calcul des poids du réseau, un ensemble de test, constitué de données différentes de celles de l'ensemble d'apprentissage, à partir duquel on estime les performances du réseau après un apprentissage.

### II.5.1.3 La rétro-propagation [18]

- Créer pour généraliser la loi Widrow-Hoff d'apprentissage du réseau multicouche et de la fonction de transfert dérivable et non linéaire.
- Les vecteurs d'entrées et les vecteurs de sorties correspondantes sont utilisés pour faire apprendre au réseau jusqu'à ce qu'il puisse approcher la fonction.
- Un réseau avec seuils, couches sigmoïde et une couche de sortie linéaire est capable d'approximer n'importe quelle fonction avec un nombre de discontinuités limitées.
- Conclusions
- Les réseaux de neurones artificiels est un outil indispensable qui a fait ses preuves dans la pratique par leurs caractéristiques de généralisation et de robustesses. Alors ces réseaux-là ne sont en fait qu'un :
- Ensemble de neurones formels inspiré du neurone biologique.
- Relié entre eux par des synapses contenant des poids.
- Utilisant un nombre d'algorithmes d'apprentissage afin de réaliser une tâche généralement la classification, prédiction, approximation

**CHAPITRE III :**  
**MODELISATION ET**  
**SIMULATION**

### III Simulation

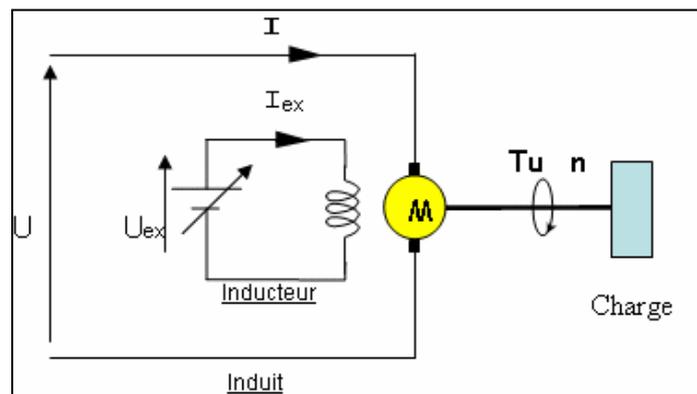
#### Introduction

Dans ce chapitre nous présentons la partie simulation de notre mémoire, en décrivant les éléments constituant le schéma bloc du simulink puis nous effectuons le relevé de différentes grandeurs caractérisant la machine à courant continu et finalisant par l'étude neuronal pour essai de robustesse.

#### III.1 Présentation des éléments de la simulation

##### III.1.1 Source d'alimentation triphasée

Le moteur à courant continu à excitation séparée est commandé par la tension d'induit comme le montre la figure suivante:

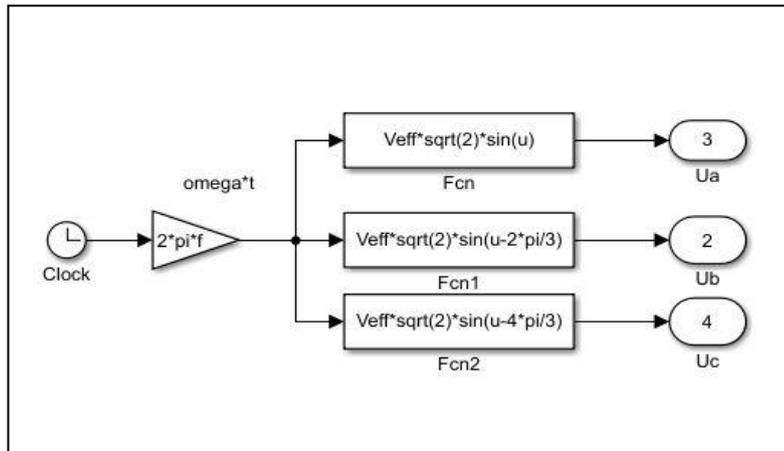


**Figure III.1:** schéma équivalent de moteur en à excitation séparée

Le redresseur est alimenté par un réseau triphasé équilibré de tension défini par le système d'équations suivantes :

$$\begin{cases} U_a(t) = \sqrt{2}V_{eff} \sin(2\pi ft) \\ U_b(t) = \sqrt{2}V_{eff} \sin(2\pi ft - \frac{2\pi}{3}) \\ U_c(t) = \sqrt{2}V_{eff} \sin(2\pi ft - \frac{4\pi}{3}) \end{cases} \quad \text{(III.1)}$$

Avec :  $V_{eff} = 220V$  ;  $f=50HZ$

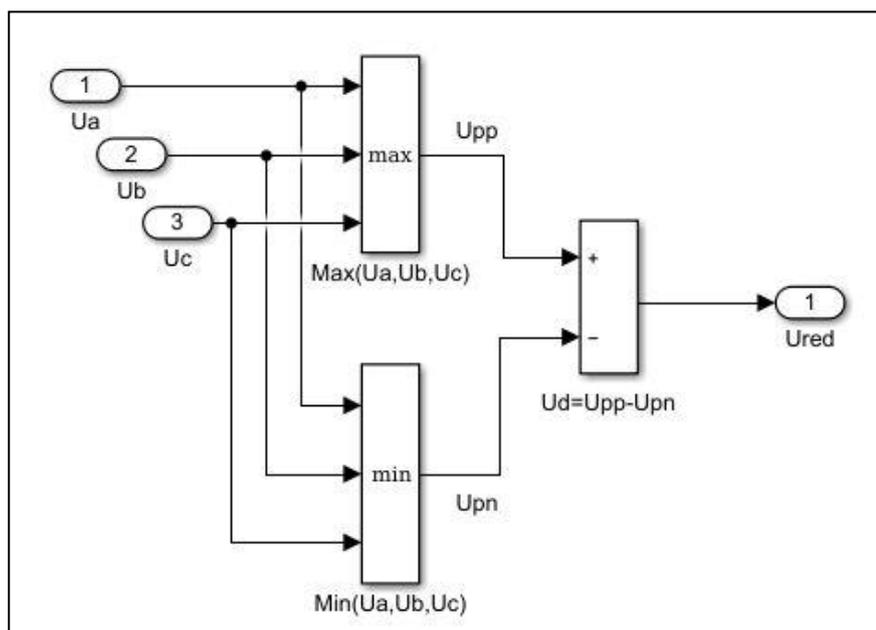


**Figure III.2** : schéma bloc de la source triphasée sous Simulink.

### III.1.2 Modélisation du redresseur :

Et si on néglige l'effet d'empiétement, la tension de sortie du redresseur sera définie comme suite :

$$U_{red}(t) = \text{Max}[U_a(t), U_b(t), U_c(t)] - \text{Min}[U_a(t), U_b(t), U_c(t)] \quad \text{(III.2)}$$



**Figure III.3:** Schéma bloc du redresseur sous Simulink

### III.1.3 Modélisation du filtre :

On utilise un filtre passe bas « LC », pour éliminer les harmoniques hautes fréquences. Ce filtre est schématisé par la figure suivante :

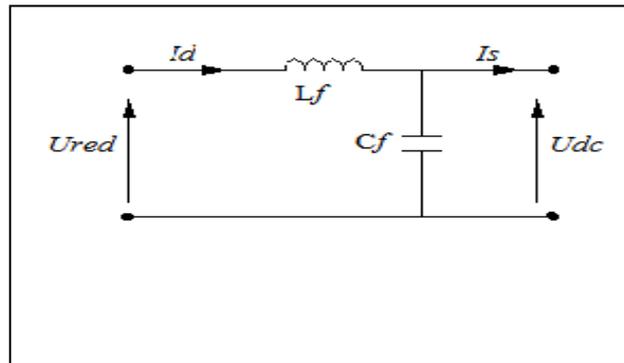


Figure III.4: schéma du filtre passe bas

C'est un filtre de deuxième ordre avec une pulsation de coupure égale à :

$$\omega_c = \frac{1}{\sqrt{L_f C_f}} \quad (\text{III.3})$$

On donne :

- $L_f = 400 \text{ mH}$
- $C_f = 600 \text{ mH}$

L'extraction du filtre «Butterworth» partir de : bibliothèque Simulink/Signal processingBlockset/Filtering/Filter Designs/

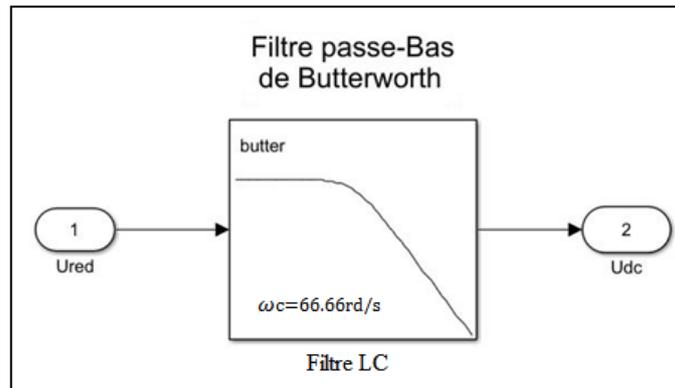


Figure III.5 schéma de filtre Butterworth

### III.1.4 Hacheur

Les convertisseurs généralement utilisés dans les applications des MCC à vitesse variable, sont de type hacheur ou pont à thyristors. Dans ce mémoire on utilise un hacheur série, l'élément de base de cette hacheur est un transistor sous SIMULINK on utilise l'élément « Switch » dans la bibliothèque SIMULINK/Signal Routing.

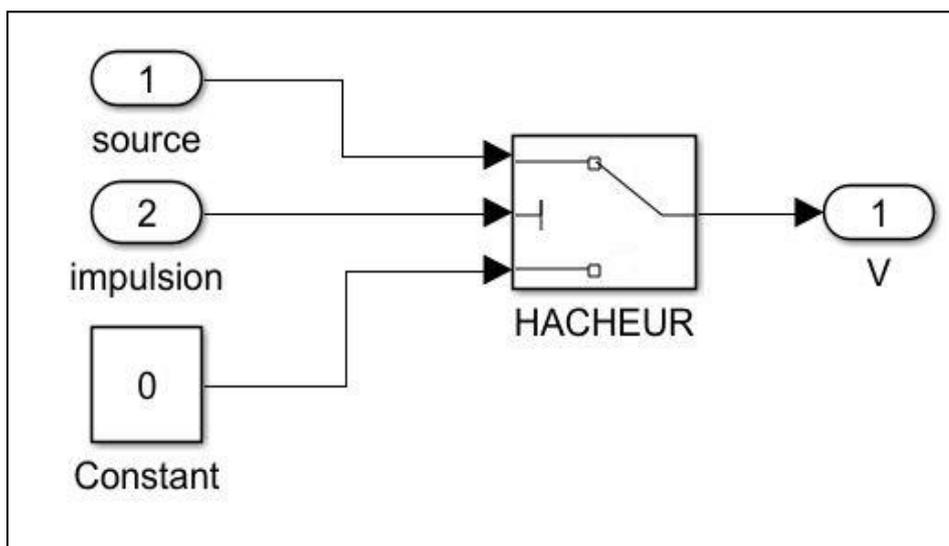


Figure III.6: Schéma bloc du hacheur sous Simulink

### **III.1.5 Principe de la commande MLI**

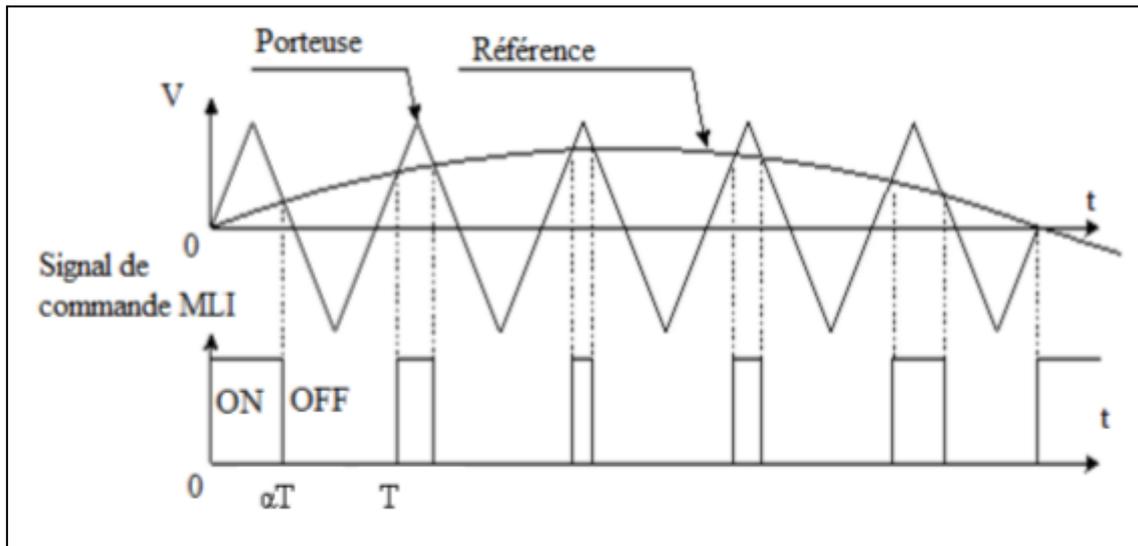
La technique la plus utilisée dans les variateurs de vitesse pour moteur à courant continu est la commande par modulation de la largeur d'impulsion MLI.

Le Principe de base de la Modulation de la Largeur d'impulsion MLI est fondé sur le découpage d'une pleine onde rectangulaire. Ainsi, la tension de sortie est formée par une succession de créneau d'amplitude égale à la tension continue d'alimentation et de largeur variable. La technique la plus répandue pour la production d'un signal MLI est de comparer entre deux signaux.

Le premier, appelé signal de référence, est un signal continu qui varie entre deux seuils définis en fonction de notre application.

