وزارة البحث العلمي والتعليم العالي
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPEREUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
جامعـة عبد الحميد بن باديس مستغانم
Université Abdelhamid Ibn Badis Mostaganem
كـلـيـة الـعـلـوم و الـتـكـنـولـوجـيـا
Faculté des Sciences et de la Technologie
DEPARTEMENT DE GENIE DES ELECTRONIQUE

N° d'ordre : M2/GE/2020

MEMOIRE

Présenté pour obtenir le diplôme de

MASTER EN ELECTRONIQUE

Option : électronique des systèmes embarqués

Présenté Par :

GOURAA HANIA

DOUAOUDI SALIMA

Intitulé du sujet

Modélisation d'un moteur BLDC par un réseau de neurones MLP

Soutenu en septembre 2020 devant le jury composé de :

Président : Mr DAOUD M.	MCA	Université de Mostaganem
Examinateur : Mr HENNI S.	MCB	Université de Mostaganem
Rapporteur : Mr BENTOUMI M.	MCB	Université de Mostaganem

Année Universitaire 2019/2020

Remerciements

Remerciements

Nous tenons à remercier notre encadreur Mr Bentoumi Mohamed pour son appui, sa compréhension et pour la foi inébranlable qu'il a manifesté à l'encontre de ce projet.

Nous remercions également les membres du jury qui ont accepté d'examiner ce mémoire.

Nous remercions tous ceux qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce projet.

Nous remercions Dieu, tout puissant pour nous avoir donné la force, le courage et la volonté pour accomplir ce travail.

Nous remercions beaucoup M^{me} Samira de ses précieux aides et conseils.

Enfin nos vifs remerciements s'adressent également à tous les enseignants du département de Génie Electrique

Dédicace

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à mes parents qui m'ont mis au monde, et qui attendaient ce moment avec impatience, ainsi qu'à ma grand-mère et à mon grand - père, et à tous les collègues et sans oublier en particulier les professeurs auxquels je souhaite une bonne continuation dans leur noble mission d'éducation et de formation.

A mes frères et sœurs et à toute ma famille et tous mes amis.

Gouraa Hania

Dédicaces

Aux être qui me sont les plus chers

« MES PARENTS »

Pour leurs AMOUR leur EDUCATION et leurs

SACRIFICES.

A mes sœurs et frère,

A toute ma famille,

A mon binôme Hania,

A tous mes ami(e)s et camarades,

A tous ceux qui m'ont aidé à faire ce travail.

Douaoudi Salima

Sommaire

Sommaire

Remerciement ii

Dédicaces iv

Sommaire vii

Liste de figures xii

Liste des tableaux xv

Liste des abréviations xvii

Résumé xx

Introduction générale 2

Chapitre 1 Généralité sur le moteur Brushless 3

1.1 Introduction 4

1.2 Problématique 4

1.3 Description d'un Brushless DC moteur 4

1.4 Structure du moteur à courant continu sans balais 4

1.4.1 Stator 5

1.4.2 Rotor 6

1.4.3 Modes d'alimentation des moteurs sans balais 7

1.4.3.1 Moteur sans balais à f.é.m. trapézoïdale 7

1.4.3.2 Moteur sans balais à f.é.m. sinusoïdale 7

1.5 Différents types du moteur à sans balai 8

1.5.1 Moteurs à courant continu sans balais à rotor externe 8

1.5.2 Moteurs à courant continu sans balais à rotor interne 8

1.5.3 Moteurs sans balais disques 9

1.6 Intérêts des moteurs sans balais (Brushless) 10

1.6.1 Avantage des moteurs sans balais (Brushless) 10

1.6.2 Inconvénient des moteurs sans balais (Brushless) 10

1.7 Utilisations du moteur à courant continu sans balais 10

1.7.1 Les moteurs à courant continu sans balais pour les drones 11

1.7.1.1 Actionneur: les deux moteurs Brushless ..... .12

1.7.1.2 Principe de fonctionnement de Moteurs BLDC 12

1.7.1.3 Caractéristique de BLDC 13

1.7.1.4 Domaines d'application des moteur BLDC 13

1.8 Comparaison entre Moteur BLDC et Moteur à courant continu 15

1.9 Conclusion 17

Chapitre 2 Réseaux des neurones : le perceptron multicouche (MLP) 18

2.1 Introduction 19

2.2 Historique sur les réseaux de neurones 19

2.3 Généralités sur les réseaux de neurones 20

2.31 Neurone biologique 20

2.3.2 Réseau formel 21

2.4 Principe du neurone artificiel 22

2.4.1 Modèle d'un neurone artificiel 22

2.4.2 Types de topologie 25

2.4.3 Architecture des réseaux de neurones 27

2.4.3.1 Réseau de neurones non bouclé 27

2.4.3.2 Réseau de neurones bouclé 28

2.4.4 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones tels que 29

2.4.4 .1 Avantages 29

2.4.4.2 Inconvénients 29

2.4.5 Les applications des réseaux de neurones 29

2.5 Apprentissage 30

2.5.1 Définitions d'apprentissage ..... .30

2.5.2 Type d'apprentissage 30

2.5.3 Algorithme standard apprentissage 31

2.6 Modélisation à l'aide de réseaux de neurones : principes et méthodologie de conception de modèles 33

2.6.1 De la boite noire au modèle de connaissance 33

2.6.2 Modèle statique et modèle dynamiques 34

2.7 Conception d'un réseau de neurones 34

2.7.1 Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones 34

2.7.2 Choix et préparation des échantillons 35

2.7.3 Elaboration de la structure du réseau 35

2.7.4 Validation et Tests 36

2.8 Conclusion 38

Chapitre 3 Applications de la modélisation neuronale dynamique pour un moteur BLCD 39

3.1 Introduction 40

3.2 Modélisation du système dynamique par RN 40

3.2.1 Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones 40

3.2.2 Choix et préparation des échantillons 42

3.2.3 Elaboration de la structure du réseau 44

3.2.3.1Nombre de couches cachées 45

3.2.3.1.1 Le Perceptron à une couche cachée 45

3.2.3.1.2 Perceptrons multicouches 46

3.2.3.2 Nombre de neurones cachés 47

3.2.4 Simulation et tests 47

3.2.4.1 Résultats avant et après apprentissage 47

3.2.4.1.1 Premier cas 48

3.2.4.1.2 Deuxième cas 49

3.2.4.1.3 Troisième cas 51

3.2.4.1.4 Quatrième cas 52

3.2.4.1.5 Interprétation des résultats 54

3.3 Conclusion 55

Conclusion générale 57

Annexe 59

Bibliographie 62

Liste des figures

Liste des figures

Figure (1.1): Un schéma simplifié d'un moteur BLD 5
Figure (1.2): configuration électrique du stator (trois phases, trois bibines) 6
Figure (1.3): les sections transversales de l'aimant du rotor 7
Figure (1.4): Rotor et stator d'un moteur sans balais à rotor externe 8
Figure (1.5): Moteurs sans balais à rotor interne 9
Figure (1.6): Moteur sans balais de type disque 9
Figure (1.7): Exemples d'applications des moteurs sans balais de petite puissance 11
Figure (1.8): Exemples d'applications des moteurs sans balais de moyenne puissance 11
Figure (1.9): actionneur des moteurs Brushless 12
Figure (1.10): Constitution du Moteur BLDC 13
Figure (2.1): Le neurone biologique 20
Figure (2.2):Schéma d'un neurone formel 21
Figure (2.3):Modèle d'un neurone élémentaire 22
Figure (2.4): Fonction sigmoïdale 24
Figure (2.5): Fonction tangente hyperbolique 24
Figure (2.6):Fonction de transfert linéaire 24
Figure (2.7): Réseau à propagation avant à une couche 26
Figure (2.8): Réseau à propagation avant multicouche 26
Figure (2.9):Réseau récurrent avec neurones cachés 27
Figure (2.10): Réseau de neurones à n entrées, une couche de Nc neurones cachés et N0neurones de sortie 28
Figure (2.11):Réseau de neurone bouclé 28
Figure (2.12) : Apprentissage supervisé 31
Figure (2.13):Organigramme de conception d'un réseau de neurones 37
Figure (3.1): Le modèle SIMULINK de moteur Brushless 41
Figure (3.2): modèle système dynamique par un réseau neurone 41
Figure (3.3): la structure d'un réseau de neurones 42
Figure (3. 4): le system non linéaire est modélisé par réseaux de neurones 44
Figure (3.5): Organigramme de Rétro propagation 45
Figure (3.6): Structure d'un perceptron à une couche cachée 46
Figure (3.7): structure d'un Perceptron à 2 couches cachée 46

Figure (3.8): (a) : Avant apprentissage, (b) : après apprentissage, (c) :l'erreur en fonction des itérations 49
Figure (3.9): (a) : Avant apprentissage, (b) : après apprentissage(c) :l'erreur en fonction des itérations 50
Figure (3.10): (a) : Avant apprentissage ; (b) : après apprentissage ;(c) : l'erreur en fonction des itérations 52
Figure (3. 11): (a) Avant apprentissage, (b) après apprentissage, (c) : l'erreur en fonction des itérations 53

Liste des tableaux

Liste des tableaux

Tableau (1.1): Comparaison entre un moteur BLDC et un moteur à courant continu à balai.....16
Tableau (3.1): Résumé de l'effet du nombre de couches cachées….....54

Liste des abréviations

Liste des abréviations

BLDC : Brushless Direct Curèrent.

M.C.C : Moteur courant continu.

MLP : Perceptron multi couche.

CC : Courant continu.

PID : Proportionnel intégral dérivé

DC : Direct Curèrent.

Fém: Force électromotrice.

R : Résistance

L : l'inductance

N : Nord

S: Sud

Nd : Néodyme

SmCo : Samarium cobalt

NdfeB : l'alliage de néodyme, de ferrite et Bore.

tr/mn : tour par minute.

RN : Réseau de neurone.

RNA : Réseaux de neurones artificiels.

Y_i : Les sorties du neurone.

F_i : La fonction d'activation (ou de transfert).

x_i : Les Entrées du neurone.

W_i : Poids synaptique du neurone.

B : Biais.

K : Indice temporel discret.

n : Nombre d'entrées**,**

Nc : Nombre de neurone cachés

N0 : Nombre de neurones de sortie

ADN : Acide désoxyribose nucléique

e : Signal d'erreur

θ **:** Constant de biais

J : Fonction de coût

∇ **:** Valeur instantanée du gradient de l'erreur

μ : Constante qui contrôle la vitesse d'apprentissage

PI : Régulateur proportionnel intégral

C (n) : Commande

Vit (n) : La sortie du modèle ou la vitesse du moteur

σ **:** Variance

F: Fonction non linéaire

NARX : Non linéaire Auto - Régressif avec entrée eXogène

θ**:** Le vecteur de paramètres

ϕ **(k) :** Représente le vecteur d'entrée du système

nc : Nombre de retard sur la commande

ny : Nombre de retard sur la vitesse V

Rpm : Nound tour par minute

$N.m$ **:** Newton mètre

Résumé :

Dans le travail présenté en ce mémoire, il a été constaté que la modélisation neuronale appliquée au moteur BLDC (*Brushless Direct Current*) à était une modélisation qui pouvait garantir de bonnes performances, que ce soit au niveau de la précision ou la robustesse vis-à-vis les perturbations extérieures.

Dans un premier temps : présentation du moteur BLDC et les différents types de moteur BLDC, les avantage et Inconvénient. En suite présentation du neurone biologique et le neurone formel, les différents Architecturent de réseaux de neurones formels, différents types d'apprentissage. Le travail se termine par la simulation de l'apprentissage du réseau de neurones de type MLP, et l'utilisation de ce dernier pour une modélisation de la réponse du moteur BLDC en vitesse.