Le second, appelé signal de la porteuse, définit la cadence de la commutation des interrupteurs statiques du convertisseur. C'est un signal de haute fréquence par rapport au signal de référence ; L'intersection de ces signaux donne les instants de commutation des interrupteurs

La réalisation de la fonction MLI est représentée par la figure suivante : [5]

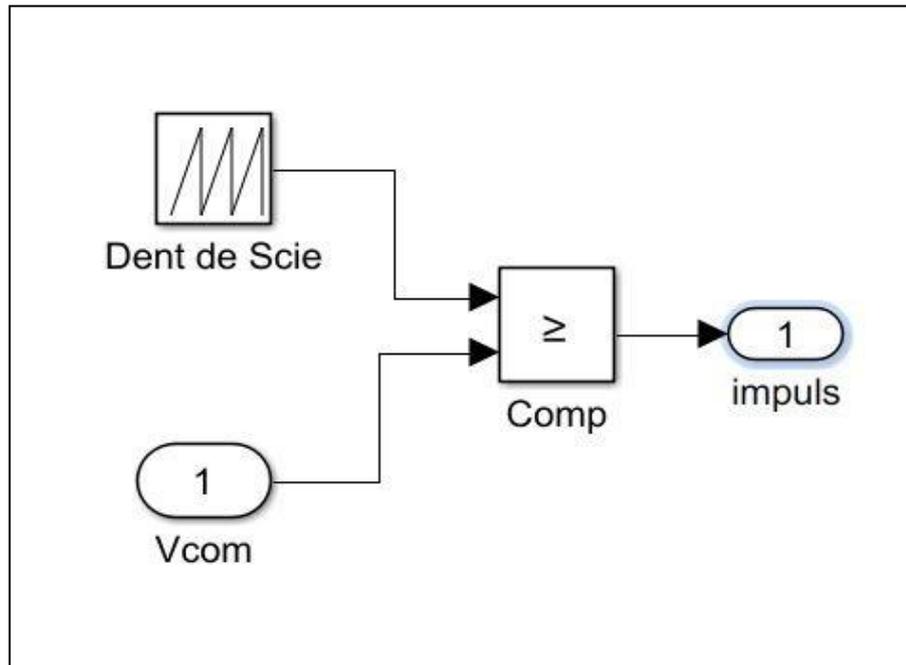


**Figure III.7:** Réalisation du signal MLI

L'intersection de la référence avec la porteuse, en sens croissant, commande la fermeture du transistor T, son intersection avec la porteuse, en sens décroissant, commande l'ouverture de T. Le principe se fait par comparaison entre les deux signaux utilisant un amplificateur opérationnel.[5]

### Paramètre :

- Intervalle du temps :[0 1/1000]
- Sorties :[0 50]



**Figure III.8:** générateur d'impulsion

### III.1.6 Régulateur PI :

Le régulateur PI, est composé de la fonction proportionnelle et de la fonction intégrale mises en parallèle. Sa fonction de transfert est donnée par :

$$C(p) = K_p + \frac{K_i}{P} = \frac{K_p P + K_i}{P} = K_p \left(1 + \frac{1}{T_i P}\right) \quad (\text{III.4})$$

Avec :  $T_i = \frac{K_p}{K_i}$

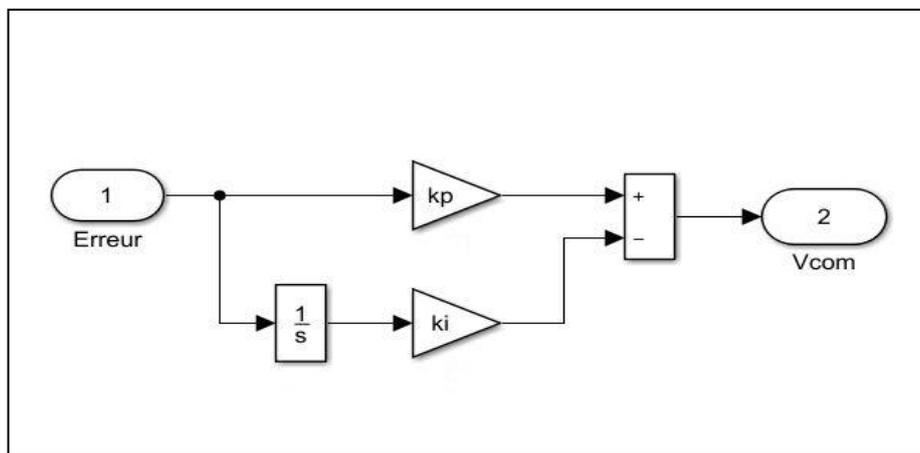


Figure III.9: Schéma bloc du régulateur PI sous Simulink

#### Détermination des paramètres $K_p$ , $K_i$

Pour la détermination des paramètres du régulateur nous adoptons la méthode de la régulation idéale.

#### Spécification du cahier de charge :

Dans cette étude, la commande du MCC en boucle fermée pour assurer les spécifications du cahier de charge suivantes :

- ❖ Stabilité du système
- ❖ Système suivi la trajectoire de la référence
- ❖ Dépassement négligeable
- ❖ Rapidité (temps de montée moins de 0.01s, temps d'établissement moins de 0.003)
- ❖ Précision (erreur statique nulle)

## Chapitre III : Modélisation et simulation

---

Pour traduire ces spécifications du cahier de charge en régulateur classique type PI on a utilisé la régulation idéale, qui se repose sur la connaissance du modèle précis du système à commander.

Les performances réelles obtenues dépendent de la qualité du modèle et son aptitude à représenter le mieux possible le procédé.

La fonction de transfert en boucle ouverte est :

$$FTBO = R_{(p)}G_{(p)} \quad (\text{III.5})$$

La fonction de transfert en boucle fermée est :

$$FTBF = \frac{R_{(p)}G_{(p)}}{1 + R_{(p)}G_{(p)}} \quad (\text{III.6})$$

On appelle régulation idéale si la fonction de transfert en boucle ouverte est de la forme :

$$R_{(p)}G_{(p)} = \frac{1}{T_p} \quad (\text{III.7})$$

La constante de temps T est donnée et la fonction de transfert G(p) du procédé est connue, on tire l'expression du régulateur R(p) par :

$$R_{(p)} = \frac{1}{T_p G_{(p)}} \quad (\text{III.8})$$

En conséquence de choix, la fonction du transfert en boucle fermée est :

$$FTBF = \frac{R_{(p)}G_{(p)}}{1 + R_{(p)}G_{(p)}} = \frac{\frac{1}{T_p}}{1 + \frac{1}{T_p}} = \frac{1}{1 + T_p} \quad (\text{III.9})$$

## Chapitre III : Modélisation et simulation

---

C'est-à-dire un comportement transitoire d'ordre un avec une précision statique parfaite.

Les performances sont alors :

- Stabilité inconditionnelle
- Précision statique parfaite
- Régime transitoire apériodique avec un temps de réponse fixe par le choix de T

$$G(P) = \frac{k_t / R_a f_r + k_t \cdot k_e}{\frac{L_a J}{R_a f_r + k_t \cdot k_e} P^2 + \frac{R_a J + L_a f}{R_a f_r + k_t \cdot k_e} P + 1} \quad (\text{III.10})$$

On néglige l'inductance (L) par rapport la résistance (R)

On aura:

$$G_{(p)} = \frac{K_m}{T_m P + 1} \quad (\text{III.11})$$

Avec :

$$K_m = \frac{k_t}{R_a f_r + k_t k_e} \quad (\text{III.12})$$

$$T_m = \frac{R_a J}{R_a f_r + k_t \cdot k_e} \quad (\text{III.13})$$

$$R_{(p)} = \frac{1}{T P G_{(p)}} \quad (\text{III.14})$$

$$R_{(p)} = \frac{1}{T P \left( \frac{K_m}{T_m P + 1} \right)} = \frac{1}{\frac{T P K_m}{T_m P + 1}} = \frac{T_m P + 1}{K_m T P} \quad (\text{III.15})$$

$$K_p = \frac{T_m}{K_m T} \quad (\text{III.16})$$

$$K_i = \frac{1}{K_m T} \quad (\text{III.17})$$

Donc un régulateur PI avec un gain proportionnel  $K_p = T_m / K_m T$  et de constante d'intégration  $T_i = 1 / K_m T$  ; La constante de temps  $T$  sera choisie de manière à fixer le temps de réponse en boucle fermée.

Comme application pour notre système on a trouvé :

- $K_p = 1.2471$
- $K_i = 9.0204 \cdot 10^3$

### III.1.7 Modélisation de la machine à courant continu

La modélisation de l'ensemble moteur + charge est réalisable à partir des équations de base de la machine à courant continu et du principe fondamental de la dynamique :

Equations électromécaniques :

$$\begin{cases} C_e = K \cdot I_a \\ E = K \cdot \Omega_m \end{cases} \text{ avec : } K = K_1 \cdot \phi \quad (\text{III.18})$$

Equation électrique (second loi de Kirchhoff):

$$V_a = E + R_a I_a + L_a \frac{dI_a}{dt} \quad (\text{III.19})$$

Equation mécanique (second loi de Newton) :

$$J \frac{d\Omega_m}{dt} + f_r \Omega_m = C_e - C_r \quad (\text{III.20})$$



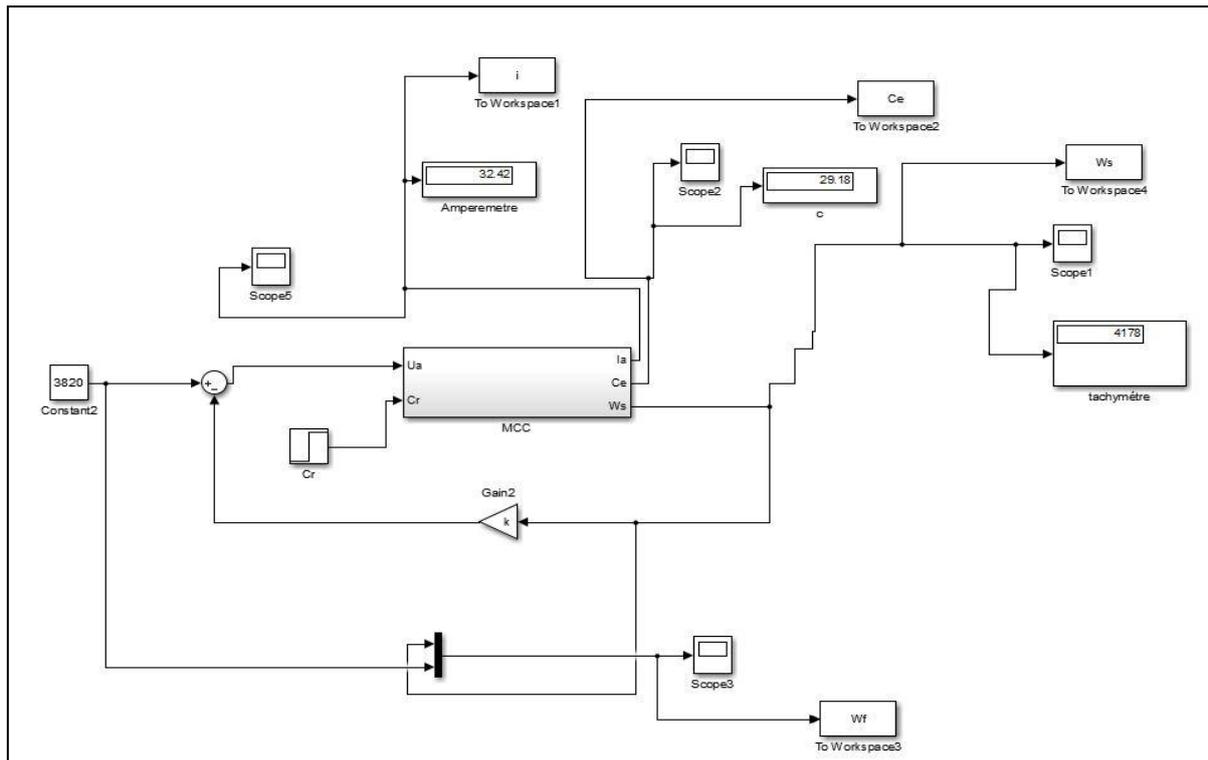


Figure III.11: schéma simplifié d'un MCC à excitation séparé

### Les données numériques :

- **Paramètres du moteur:**  $R_a=1.8402$ ;  $L_a=0.0077$  H;  $J=0.0061$  kg. m<sup>2</sup>;  $f_r=0.001$  N. m. s<sup>2</sup> ;  $K=0.9$
- **Paramètre de la MLI:** Fréquence de la porteuse :  $f_p=1000$  Hz.
- **Charge constante :** 25N.m (application en régime permanent) ; (ex. ascenseur ou grue).
- **Charge variable :**  $K. \Omega^2$  (avec  $K=0.0002$ ) ; (ex. pompe ou ventilateur).
- **Paramètres du correcteur PI :**  $K_p=1.2471$ ;  $K_i=9.0204.10^3$
- **Echelon de commande de vitesse :** 3820 tr/min.

## III.2 Commande en boucle ouverte et fermée

### III.2.1 Commande en boucle ouverte

Un système de commande est en boucle ouverte lorsqu'aucune mesure de sortie  $y(t)$  n'est utilisée (ne comporte pas de contre-réaction) pour élaborer la commande  $u(t)$ . Cela nécessite la connaissance d'un modèle de fonctionnement du système à commander. Par exemple la connaissance d'un modèle de fonctionnement d'un moteur à courant continu permettra de connaître la tension d'entrée qu'il faudra lui appliquer pour obtenir la vitesse de rotation désirée.

Cette solution est envisageable dans le cas où le système est parfaitement connu et modélisé et dans le cas où l'obtention d'une mesure de la sortie n'est pas économiquement possible

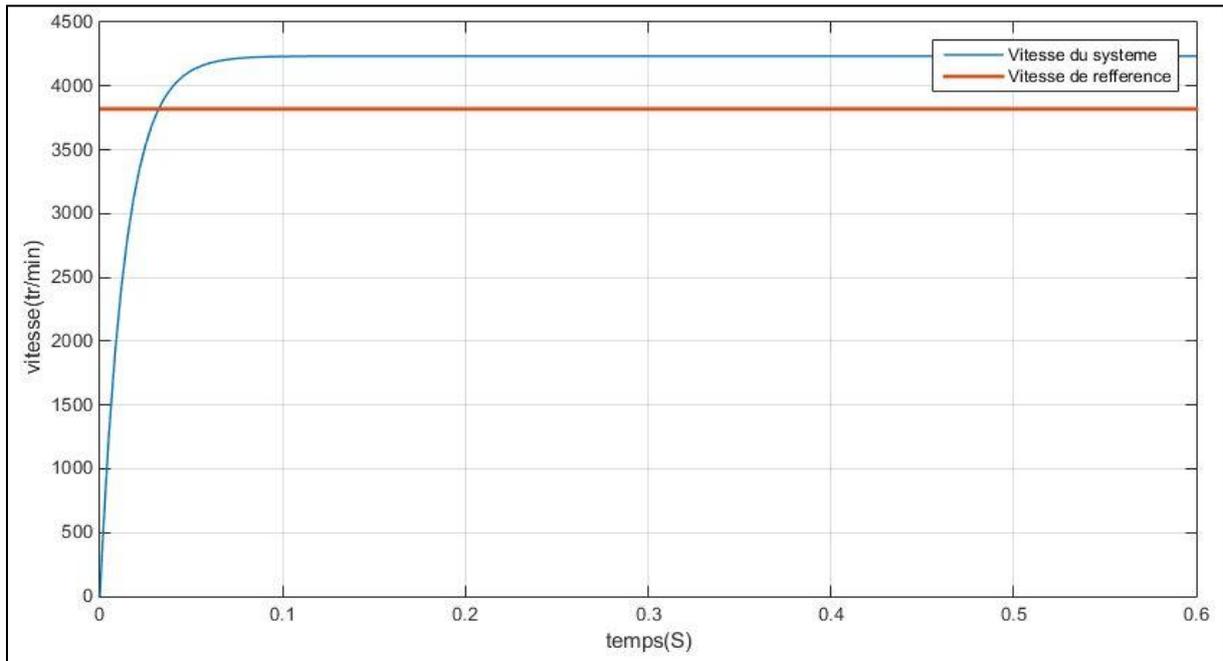
### III.2.2 Commande en boucle fermée

La commande en boucle fermée est caractérisé par l'introduction d'une boucle de retour (ou rétroaction). Dans cette stratégie de commande, une mesure de la sortie est utilisée et comparée avec la consigne : 3820tr/min par le correcteur.