Abstract :

In the work carried out in this thesis, it was found that the neural modeling applied to the BLDC motor to was a modeling that could guarantee good performance, whether in terms of precision or also the robustness vis-à-vis external disturbances.

First: presentation of the brushless motor and the different types of brushless motor, the advantages and disadvantages. Following presentation of the biological neuron and the formal neuron, the different Architectures of formal neural networks, different types of learning. The work ends with the simulation of the learning of the MLP neural network, and the use of the latter for modeling the response of the BLDC motor in speed.

ملخص

في العمل الذي تم القيام به في هذه الأطروحة. وجد أن النمذجة العصبية المطبقة عل محرك كان الأمر الذي يمكن أن يضمن الأداء الجيد، سواء من حيث الدقة أو أيضا متانة الاضطرابات الخارجية.

أولاً: عرض المحرك بدون فرش والأنواع المختلفة من المحركات بدون فرش ومميزات وعيوب. بعد عرض الخلايا العصبية البيولوجية والخلايا العصبية الرسمية، والبنى المختلفة للشبكات العصبية الرسمية، وأنواع مختلفة من التعلم، ينتهي العصبية MLPالعمل بمحاكاة تعلم الشبكة العصبية، واستخدام هذا الأخير من أجل نمذجة المحرك .

Introduction générale

Introduction Générale

Bien que la plus ancienne des machines électriques industrielles, la machine à courant continu reste très utilisée et particulièrement comme actionneur. Ceci tient au fait que son fonctionnement est d'une grande simplicité, de même que sa modélisation, mais surtout ses performances statiques et dynamiques sont exceptionnelles. Cependant, la fragilité du système balais-collecteur a toujours été un inconvénient de la M.C.C, ce qui limite la puissance et la vitesse maximale et présente des difficultés de maintenance et des interruptions de fonctionnement. C'est pour cette raison qu'on a eu intérêt à utiliser des moteurs sans balais afin d'écarter cet inconvénient. Le moteur BLDC (Brules Direct Curèrent) qui appartient à la catégorie des moteurs synchrones à aimant permanent, est devenu de plus en plus un outil utilisé dans une grande quantité de secteur industriel par ce que leur architecture est adapté à toute les applications critiques de sécurité en particulier (les disques dur set lecteur DVD/CD, véhicules électriques, véhicules hybrides, drones, les robots industriels, machines-outils à commande numérique et les applications médicales).

La particularité de la machine BLDC est que le stator est muni de capteurs qui permettent de détecter la position du rotor afin de commander l'électronique qui assure les commutations des courants dans les phases. Aux impératifs de précision de la description, qui imposent souvent de prendre en considération les non-linéarités des processus, s'ajoute donc la complexité d'analyse des phénomènes physiques à l'origine des observations que l'on souhaite modéliser. Les développements qu'ont connus ces dernières années les techniques de modélisation non linéaires par apprentissage.

L'objectif principal de ce travail est de développer la modélisation de moteur BLDC par réseaux de neuraux MLP. Ce mémoire se compose de trois chapitres :

Dans le premier chapitre on présente une étude du moteur à courant continu sans balais « BLDC », expliquer le principe de fonctionnement et les applications de ce moteur.

Dans le deuxième chapitre on présente des généralités sur les réseaux de neurones en particulier le réseau de neurones multicouches (MLP). Nous présentons les étapes de développement des modèles neuronales dynamiques

Enfin, le troisième chapitre est consacré à la description de la modélisation neuronale réalisée pour le moteur BLDC. Des résultats de simulation sont présentés de quatre réseaux MLP qui ont été conçus et comparés.

Le présent mémoire se termine par une conclusion qui résumera les résultats obtenus dans cette étude suivie de perspectives.

Chapitre 1

Généralité sur les moteurs Brushless

1.1 Introduction

Les moteurs sans balais offrent des rapports performances/dimensionnels très impressionnants par rapport aux technologies plus conventionnelles. Combinées à un système électronique, les performances de cette technologie ont été continuellement améliorées au cours des dernières années. La technologie Brushless trouve sa place dans le groupe motopropulseur électrique et hybride des véhicules où l'espace et le poids doivent être optimisés : robotique bien sûr, mais aussi véhicules électriques, outils portables, ventilateurs ou disques durs. Le principal défaut des moteurs à courant continu est la présence de balais, qui génèrent Le moteur est soumis à des frottements et des interférences ainsi qu'à une usure qui limite sa durée de vie. Pour éviter tous ces problèmes, nous utilisons des moteurs sans balais.

1.2 Problématique

De nos jours le moteur brushless est largement utilisés dans l'industrie. Le défaut principal des moteurs à courant continu est la présence des balais, qui engendrent des frottements, des parasites, et limitent la durée de vie du moteur par leur usure. Pour éviter tous ces problèmes on utilise des moteurs brushless. Alors, quelle est le moteur brushless , leur principe de marche, les différentes type du moteur.

1.3 Description d'un brushless DC moteur

Le stator est constitué de bobines d'excitation qui sont généralement au nombre de 3 ou de 6. Celles-ci sont le plus souvent connectées en étoile, mais elles peuvent également être connectées en triangle. Le rotor est constitué d'aimants permanents comportant 2 à 8 pôles avec une alternance des pôles Nord et Sud. La plupart des moteurs BLDC comprennent également un ensemble de trois capteurs à effet Hall qui, positionné à 60° ou à 120° l'un de l'autre, permettent de connaître la position du rotor. La connaissance de la position du rotor permet à un circuit électronique auxiliaire d'effectuer les 10 commutations de l'alimentation.

1.4 Structure du moteur à courant continu sans balais

Un moteur BLDC est un moteur synchrone à aimants permanents qui utilisent des détecteurs de position et un onduleur pour commander les courants d'induit Au lieu d'utiliser

un commutateur mécanique comme dans le moteur a courant continu classique ,le moteur BLDC emploie une commutation électronique ce qui le rend pratiquement sans entretien.