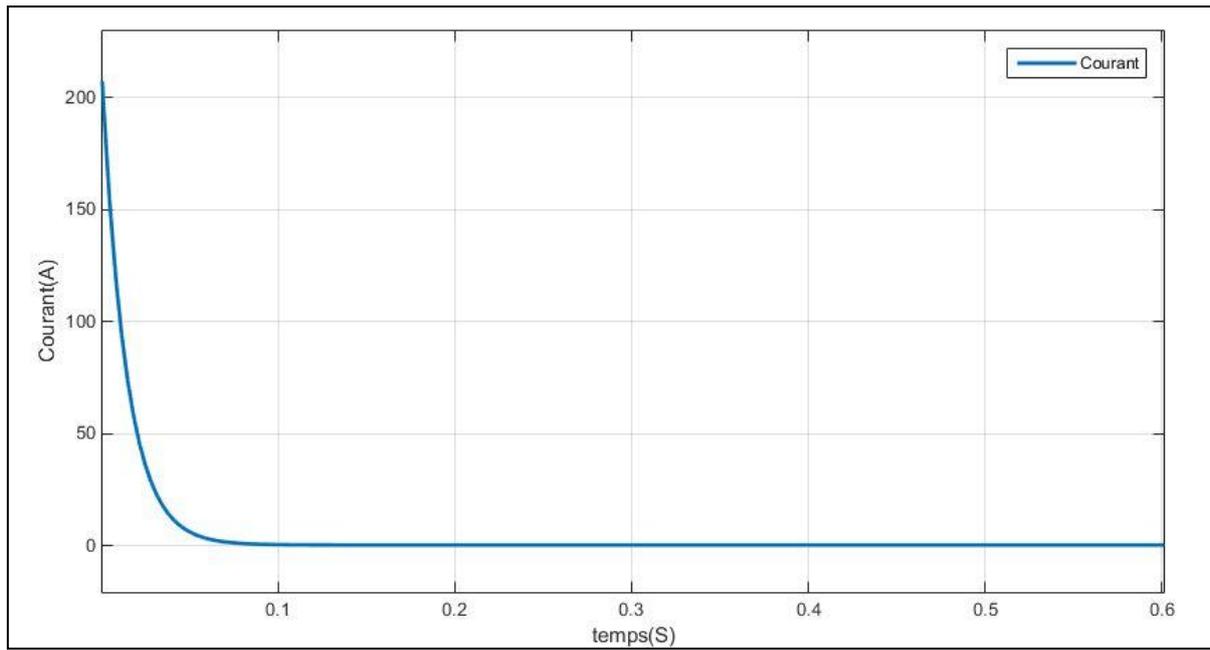
### III.3 Simulation de la commande en boucle ouverte

➤ **A vide :**

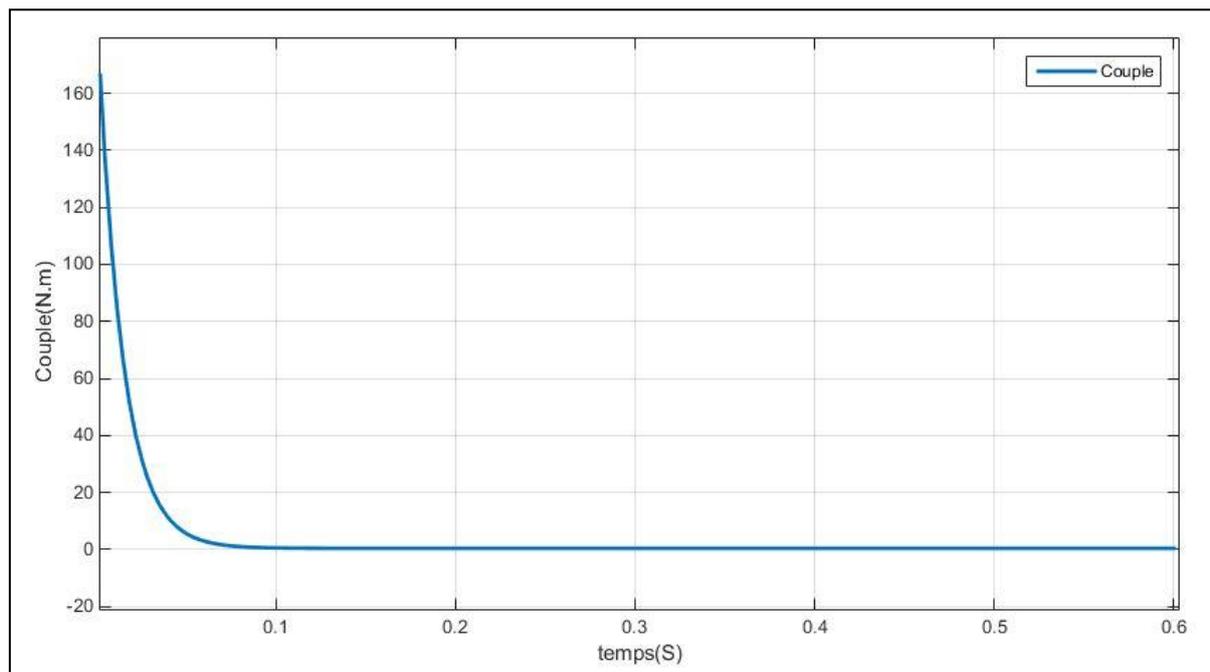
On impose une consigne de vitesse avec un couple résistant nul ( $C_r = 0\text{N:m.}$ ) puis on obtiens les résultats des courbes suivantes :



*Figure III.12: réponse indicielle en vitesse*



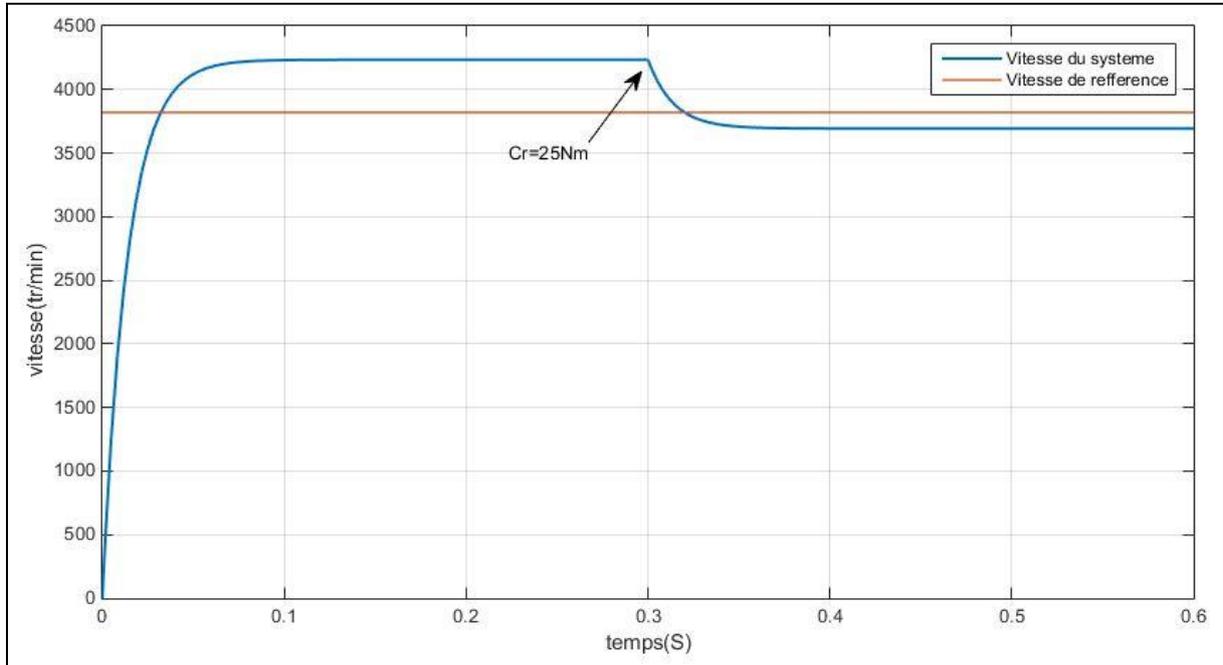
*Figure III.13: réponse indicielle en courant*



*Figure III.14: réponse indicielle en couple*

### ➤ En charge :

On impose la même consigne de vitesse ( $V_{\text{réf}} = 3820 \text{ tr/min}$ ), mais cette fois on applique un couple résistant ( $C_r = 25 \text{ N.m}$ ) puis on obtient les résultats des courbes suivantes :



*Figure III.15: réponse indicielle en vitesse*

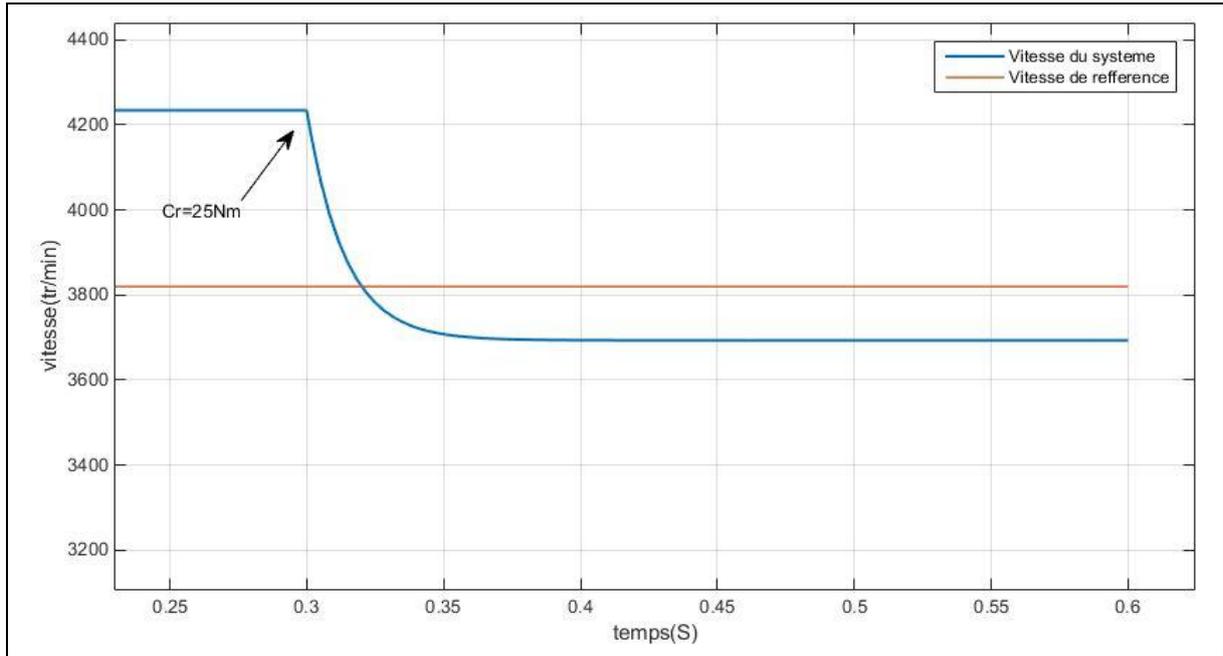


Figure III.16: réponse indicielle en vitesse (au moment 0.3s)

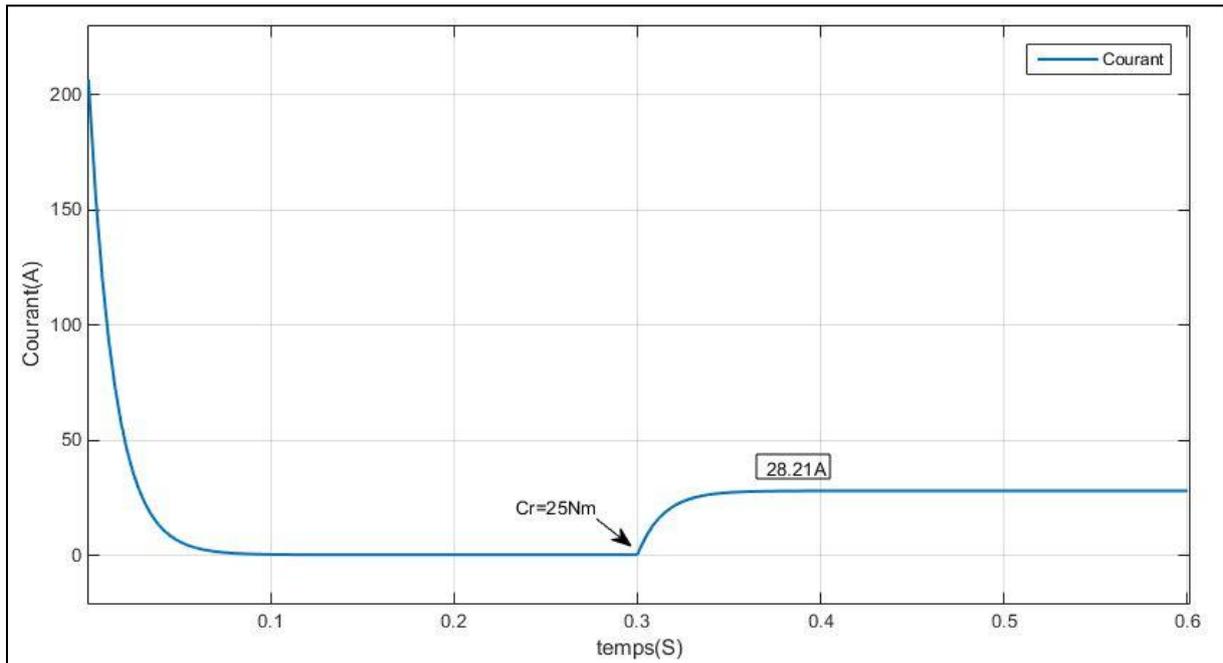


Figure III.17: réponse indicielle en courant

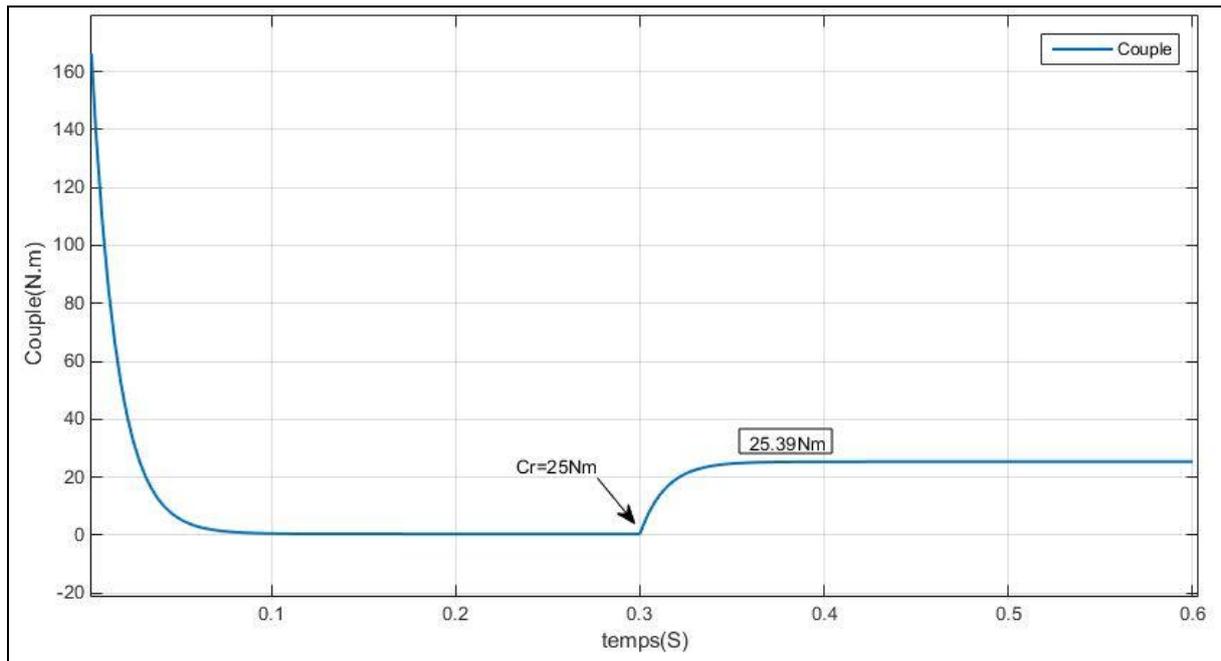


Figure III.18: réponse indicielle en couple

### III.4 Interprétations des résultats de simulation en boucle ouverte

#### III.4.1 A vide :

La vitesse de rotation dépasse la vitesse nominale et atteint la valeur de 4210[tr/min] durant la phase transitoire de 0.1[s]. le courant pour la même période transitoire atteint le pic de 210[A] puis il se diminue jusqu'au 0.48 [A] dans un temps court de 0.09s.

#### III.4.2 En charge :

Après un démarrage à vide, on applique un couple résistant  $C_r=25$  [N.m] à  $t =0.3$ [s], le moteur démarre avec un couple de démarrage important de l'ordre de  $C_e=195$ [N.m], puis il passe du régime transitoire au régime établi pour se stabiliser autour de 0.43 [N.m], à partir de l'application de la charge la courbe passe et se stabilise au  $C_e=25.39$  [N.m], qui correspond au couple résistant imposé par la charge.

La vitesse diminue à la valeur 3690[tr/min] et se stabilise sur cette valeur de vitesse. La diminution de la vitesse est due à l'absence de la chaîne de retour.



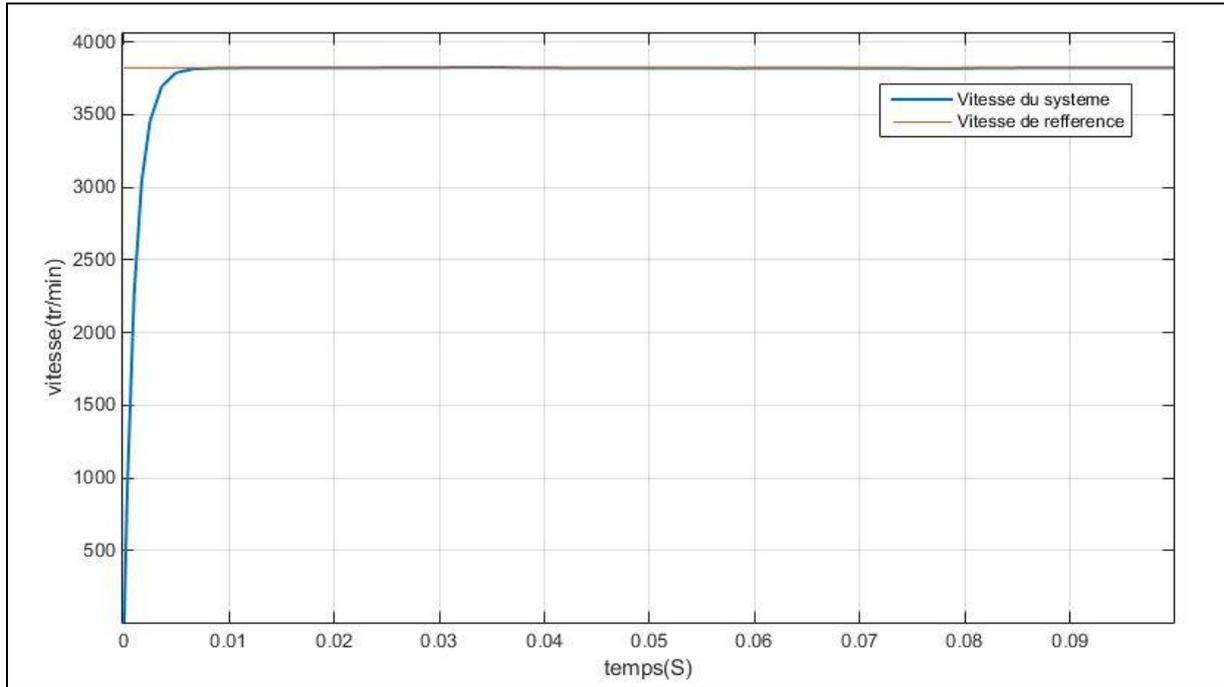


Figure III.21 : réponse indicielle en vitesse( $T=0.1s$ )

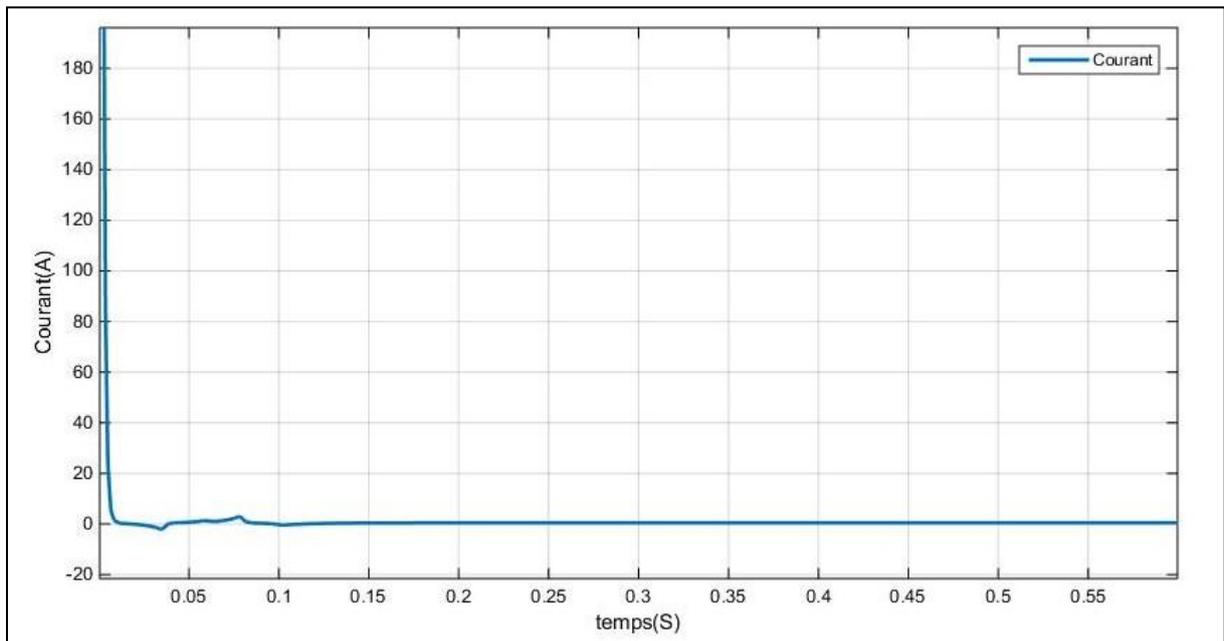


Figure III.22: réponse indicielle en courant

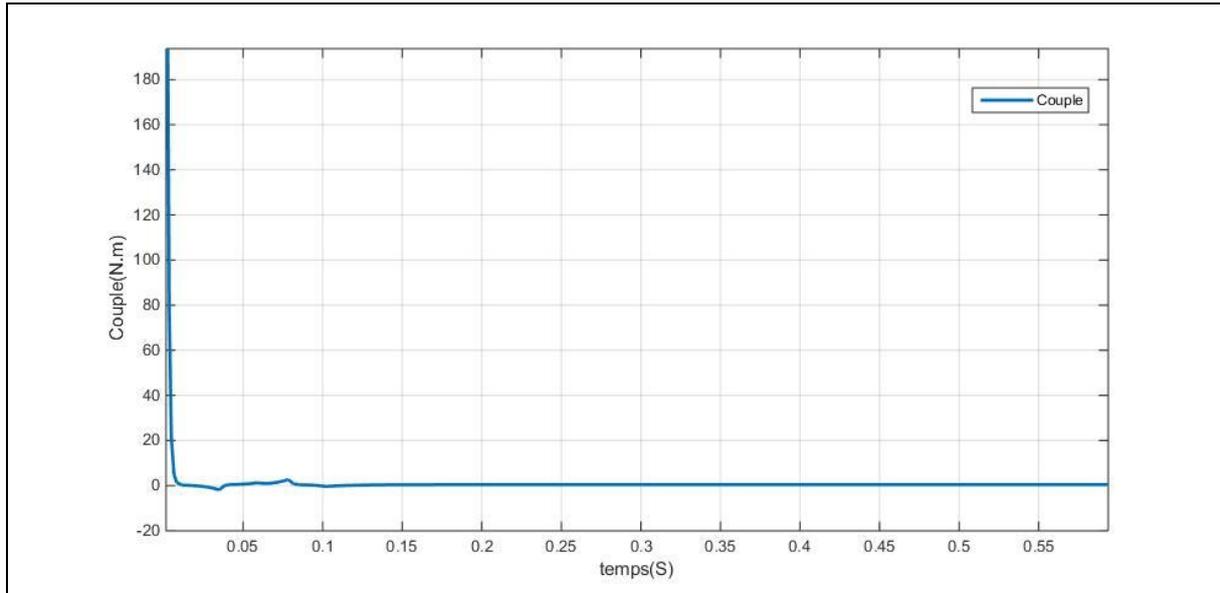


Figure III.23: réponse indicielle en couple

➤ **En charge :**

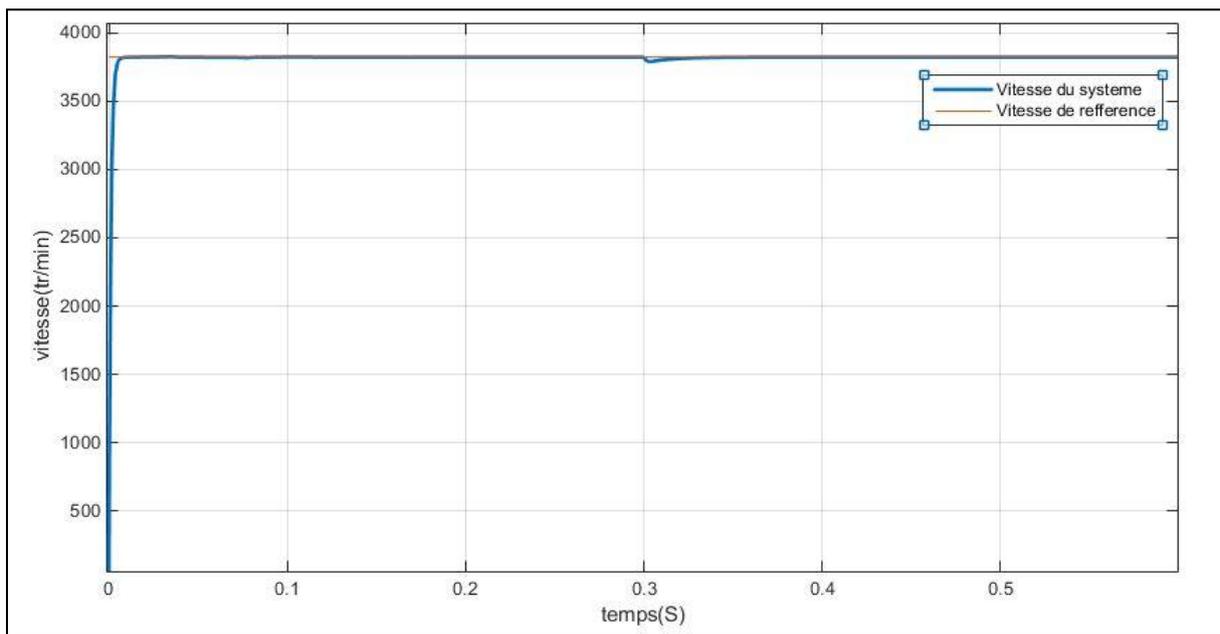


Figure III.24: réponse indicielle en vitesse

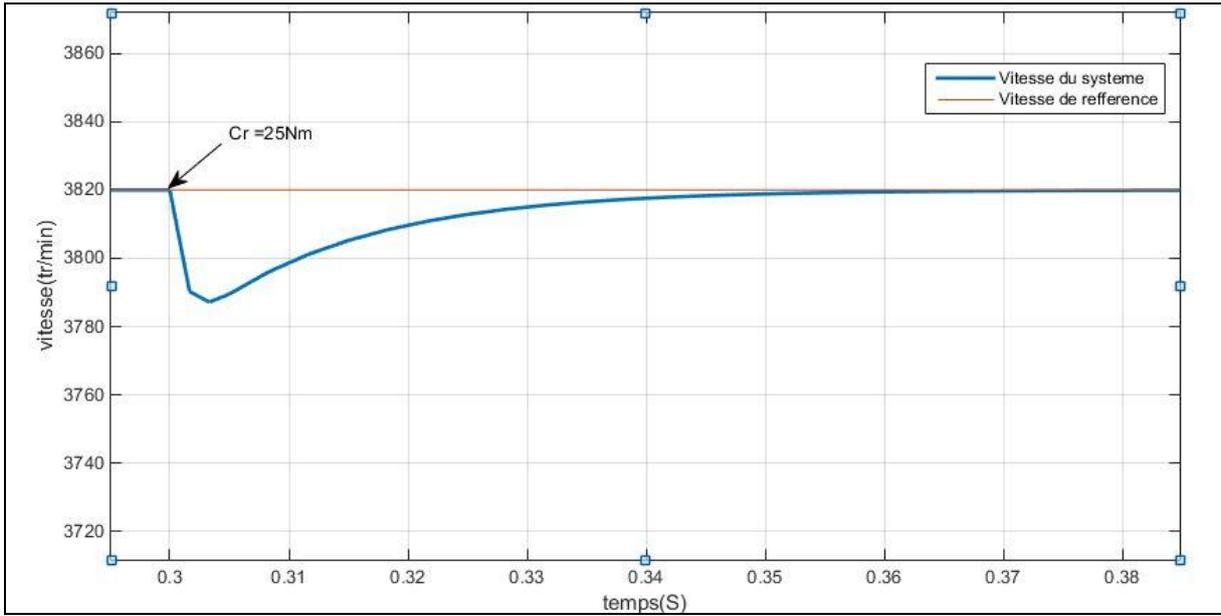


Figure III.25: réponse indicielle en vitesse (temps 0.3s)