Il possède un stator partant les bobinages et très souvent des capteurs à effets Hall

Ou des Phototransistors, un rotor a aimante permanent et un entrefer figure (1.1). [1][8]

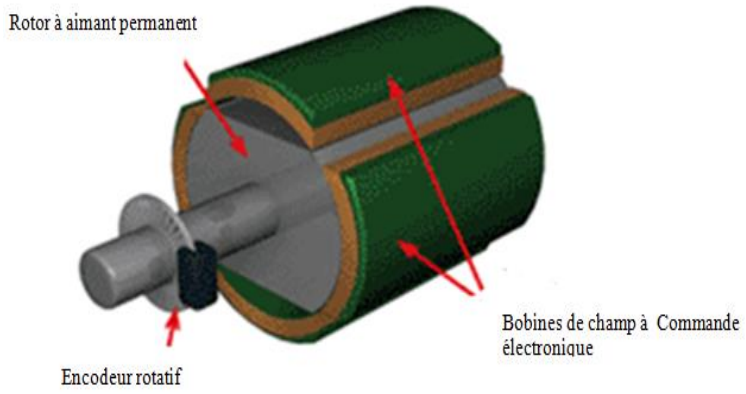

Figure (1.1) : Un schéma simplifié d'un moteur BLDC.

1.4.1 Stator

Le stator joue le rôle d'induit et se compose d'un empilement de tôle en acier ferromagnétiques portant des enroulements (en générale triphasés) placés dans des encoches qui sont axialement coupés le long de la périphérie intérieur. Le stator est quasiment identique à celui d'un moteur à induction, toute fois les enroulements sont répartis de manière différente. La plupart des moteur BLDC ont trois enroulements statoriques couplés en étoile, et chaque enroulement est fait avec de nombreuses bobines interconnectées disposées dans les encoches et sur la périphérie du stator pour forme des chiffres paires de pôles.

Figure (1.2) ci-dessous montre le schéma électrique du stator.il se compose de trois bobines comportant chacune trois éléments en série, une inductance, une résistance et une force contre-électromotrice. [1] [2]

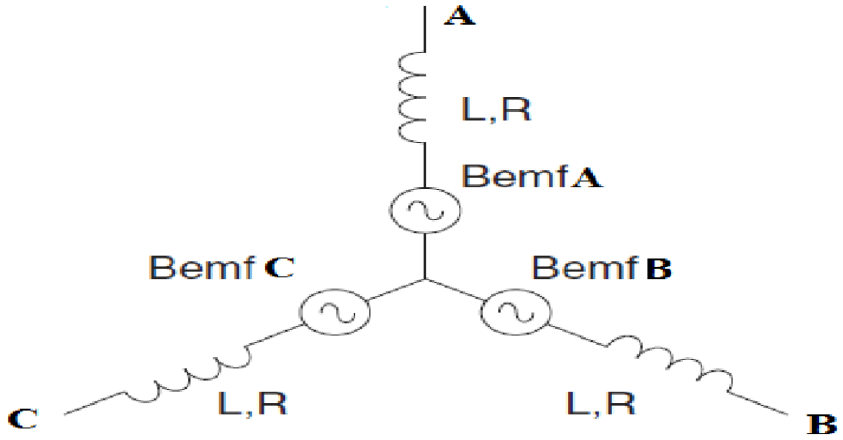

Figure (1.2) : configuration électrique du stator (trois phases, trois bibines). [2]

1.4.2 Rotor

Le rotor est constitué d'aimants permanent et peut ier de deux à huit paires de pôles avec alternante des Nord (N) et Sud (S) pôles .Pour avoir une densité de flux assez élevée au niveau de l'entrefer, on doit choisir le matériau magnétique approprié pour concevoir le rotor les aimants en ferrite sont traditionnellement utilisés pour réaliser des aimant permanents.

L'avancé technologique de ces dernières décennies notamment dans le domaine des matériaux ferromagnétiques a permit d'avoir certaines qualités d'aimants très performants tels que les alliages d'aimants « terre rare ».Les aimants en ferrite sont moins chers mais ils ont l'inconvénient d'avoir une faible densité de flux pour un volume donné.

En revanche, le matériau d'alliage a une densité magnétique élevée par volume et permet au rotor de se comprimer d'avantage pour le même couple. En outre, ces aimants d'alliage améliorent le rapport taille/poids et donnent un couple plus élevé pour la même taille du moteur conçu avec des aimants en ferrite.

Néodyme (Nd), le samarium cobalt (SmCo) et l'alliage de néodyme, de ferrite et Bore (NdfeB) sont quelques exemples de rares aimants en alliage de terre .La recherche continue a amélioré la densité du flux et ainsi comprimer le rotor d'avantages. L'aimant de rotor vient en section transversale différente. [1][2]

- Noyau circulaire avec des aimants à la périphérie
- Noyau circulaire avec des aimants rectangulaires intégrés dans le rotor
- Noyau circulaire avec des aimants rectangulaires insérés dans le noyau de rotor

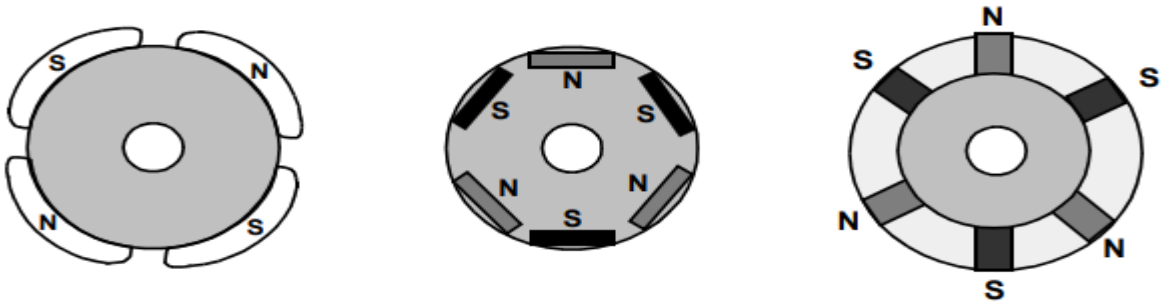

Figure (1.3) : les sections transversales de l'aimant du rotor. [8]

1.4.3 Modes d'alimentation des moteurs sans balais

Ces moteurs sont regroupés en deux modes d'alimentation : les moteurs dont la force électromotrice est trapézoïdale et les moteurs dont la force électromotrice est sinusoïdale.