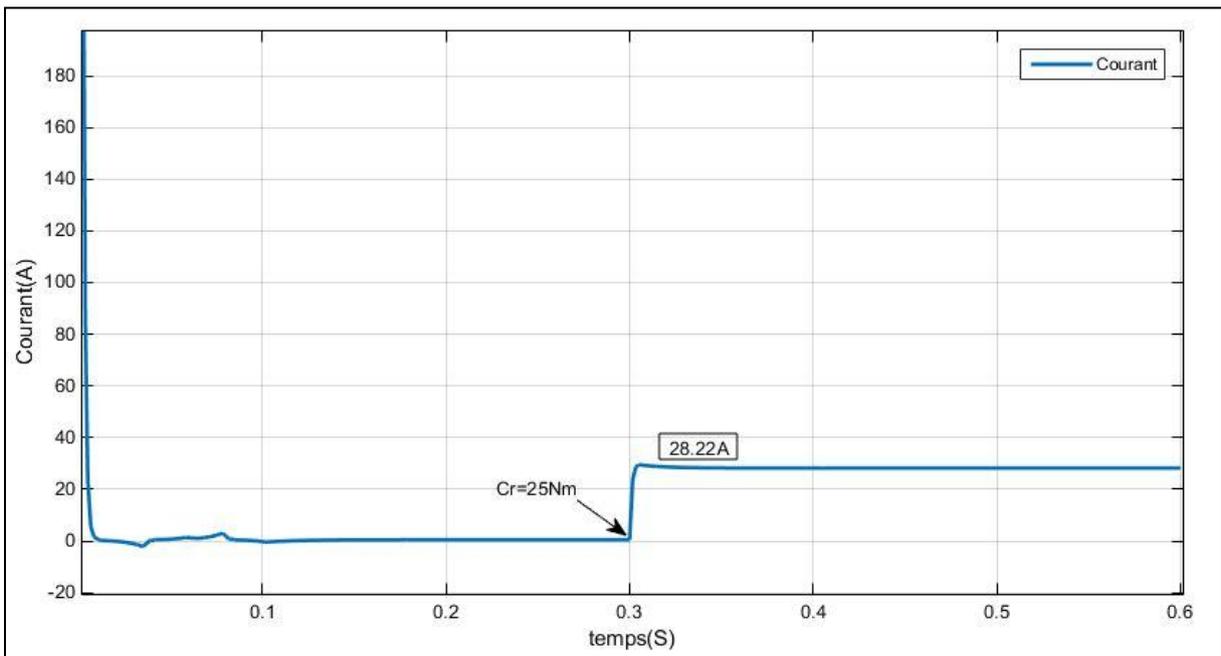


Figure III.26 : réponse indicielle en courant

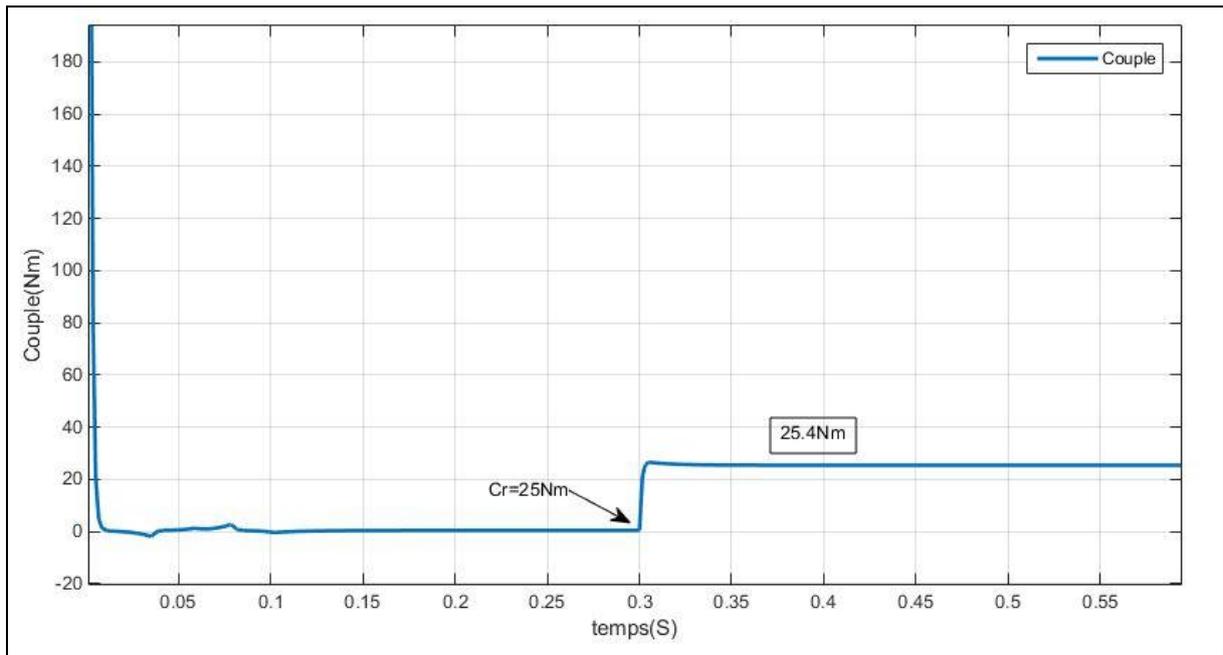


Figure III.27 : réponse indicielle en couple

### III.6 Interprétations des résultats de simulation en boucle fermée :

#### ➤ A vide :

Le relevé de différentes courbes montre d'une part la bonne poursuite pour une consigne de vitesse de 3820 [tr/min] avec un dépassement négligeable et un faible temps de réponse. Le courant atteint la valeur crête environ 2000 [A] durant le régime transitoire qui est très court (0.008s) puis s'affaiblit.

#### ➤ En charge :

Nous appliquons une charge de valeur  $C_r=25\text{[N.m]}$  après  $t=0.3\text{[s]}$ , nous constatons un changement trop rapide de la vitesse de telle sorte qu'elle diminue puis retourne à la valeur de référence donc une bonne poursuite de la vitesse réelle à la vitesse de référence. Le couple électromagnétique passe par un régime transitoire puis il se stabilise autour de la valeur de la charge appliquée  $C_e=25.4\text{ [N.m]}$ . Le courant augmente afin de compenser le couple résistant.

### III.7 Test de robustesse de régulateur PI

#### III.7.1 Définition :

La robustesse d'un régulateur se caractérise par son insensibilité envers les variations paramétriques du système tel que la variation de la résistance d'induit de 100% et la variation du moment d'inertie de 50%

L'augmentation de la résistance est dû à l'élévation de la température de la machine (valeur électrique) et la diminution du Moment d'inertie 'J' est dû à la variation de la répartition des masses autour d'un axe (valeur mécanique)

#### III.7.2 Déroulement du test

Le test se déroule au niveau de notre système dans Simulink comme suit :

##### 1. Variation de la résistance d'induit de 100%Ra :

En variant la résistance de l'induit de  $R_a=1.8\Omega$  sur  $[0s -0.3s]$  à  $R_a=3.6 \Omega$  sur  $[0.3s- 0.6s]$ , et on relève la réponse de notre système :