1.4.3.1 Moteur sans balais à f.é.m. trapézoïdale

Pour les machines dites à f.é.m. trapézoïdale, la forme du courant la plus appropriée (celle qui minimise les ondulations sur son couple) est de type 120°. Les actionneurs correspondant sont communément appelés actionneurs à courant continu sans balais.

La commande des moteurs à courant continu sans balais est simple, car leur autopilotage consiste à alimenter à tout instant deux phases et cette commande nécessite uniquement une seul boucle de courant et un capteur de position de faible résolution. Mais à cause de l'effet de la commutation, le couple produit n'est pas constant. Des techniques de minimisation des ondulations de couple sont généralement nécessaires.

1.4.3.2 Moteur sans balais à f.é.m. sinusoïdale

Les machines dites à f.é.m. sinusoïdale sont communément appelés actionneur synchrone (PMSM) dont les courants d'alimentation doivent être sinusoïdaux pour obtenir un couple constant. Le pilotage du moteur en courants sinusoïdaux permet de supprimer les commutations brutales (source de bruit) et d'obtenir une meilleure régularité du couple moteur.

1.5 Différents types du moteur à sans balais

Selon les applications, il existe une grande variété du moteur à courant continu sans balais avec des caractéristiques de couples, vitesses, inertie différentes en fonction de leurs constitutions.

1.5.1 Moteurs à courant continu sans balais à rotor externe

On appelle les moteurs sans balais à rotor externe dont le rotor est autour du stator figure (1.4)**.**Cette configuration est intéressante en termes de couple moteur, car les aimants sont disposés sur un diamètre important, ce qui crée un bras de levier très intéressant. Les bobines sont toujours câblées par groupes de trois, et les aimants sont soit collés par groupes de deux, soit constitués d'une partie magnétique comprenant plusieurs pôles. Comme pour un moteur pas à pas, les moteurs sans balais à rotor externe comprenant plus de trois bobines et deux pôles ne font qu'une fraction de tour lorsque le champ a tourné de 180°. Leur fréquence de rotation est donc plus faible mais le couple très élevé.

Les principales applications des moteurs sans balais à rotor externe sont les suivantes: ventilateurs, moteurs de disques durs, Cd-rom, moteurs de vélos électriques, bateaux ou avions radio commandés. [3]

Figure (1.4) : Rotor et stator d'un moteur sans balais à rotor externe. [3]

1.5. 2 Moteurs à courant continu sans balais à rotor interne

Contrairement au type précédent, les moteurs à courant continu sans balais à rotor interne ont le rotor à l'intérieur du stator. Ils n'ont généralement qu'une seule paire de pôles sur le rotor et trois bobines au stator. L'inertie du rotor est beaucoup plus faible que pour un moteur à rotor externe, et les vitesses atteintes par ce type de moteur sont beaucoup plus élevées (K_V jusqu'à 7700tr/min/V). La gestion électronique de la commutation est par contre

plus simple car le rotor tourne à la même fréquence que le champ magnétique. Le couple des moteurs sans balais à rotor interne est plus faible que pour un moteur à rotor externe car les aimants sont sur un diamètre plus petit à taille de moteur égale. Ce type de moteur sans balais à rotor interne est très utilisé dans l'industrie car il se rapproche beaucoup d'un moteur à courant continu à balais et collecteur. [3]

Figure (1.5) : Moteurs sans balais à rotor interne. [3]

1.5.3 Moteurs sans balais disques

Le rotor et le stator peuvent être constitués de deux disques face à face. Ce type de moteur sans balais est peu employé car l'action des bobines sur les aimants crée un effort

Axial important qui nécessite des butées à billes conséquentes. Sans offrir de différences notables au niveau des performances par rapport à un moteur sans balais à rotor externe. [3]

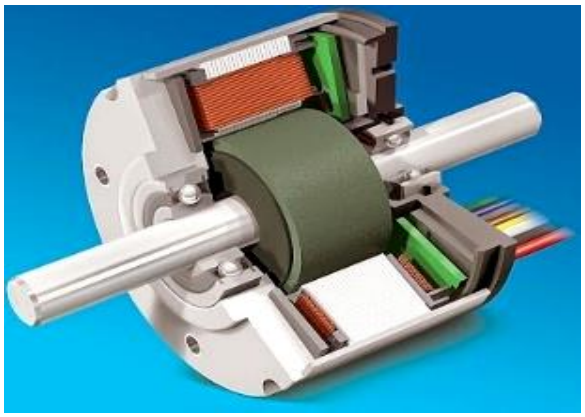

Figure (1.6) : Moteur sans balais de type disque. [38]

1.6 Intérêts des moteurs sans balais (brushless).[4]

1.6.1 Avantage des moteurs sans balais (brushless)

- Rendement optimum
- Pas de chute de tension due au collecteur
- Grande durée de vie, fiabilité
- Souplesse en vitesse
- Taille et poids avantageux
- Pas de collecteur, balais etc
- Puissance dissipée importante
- Moins de perte-moins d'échauffement
- Pas d'étincelles à cause du collecteur
- Contrôle de la commutation électronique
- Moins de bruit acoustique
- Moins de bruit acoustique
- Moins de débris et résidus

1.6.2 Inconvénients des moteurs sans balais (brushless)

- Nécessité un bon variateur
- Risque de mauvais démarrage ou de décrochages
- Cout élevé
- Plus petites séries, peu de séries économiques

1.7 Utilisations du moteur à courant continu sans balais

Dans la gamme des puissances faibles (<600W en se basant sur la norme de construction électrique NF C 51-200), les moteurs sans balais sont pour la plupart utilisés en mode courant continu et appelés moteurs BLDC (Brushless DC).

Les moteurs sans balais sont largement utilisés dans l'industrie, en particulier dans les servomécanismes des machines à outils et en robotique, où ils ont fait disparaître les machines à courant continu. Ils équipent en particulier les disques durs et les graveurs de DVD/CD.

Ils sont également très utilisés en modélisme car moins bruyants que les moteurs avec balais. Une forme simplifiée et populaire de ces technologies est utilisée dans les ventilateurs

Assurant le refroidissement du micro-ordinateur.

(a) Micro - ventilateur

(b) Disque dur

Figure (1.7) : Exemples d'applications des moteurs sans balais de petite puissance.[7]

Il existe d'autres exemples d'application des moteurs sans balais de moyenne puissance comme les vélos à assistance électrique, les voitures électriques (Toyota Prius) et les robots industriels…etc. [5]

(a) vélos à assistance électrique

(b) voiture électrique

(c) robot industriel

Figure (1.8): Exemples d'applications des moteurs sans balais de moyenne puissance. [5]

1.7.1 Les moteurs à courant continu sans balais pour les drones

Un drone est un aéronef sans pilote 04humaine à bord. Il emporte une charge utile destinée, le plus souvent, à des missions de type surveillance, renseignement, etc. Au profit des forces armées ou régaliennes d'un Etat (police, douane, etc.).

La taille et la masse (de quelques kilogrammes à plusieurs tonnes) sont fonction des capacités opérationnelles recherchées. Le pilotage automatique ou à partir du sol permet d'envisager des vols de très longue durée, plusieurs dizaines d'heures.

1.7.1.1 Actionneur: les deux moteurs Brushless. [10]

En fonction des caractéristiques de la puissance électrique délivrée par son contrôleur, chaque moteur fournit un effort de poussée en N. Le modèle de comportement du moteur n'est pas linéaire car la force de poussée est liée à la vitesse de rotation au carré de l'hélice. Ce model ne peut donc être détermine qu'expriment autour d'un point de fonctionnement.

Figure (1.9) : actionneur des moteurs Brushless. [10]

1.7.1.2 Principe de fonctionnement de Moteurs BLDC. [6][7]

Théoriquement, la machine fonctionne sur le même principe que celui de la machine à courant continu conventionnel, sauf que son collecteur est remplacé par un commutateur électronique. Si l'on considère les génératrices à courant continu conventionnelles reliées en parallèle à un réseau à courant continu.

Dans un moteur Brushless (terme qui se traduit par "sans balais"), la commutation des enroulements est faite non pas mécaniquement comme précédemment mais de manière électronique par un système complexe appelé "contrôleur". Celui-ci transforme le courant continu en courant triphasé à fréquence variable et va alimenter successivement les bobines du moteur pour créer le champ tournant et donc la rotation qui nous intéresse. On comprend aisément qu'avec ce principe d'alimentation, il est impératif que les bobines soient fixes dans le moteur, et non pas en rotation comme dans un moteur à charbons. Tous les brushless ont donc la même architecture de construction : un stator fixe qui porte les bobines, et un rotor mobile sur lequel les aimants permanents sont collés. Les bobinages peuvent être réalisés de

manières différentes : en étoile ou en triangle (appelé également delta), mais vous trouverez toujours trois fils à la sortie du moteur, qui réunissent les bobinages.

La majorité des Brushless possèdent un rotor interne qui peut atteindre vitesse grande jusqu'à 100.000 tr/mn. Si la vitesse est là, le couple est médiocre et il est faut bien contrôler compromis vitesse/couple.

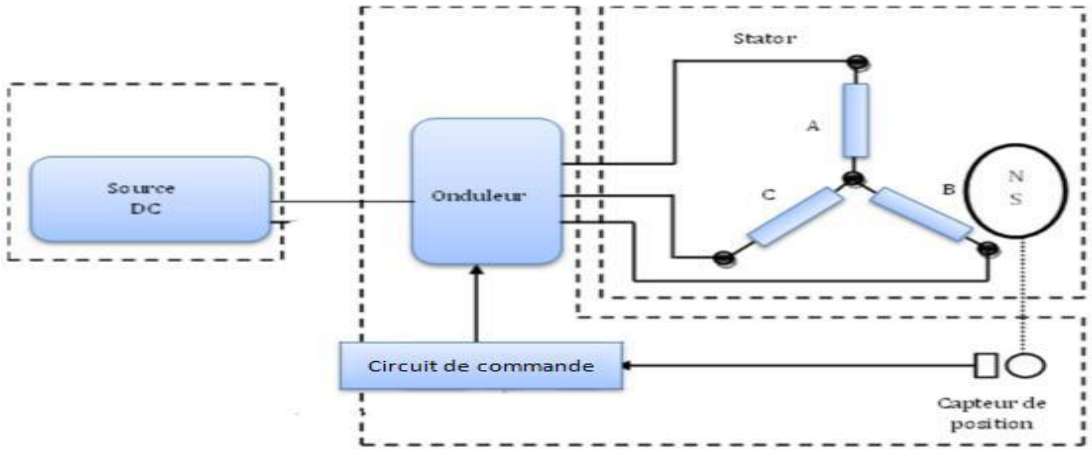

Figure (1.10): Constitution du Moteur BLDC. [43]

1.7.1.3 Caractéristique de BLDC. [6] [7]

Les Moteur BLDC ont nombreux avantages par rapport aux moteurs à courant continu Classique et des moteurs à induction. Quelques-uns d'entre eux sont:

- Meilleure vitesse par rapport à la réponse de couple
- Caractéristiques de vitesse par rapport à un couple
- Réponse dynamique élevée
- Haute efficacité
- Durée de vie longue
- Fonctionnement silencieux

1.7.1.4 Domaines d'application des moteur BLDC

Les moteur BLDC trouvent des applications dans beaucoup de secteurs du marché : ils sont largement utilisés dans l'industrie, particulièrement dans les servomécanismes des machines -outils, les graveurs DVD, le moteur de lecteur de disquette d'ordinateur . . . etc.