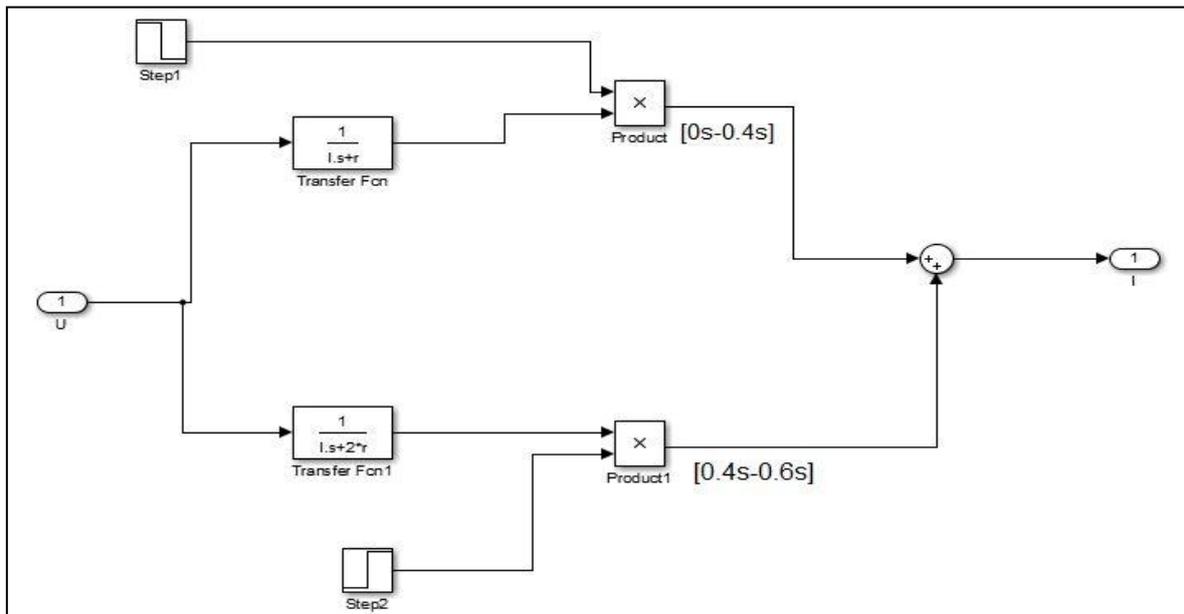


Figure III.28 : variation de la résistance

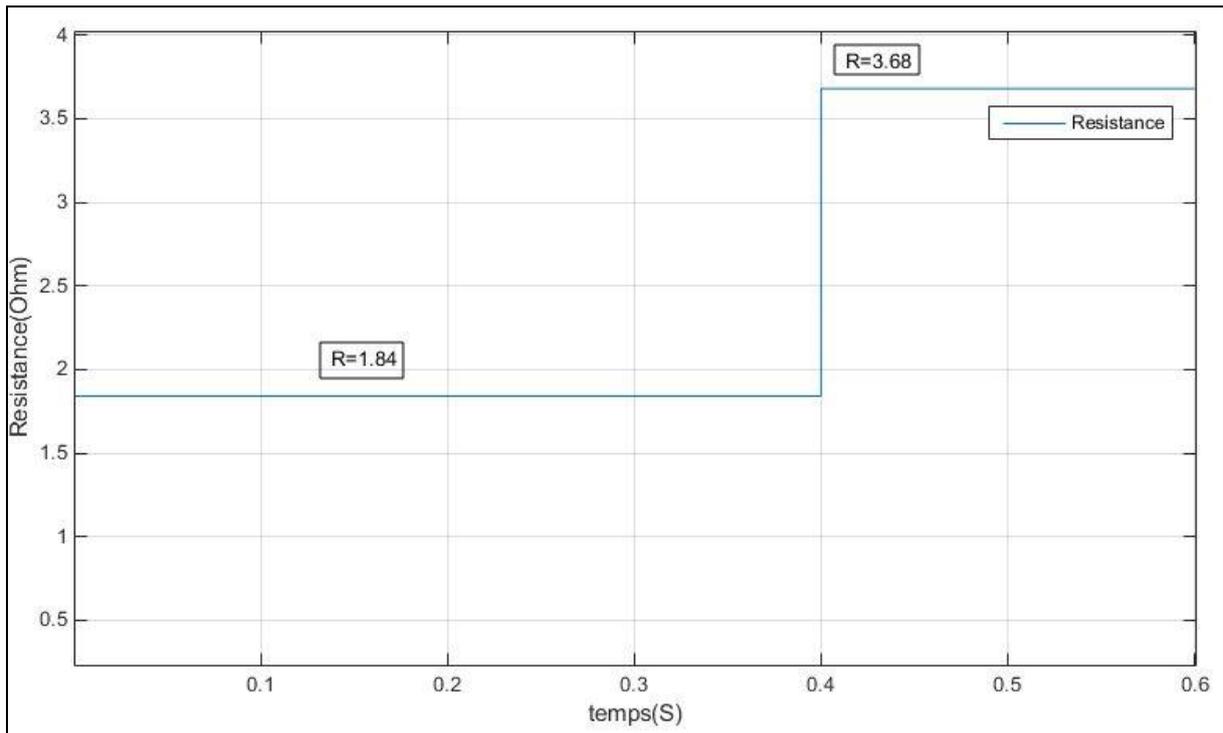


Figure III.29: comportement de la résistance

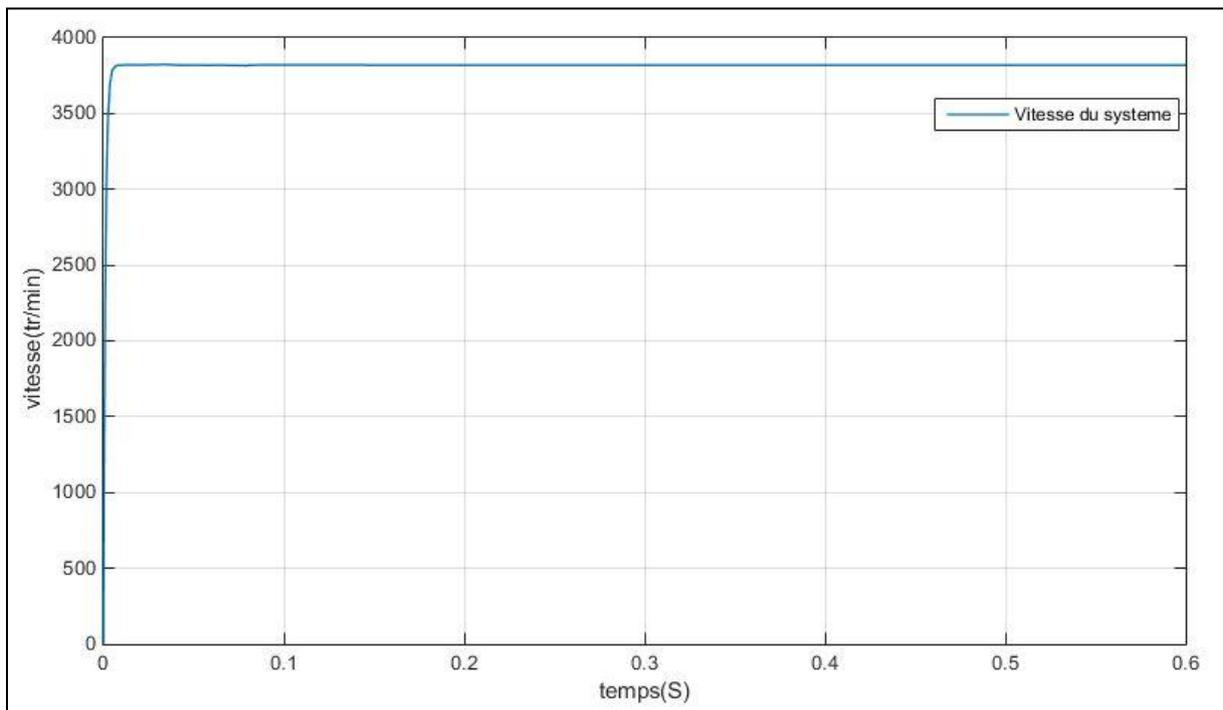


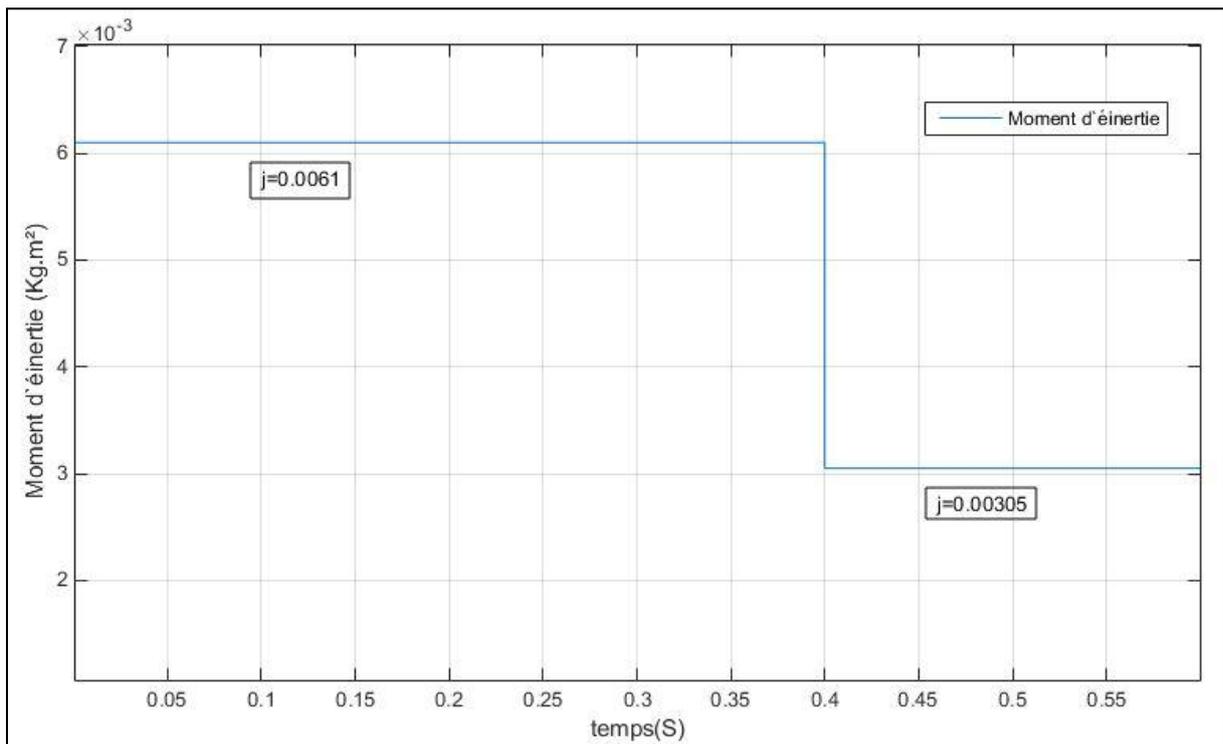
Figure III.30 : réponse du système

## Chapitre III : Modélisation et simulation

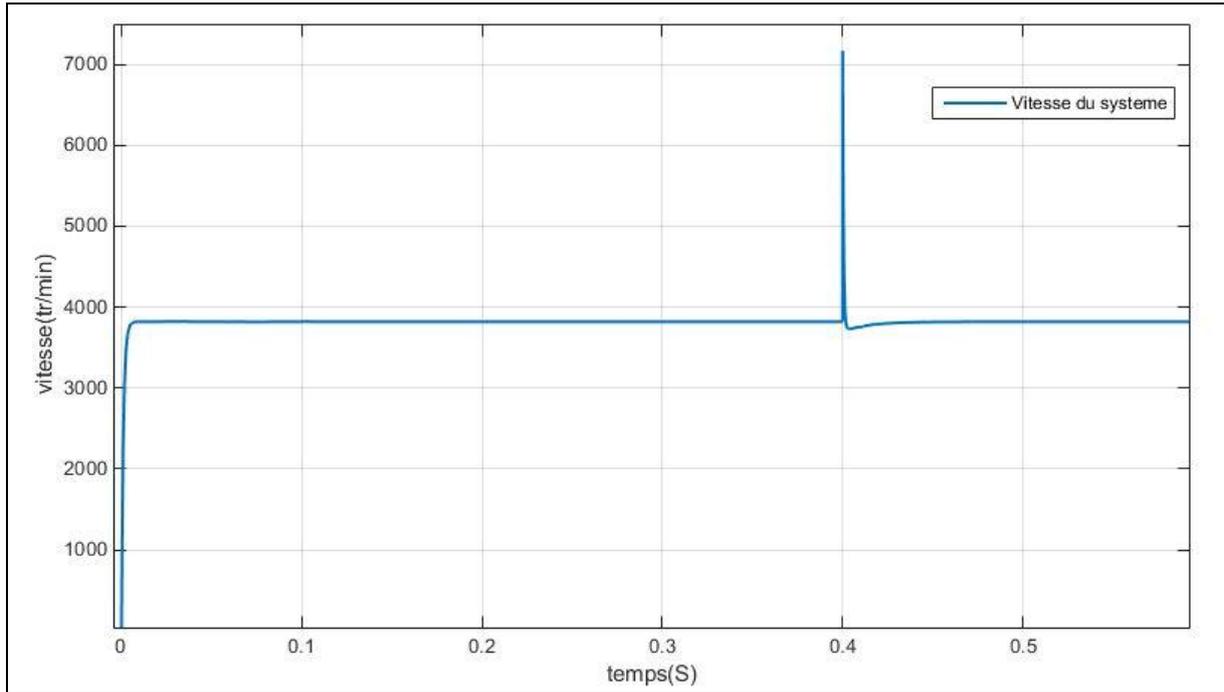
On note que le relevé de la courbe de vitesse en variant la résistance de 100% montre bien l'insensibilité du système commandé par le régulateur classique même si la résistance augmente jusqu'à 500%, le système reste invariant.

### 2. Variation du moment d'inertie de 50% :

En diminuant le moment d'inertie de  $J=0.0061$  sur  $[0s- 0.3s]$  à  $J=0.00305$  sur  $[0.3s- 0.6s]$  et on relève la réponse du notre système



*Figure III.31: comportement du moment d'inertie*



*Figure III.32 : réponse du système*

Le relevé de la courbe de vitesse en variant le moment d'inertie de 50% au moment  $t=0.3s$  montre bien que le régulateur PI ne s'adapte pas avec le changement du 'j' car apparaît un pic de vitesse puis retourne à la valeur de référence.

### III.8 Simulation avec réseaux neurones artificiels

Dans cette partie de simulation dans Matlab, on s'intéresse à la création d'un réseau neurone artificiel (régulateur neuronal) dans le schéma bloc de la boucle de régulation du moteur à courant continu commandé par un régulateur classique PI.

La création d'un réseau neurone s'effectue par calcul de l'erreur de convergence en introduisant des paramètres d'entrées et de sorties du réseau neurone artificiel ainsi que les éléments caractérisant les neurones.

Nous testons ensuite le régulateur neuronal à l'aide de la variation paramétrique de la machine à savoir la variation de la résistance d'induit de 100% et la variation du moment d'inertie de 50%.

### III.9 Caractéristique du réseau neurone

Les éléments caractérisant le réseau neurone artificiel :

Nombre de neurone d'entrée, Nombre de neurone caché, Nombre d'époques, Nombre de neurone de sortie, Types d'algorithme d'apprentissage,

### III.10 Les essais neuronaux réalisés :

Nous réalisons plusieurs essais d'apprentissage pour la création du régulateur neuronal et ceci en variant les paramètres du neurone ainsi que les entrées et les sorties puis on relève l'erreur de convergence. Le régulateur neuronal créé sera testé par la variation paramétrique de la machine.

**1<sup>er</sup> essai** : on réalise le premier essai de création du réseau neurone en choisissant les éléments suivants :

- Nombre de neurone d'entrée : 1
- Nombre de neurone caché : 6
- Nombre d'époques : 1000
- Nombre de neurone de sortie : 1

## Chapitre III : Modélisation et simulation

---

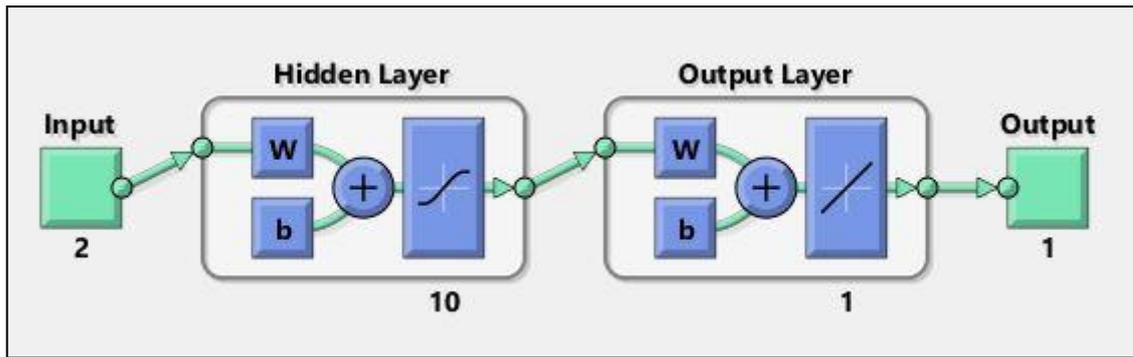
- Types d'algorithme d'apprentissage : Trainlm (Levenberg-Marquardt backpropagation)
- Paramètre d'entrée : L'erreur (E)
- Paramètre de sortie : signal de commande

### 2<sup>ème</sup> essai :

- Nombre de neurone d'entrée : 1
- Nombre de neurone caché : 8
- Nombre d'epochs : 750
- Nombre de neurone de sortie : 1
- Types d'algorithme d'apprentissage : trainbr (Levenberg-Marquardt optimization)
- Paramètre d'entrée : vitesse de référence (Wref)
- Paramètre de sortie : vitesse du système (Ws)

3<sup>ème</sup> essai : on réalise le premier essai de création du réseau neurone en choisissant les éléments suivants :

- Nombre de neurone d'entrée : 2
- Nombre de neurone caché : 10
- Nombre d'epochs : 1000
- Nombre de neurone de sortie : 1
- Types d'algorithme d'apprentissage : Trainlm (Levenberg-Marquardt backpropagation)
- Paramètre d'entrée : L'erreur (E) et la vitesse du système (Ws)
- Paramètre de sortie : vitesse du système (Ws)



*Figure III.33 : Réseau neuronal d'apprentissage*

*Tableau III.1: tableau des essais :*

	<b>1<sup>er</sup> essai</b>	<b>2<sup>ème</sup> essai</b>	<b>3<sup>ème</sup> essai</b>
Paramètre d'entrée	E	Wref	E&Ws
Paramètre de sortie	S.cmd	Ws	Ws
Nombre de neurone d'entrée	1	2	2
Nombre de neurone de sortie	1	1	1
Nombre de neurones cachés	6	8	10
Nombre d'epochs	1000	750	1000
Type d'algorithme d'apprentissage	Trainlm	trainbr	Trainlm
Erreur de convergence	$8.492.10^{-07}$	$3.13.10^5$	$1.727.10^{-9}$

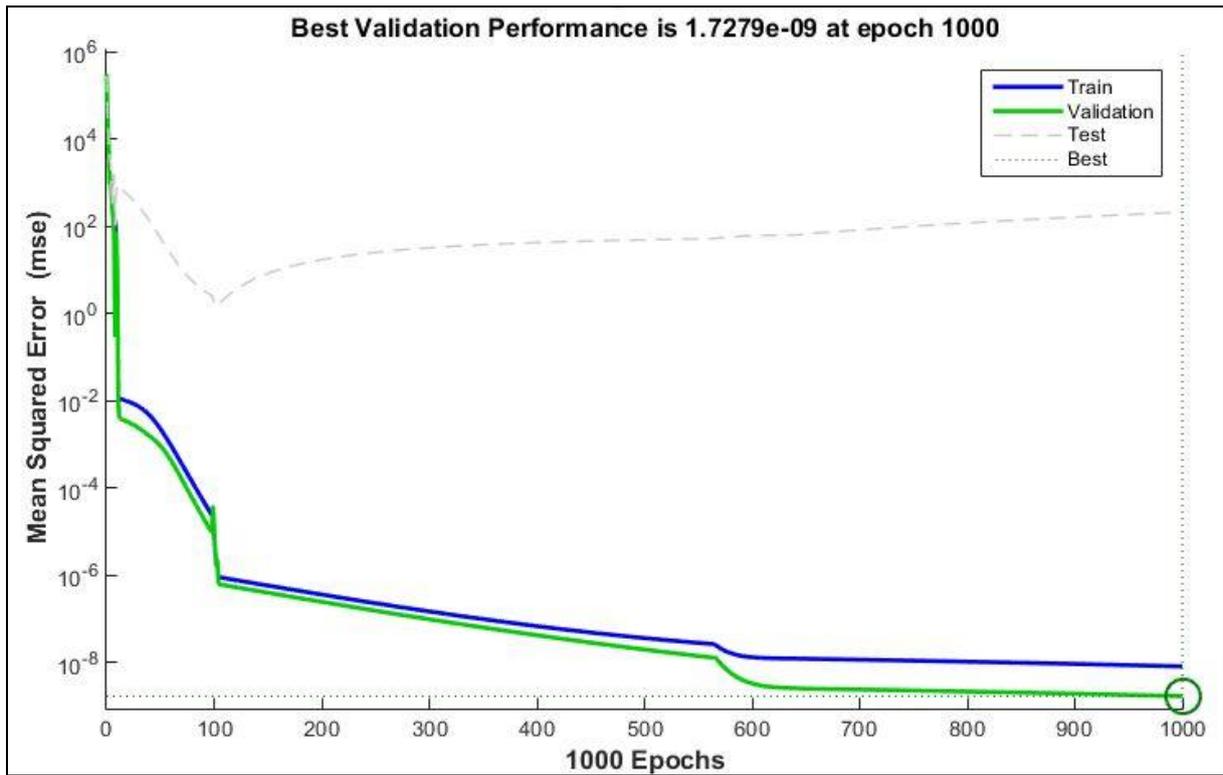


Figure III.34: résultat des performances de validation d'apprentissage



➤ à vide :