Une forme simplifiée et populaire de ces technologies est utilisée dans les ventilateurs assurant le refroidissement des micro-ordinateurs et dans ce cas, le stator est a l'intérieur et le rotor est à l'extérieur.

Automobiles, la commande industrielle, l'automatisation, l'aviation, la robotique . . . etc.

En fonction de la charge nous pouvons avoir 3type d'applications selon le type de commande. [8]

- *Application avec charges constantes*

Ce sont les types d'application ou la vitesse variable est plus importante que le maintien de la vitesse d'ensemble à une vitesse exacte. En outre, l'accélération et les taux de décélération ne changent pas dynamiquement. Dans ces types d'applications, la charge est directement couplée à l'arbre du moteur. Par exemple, les ventilateurs, les pompes, relèvent de ces types d'application. Ces applications exigent des contrôleurs peu couteux, fonctionnant la plupart du temps en boucle ouverte. [8]

- *Application avec charges variables*

Ce sont des types d'applications ou la charge varie sur une gamme de vitesse. Ces applications peuvent exiger un contrôle précis à grande vitesse et de bonnes réponses dynamiques. Dans des appareils ménagers, machines à laver séchoirs, le contrôle de direction électronique, le contrôle du moteur et le contrôle du véhicule électrique sont de bons exemples de ces derniers. En aérospatiale, il ya un certain nombre d'application, comme des centrifugeuses, pompes, contrôle du bras d'un robot, contrôle de gyroscope et ainsi de suite.

Ces applications peuvent utiliser des dispositifs de rétroaction de vitesse et peuvent fonctionner en boucle semi fermée ou en boucle fermée. Ces applications utilisent des algorithmes de contrôle avancés (*sensorless control*), de ce fait compliquant le contrôleur, ce qui augmente le prix du système complet. [8]

- *Les applications de positionnement*

La plupart des types d'application industriels et d'automatisation relèvent de cette catégorie. Les applications dans cette catégorie ont un certain genre de transport de puissance, qui pourrait être des équipements mécaniques, ou d'horlogerie, ou un système d'entrainement, par exemple courroie. Dans ces applications, les réponses dynamiques de la vitesse et du

couple sont importantes. En outre, ces applications peuvent avoir l'inversion fréquence du sens de rotation. Un cycle typique aura une phase d'accélération, une phase de vitesse constante, une phase de décélération et une phase de positionnement. [8]

La charge appliquée sur le moteur peut changer pendant toutes ces phases, causant une complexité du contrôleur. Ces systèmes fonctionnent la plupart du temps en boucle fermée. Il peut y avoir tris boucles fermées fonctionnant simultanément : Boucle fermée du couple, boucle fermée de vitesse et boucle fermée de position. L'encodeur optique ou les séparateurs synchrones sont employés pour mesurer la vitesse réelle du moteur. Dans certains cas, les mêmes sondes de position séparées peuvent être utilisées obtenir des positions absolues. Les machines à commande numérique par ordinateur (commande assistée par ordinateur)sont un bon exemple de ceci. Les contrôles du processus de cycle, les contrôles de machines et les contrôles de convoyeur ont d'abondance application dans cette catégorie. [8]

1.8 Comparaison entre Moteur BLDC et Moteur à courant continu

Par rapport à des moteurs à courant continu avec balais et des moteurs à induction, les moteurs BLCD ont beaucoup d'avantages et quelques inconvénients. Les Moteurs Brushless nécessitent moins d'entretien, afin qu'ils aient une vie plus longue par rapport aux moteurs à courant continu classique. Moteur BLCD produisent plus de puissance sortie par la taille de l'image que les moteurs à courant continu classiques et moteurs à induction. Parce que le rotor est composé d'aimants permanents, l'inertie du rotor est moins, par rapport aux autres types de moteurs. Cela améliore les caractéristiques d'accélération et de décélération, raccourcissement des cycles de fonctionnement. Leurs caractéristiques de couple/vitesse linéaire produisent règlement vitesse prévisible. Avec les moteurs Brushless, l'inspection des charbons est éliminée, ce qui les rend idéales pour les applications et les zones d'accès restreint ou l'entretien est difficile. Moteur BLDC sont beaucoup plus bruyants que les moteurs DC brossées, réduisant les interférences électromagnétiques (EMI). Les modèles de basse tension sont idéales pour le fonctionnement sur piles, appareils portatifs ou des applications médicales.

Le tableau (1.1) ci-dessus résume la comparaison entre un moteur BLDC et un moteur à courant continu à balais. [9]

	Moteur BLDC	Moteur DC classique
Commutation	Commutation électronique basée sur des capteurs de position d'effet Hall	Commutation par balais
Maintenance	Minimale	Périodique
Durabilité	Supérieure	Inférieure
Courbe vitesse/couple	Plane. Opération à toutes les vitesses avec la charge définie	Modérée. Haute vitesse : la friction des balais augmente et réduit le couple
Efficacité	Haute. Sans chute de tension à cause des balais	Modérée
Puissance de sortie/taille	Haute Taille réduite dû aux meilleures caractéristique thermiques, le fait que les bobinages se trouvent dans le stator, qui est logé dans la carcasse facilite la dissipation de la chaleur	Basse. La chaleur produite dans la carcasse est dissipée vers l'intérieur, augmentant la température et limitant les caractéristiques
Inertie du rotor	Faible. Dû aux aimants permanents dans le rotor	Haute. Limite les caractéristiques dynamiques
Eventail de vitesses	Grand. Sans limitation mécaniques imposée par balais/commutateur	Petit.la limitation est marquée par les balais
Bruit électrique généré	Faible	Arcs dans les balais
Cout de production	Haut. Dû aux aimants permanents	Faibles
Contrôle	Complexe et cher	Simple et bon marché
Conditions requises	Un contrôleur est toujours pour maintenir le moteur en en marche. Il peut être également utilisé pour varier la vitesse	Le contrôleur n'est pas requis si une variation de vitesse n'est pas nécessaire

Le tableau (1.1) : Comparaison entre un moteur BLDC et un moteur à courant continu à balais.