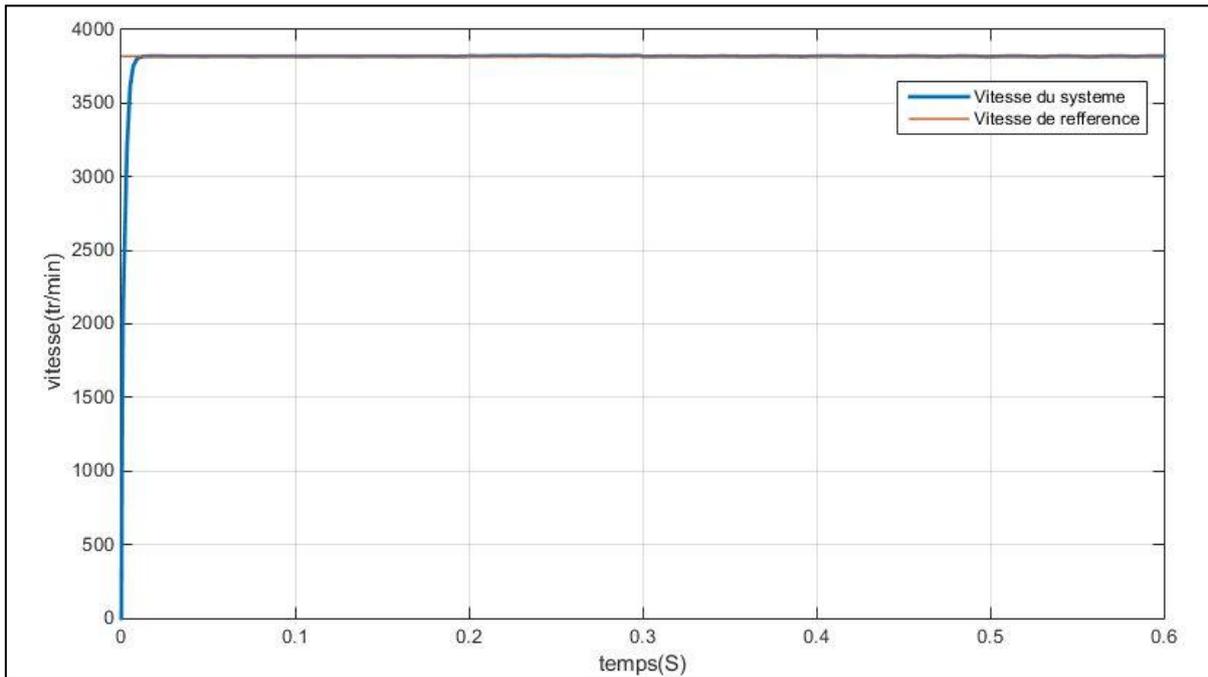


Figure III.36: réponse indicielle en vitesse

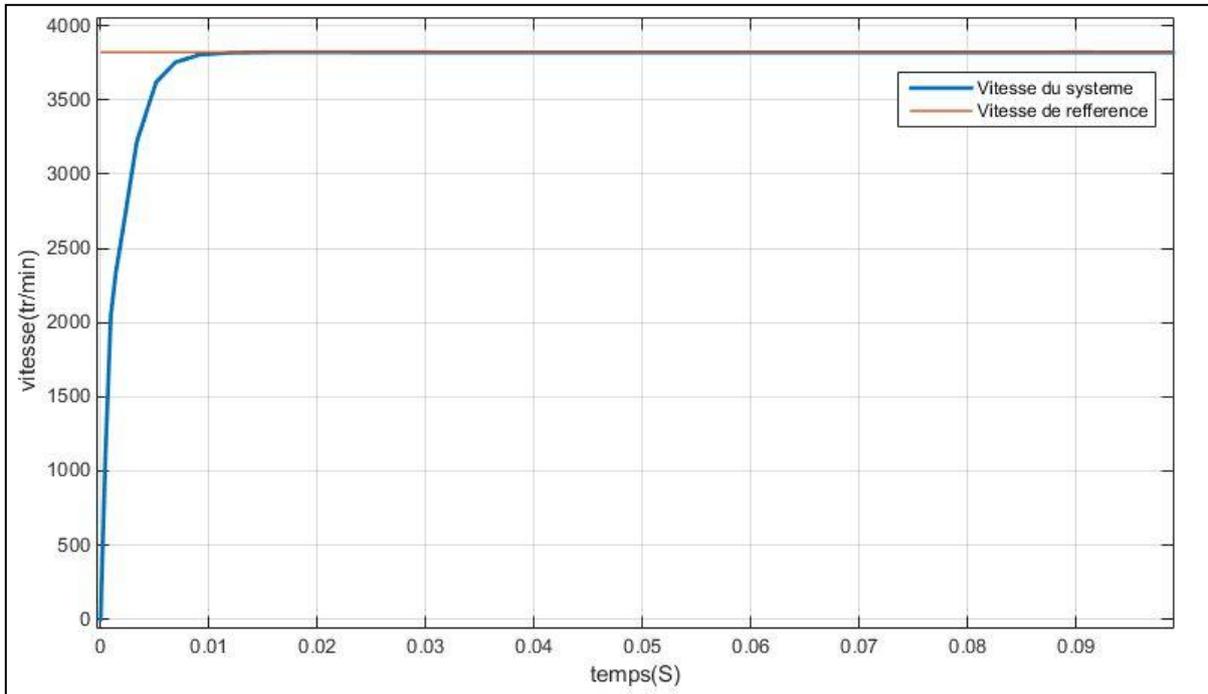


Figure III.37 : réponse indicielle en vitesse (temps 0.1s)

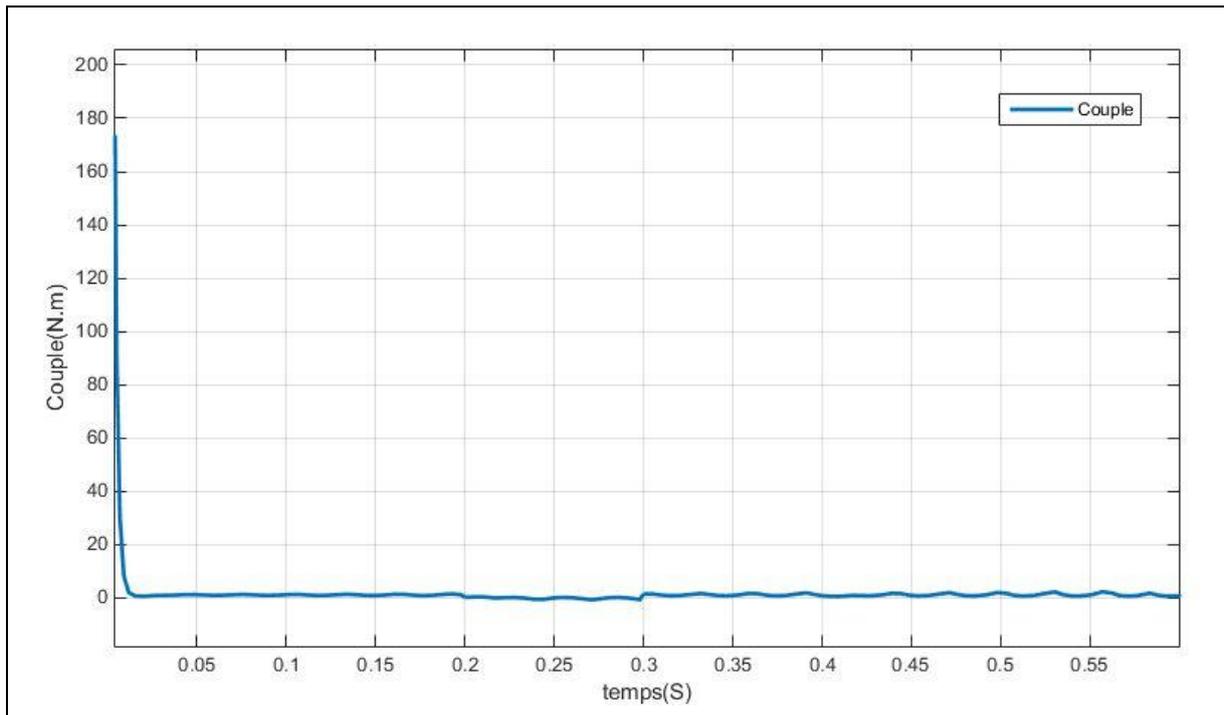


Figure III.38: réponse indicielle en couple

➤ en charge :

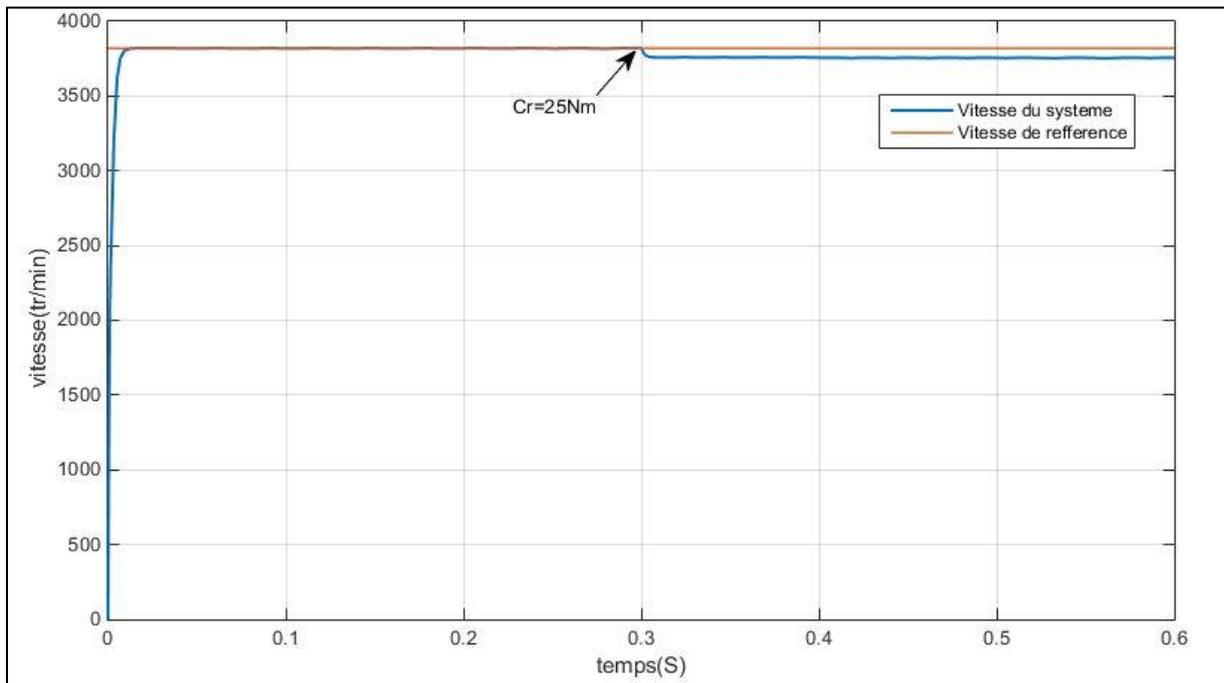
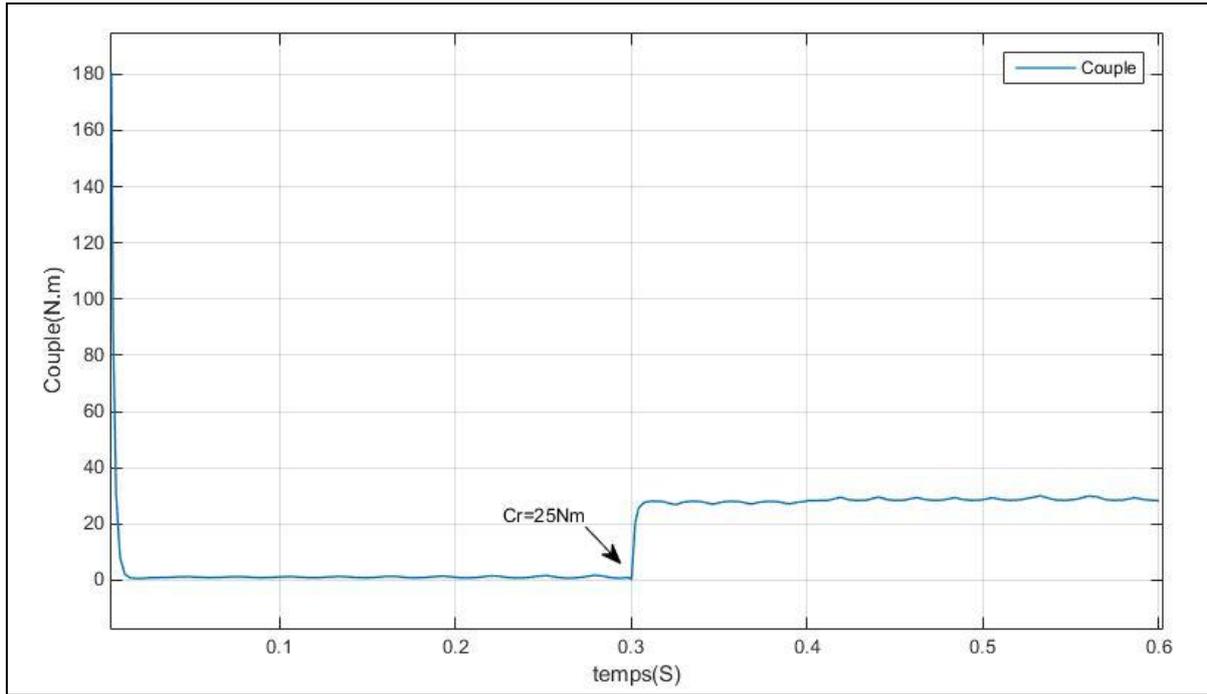


Figure III.39: réponse indicielle en vitesse



*Figure III.40: réponse indicielle en couple*

### III.12 Interprétations des résultats de simulation

➤ **A vide :**

La vitesse de rotation atteint la valeur 3820[tr/min] dans un temps très court puis se stabilise rapidement et on note que le couple électrique atteint une valeur élevée au début puis s'annule.

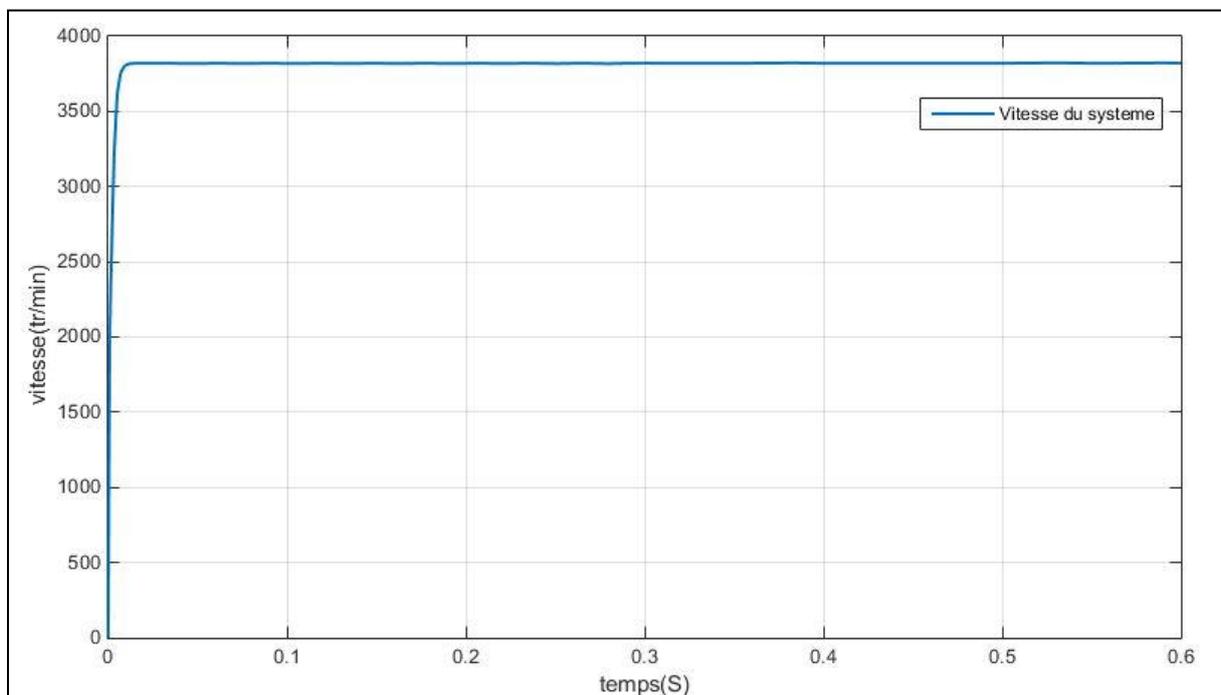
➤ **En charge :**

Lors de l'application d'une charge de valeur  $C_r=25$ [N.m] après  $t=0.3$ [s], nous constatons une diminution de la vitesse jusqu'à 3780[tr/min]. Le couple électromagnétique passe par un régime transitoire puis il se stabilise autour de la valeur de  $C_e=25.05$  [N.m]. Le courant augmente afin de compenser le couple résistant mais pas assez stable.

### III.13 Test de Robustesse de régulateur neuronal

➤ **Variation de la résistance d'induit  $R_a$  de 100%**

En variant la résistance de l'induit de  $R_a=1.8\Omega$  sur [0s-0.3s] à  $R_a=3.6\Omega$  sur [0.3s-0.6s],



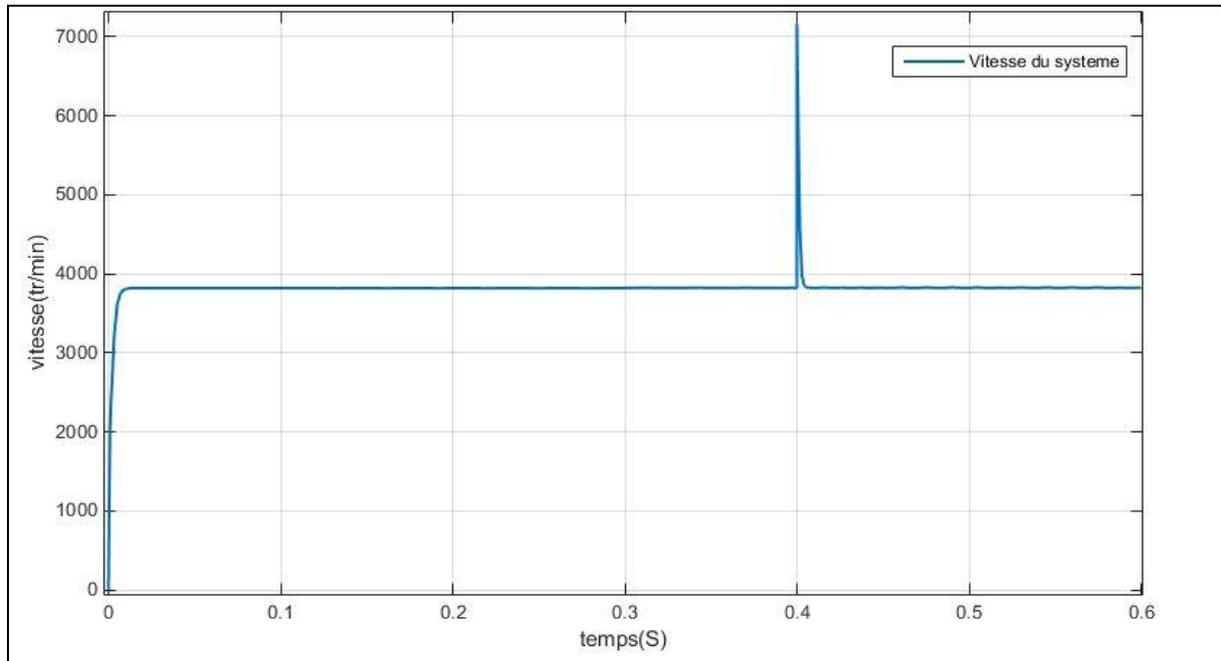
*Figure III.41 Test de robustesse à courbe de vitesse (Variation de la résistance)*

## Chapitre III : Modélisation et simulation

Le relevé des courbes de vitesse et en variant la résistance de 100% montre bien l'insensibilité du système commandé par régulateur neuronal même si la résistance augmente a 500%

### ➤ Variation du moment d'inertie de 50%

En variant le moment d'inertie de  $J=0.0061$  sur  $[0s- 0.3s]$  à  $J=0.00305$  sur  $[0.3s- 0.6s]$



**Figure III.42:** Test de robustesse a courbe de vitesse (Variation d'inertie)

Le relevé de la courbe de vitesse en variant le moment d'inertie de 50% montre l'apparition d'un pic de vitesse trop bref puis se stabilise à la valeur de référence

### III.14 Conclusion :

Dans ce dernier chapitre on a fait la modélisation et la simulation d'un moteur à courant continu sous MATLAB SIMULINK. On a relevé les différentes courbes de la boucle de régulation avec régulateur PI et régulateur intelligent, Egalement On a simulé les essais de robustesse basés sur la variation de la résistance d'induit en doublant sa valeur ainsi que le moment d'inertie en réduisant sa valeur à moitié avec les deux régulateurs, classique et neuronal d'ou on a relevé une insensibilité du système commandé par le régulateur PI envers les variations paramétrique ainsi qu'un bon rejet de la perturbation tandis que le régulateur neuronal n'a pas pu réagir bien comme il faut non seulement lors des variation paramétrique mais aussi lors d'introduction d'une charge (couple résistant).



## Conclusion Générale

---

L'étude menée dans ce mémoire réside dans la simulation sous Matlab d'une boucle de régulation de la vitesse d'un moteur à courant continu à excitation séparée alimenté par un hacheur série basé sur la technique MLI, commandé par un régulateur proportionnel-intégral dont les paramètres ont été choisis par la méthode de la régulation idéale.

Nous avons réalisé par simulation sous Matlab un régulateur neuronal dont les paramètres ont été choisis après plusieurs essais et on a maintenu ceux qui donnent un résultat performant c'est-à-dire une meilleure convergence et meilleur test.

Les différentes courbes relevées de la boucle de régulation avec régulateur PI montrent la bonne poursuite de la vitesse réelle à la valeur de référence, un court temps de réponse et une bonne précision en régime permanent. Le couple électromagnétique passe par un régime transitoire puis il se stabilise autour de la valeur de la charge appliquée.

On a simulé les essais de robustesse basés sur la variation de la résistance d'induit en doublant sa valeur et en réduisant le moment d'inertie à la moitié avec les deux régulateurs et neuronal, d'où on a relevé une insensibilité du système commandé par le régulateur PI pour la variation de la résistance d'induit ainsi qu'un bon rejet de la perturbation tandis que le régulateur neuronal n'a pas pu réagir bien non seulement lors des variations de la résistance de la machine mais aussi lors d'introduction d'une charge (couple résistant). On a remarqué également une sensibilité des deux régulateurs lors de la variation du moment d'inertie dû à l'aspect mécanique de ce dernier.

Enfin nous espérons que notre travail trouve une suite par nos successeurs en utilisant d'autres techniques de commande tel que backstepping, commande par retour d'état sur des machines à courant continu dont l'inductance est non négligeable.

RÉFÉRENCES  
ET  
BIBLIOGRAPHIE

### LES REFERENCES

- [1]: ZAHZOUH .A , MEDJNOUNE .s (2019) ,régulation de la vitesse d'un mcc par un régulateur pi analogique et neuronal ,centre universitaire belhadj bouchaib-ain-temouchent
- [2]www.elec.jbd.free.fr « Machine électromagnétique », Chapitre 13.
- [3] BELMOKHTAR .M.E.A, ALI CHERIF .N (2012) régulation de la vitesse d'un moteur à courant continu (Étude et réalisation), USTO Mohamed Boudiaf
- [4] Amine AYAD, (2014), Etude et réalisation d'un commande MLI pilotant un hacheur série, Mémoire de Master, Université Abou Bekr Belkaid Tlemcen,
- [5] AYAD.A (2014) , Etude et réalisation d'une commande MLI pilotant un hacheur série, mémoire de fin d'étude de Master, Université Abou Bekr Belkaid, Tlemcen, 2014.
- [6] ZOGHMAR M, étude comparative entre deux régulateur PID et FLC appliqués à la machine à courant continu, oum El Bouaghi: Université Larbi Ben Mehidi (2012).
- [7]: Philippe LEBRUN Machine à courant continu : technologie choix et alimentation des machines à courant continu
- [8]: Krinah Mohammed, (2013), « commande de vitesse de la machine courant continu, Mémoire de fin d'études Master 2 en électrotechnique, UNIVERSITÉ BADJI MOKHTAR- ANNABA
- [9] Bensaoula. M.A(2019)Conception du Contrôleur PID pour le Moteur à Courant Continu (MCC) à Excitation indépendante Simulation sous Matlab/Simulink UNIVERSITÉ BADJI MOKHTAR- ANNABA
- [10] : Mr Mansouri.R ,Cours sur les systèmes asservis linéaires continus >> année universitaire 2013/2014
- [11] Yuval Lirov Computer aided neural network engineering Neural Networks, Volume 5, Issue 4, 1992, Pages 711-719
- [12] - Bernard .G, Application de réseaux de neurones artificiels a la reconnaissance au de caractères manuscrits» Thèse de Doctorat, Faculté polytechnique de Mons ,1996.
- [13] .- Gérard D. « Reducing the complexity of neural nets for industrial applications and biological models » Neuronal Information Processing - From Biological Data to Modelling and Applications (World Scientific, 1998).
- [14] -MC Culloch, W., Pitis, W. - « A Logical Calculus for the Ideas Immanent in NervousActivity » - Bulletin Mathematics and Biophysics - 1943, N°. 5 - p. 115-133.
- [15] : [https://www.aiforhumanity.fr/pdfs/MissionVillani\\_Vulgarisation\\_FR-VF.pdf](https://www.aiforhumanity.fr/pdfs/MissionVillani_Vulgarisation_FR-VF.pdf)

## Bibliographie

---

- [16] V.N. Vapnik, An overview of statistical learning theory. IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.10 issue 5, 1999
- [17] F. Jurado, M. Valverde, A. Cano, Effect of a SOFC plant on distribution system stability, Journal of Power Sources, Vol.129, 2, 2004, 170-179
- [18] : Dr BENDIMERAD, M. (2009). Apprentissage génétique d'un classifieur neuronal Application en cardiologie. Telemcen: Université Aboubeker Belkaid.
- [19]: M.A.H.Azman, J. Z. (2017). A Comparative Study of Fuzzy Logic Controller and Artificial Neural Network in Speed Control of Separately Excited DC Motor. Malaysia: ICCSCE 2017.
- [20] : <https://www.maxicours.com/se/cours/types-de-moteur-a-courant-continu/>
- [21] : Dr Hatti.M, Application des réseaux de neurones dans l'étude des systèmes à piles à combustible, UDES Bou Ismail Tipaza
- [22] : G.Dreyfus, J.M.Martinez,... Réseaux de neurones, Méthodologie et applications, Edition eyrolles 2004

## Résumé

Ce travail présente l'étude et simulation de la régulation de la vitesse d'un moteur à courant continu à excitation séparée en utilisant le régulateur classique PI et un régulateur neuronal basé sur les réseaux neurones artificiels puis nous effectuons un contrôle de robustesse du moteur en variant la résistance de l'induit à 100% et le moment d'inertie à 50% et nous visualisons les différents résultats de la régulation et analysons le système étudié.

**Mots clés :** moteur à courant continu, régulateur PI, réseau neurone artificiel, test de robustesse

## Abstract

This work presents the study and simulation of the speed regulation of a DC motor with separate excitation using the classic PI regulator and a neural regulator based on artificial neural networks then we check the robustness of the motor by varying the armature's resistance to 100% and the moment of inertia to 50% and we visualize the different results of the regulation and analyze the studied system.

**Keywords:** DC motor, the classic PI regulator, artificial neural networks, robustness test

## ملخص

يقدم هذا العمل دراسة ومحاكاة تنظيم سرعة محرك ذو تيار مستمر بإثارة منفصلة باستخدام منظم الكلاسيكي والمنظم العصبي القائم على الشبكات العصبية الاصطناعية ثم نتحقق من متانة المحرك وهذا بتغيير مقاومة المحرك إلى 100% وعزم القصور الذاتي إلى 50% ونستعرض النتائج المختلفة للتحكم ونحلل النظام المدروس

**الكلمات الدالة:** محرك ذو تيار مستمر - منظم PI - الشبكات العصبية الاصطناعية - اختبار المتانة