1.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons procédé à une présentation générale du moteur BLDC, en commençant par la construction du moteur à courant continu sans balais, les modes d'alimentation des moteurs sans balais, puis les différents types de moteurs, leurs nombreux avantages et inconvénients, leurs utilisations, et une comparaison entre le moteur BLDC et le moteur à courant continu classique.

Chapitre 2

Réseaux des neurones :

Le perceptron multicouche (MLP)

2.1 Introduction

Les réseaux neuronaux artificiels (ANN) sont composés d'un ensemble d'outils et de méthodes de calcul. Ils se caractérisent par leur capacité à apprendre, à La généralisation, la mémorisation, la classification, l'adaptation et la prise de décision. Ils sont utilisés dans divers domaines, tels que la reconnaissance des formes, le contrôle et la robotique.

Dans la maintenance industrielle, les réseaux de neurones sont exploités pour solutionner les problèmes de diagnostic par une classification automatique des signaux et des formes correspondant aux différents états de fonctionnement normal et aux machines anormales.

Nous présenterons aussi, d'une manière générale, les étapes de conception d'un réseau De neurones : le choix des entrées et sorties, l'élaboration de la base de données, de la Structure du réseau etc.….

2.2 Historique sur les réseaux de neurones

Les recherches menées dans le domaine du connexionnisme ont démarré avec la présentation 1943 par W. MCCulloch et W. Pitts d'un modèle simplifié de neurone biologique communément appelé neurone formel. Ils montrèrent également théoriquement que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

En 1949, D. Hebb initie, dans son ouvrage "*The Organisation of Behavior*", la notion d'apprentissage. Deux neurones entrant en activité simultanément vont être c'est-à-dire que leurs contacts synaptiques vont être renforcés). On parle de loi de Hebb et d'associationnisme.

En 1958, F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. C'est un réseau de neurones de neurones inspiré du système visuel. Il possède deux couches de neurones : une couche de perception (sert à recueillir les entrées) et une couche de décision. C'est le premier modèle pour lequel un processus d'apprentissage a pu être défini.

S'inspirant du perceptron, Widrow et Hoff, développent, dans la même période, le modèle de l'Adaline (Adaptive Linear Elément). Ce dernier sera, par la suite, le modèle de base des réseaux de neurones multicouches.

En 1969, Les recherches sur les réseaux de neurones ont été pratiquement abandonnées lorsque M. Minsky et S. Papert ont publié leur livre « Perceptrons » (1969) et démontré les

limites théoriques du perceptron, en particulier, l'impossibilité de traiter les problèmes non linéaires par ce modèle.

En 1982, Hopfield développe un modèle qui utilise des réseaux totalement connectés basés sur la règle de Hebb pour définir les notions d'attracteurs et de mémoire associative. En1984 c'est la découverte des cartes de Kohonen avec un algorithme non supervisé basé sur l'auto-organisation et suivi une année plus tard par la machine de Boltzmann (1985).

Une révolution survient alors dans le domaine des réseaux de neurones artificiels : une nouvelle génération de réseaux de neurones, capables de traiter avec succès des phénomènes non-linéaires : le perceptron multicouche ne possède pas les défauts mis en évidence par Minsky. Proposé pour la première fois par Werbos, le Perceptron Multicouche apparaît en1986 introduit par Rumelhart, et, simultanément, sous une appellation voisine, chez Le Cun (1985).Ces systèmes reposent sur la rétro propagation du gradient de l'erreur dans des systèmes à plusieurs couches, chacune de type Adaline de Bernard Widrow, proche du Perceptron de Rumelhart.

De nos jours, l'utilisation des réseaux de neurones dans divers domaines ne cesse décroître. Les applications en sont multiples et variées.

2.3 Généralités sur les réseaux de neurones

2.31 Neurone biologique

Dans le cerveau humain, le neurone est l'élément de base. Il reçoit des signaux en provenance de neurones voisins, les traite, engendre, conduit et transmet l'influx nerveux à d'autres neurones. La figure (2.1) représente les éléments d'un neurone biologique. [11]

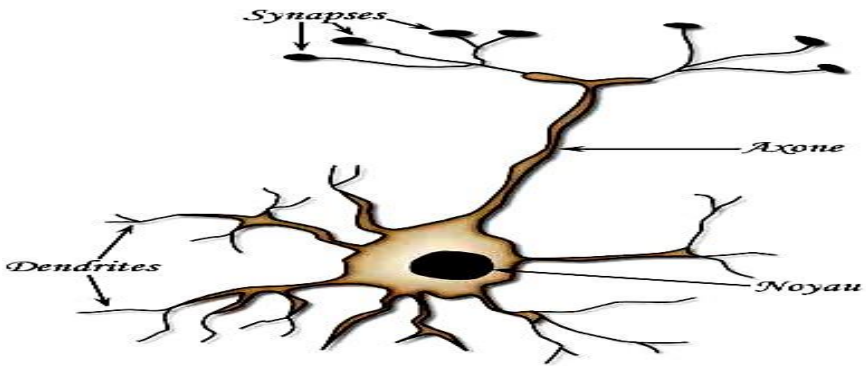

Figure (2.1) : Le neurone biologique. [27]

Le neurone est constitué de :

- ***Les dendrites***: ce sont les récepteurs principaux du neurone pour capter les signaux qui lui parviennent.
- ***Le corps cellulaire*** : Il contient le noyau. C'est un sommateur à seuil. Il effectue une sommation des influx nerveux transmis par ses dendrites. Si la somme est supérieure au seuil, le neurone répond par un influx nerveux ou potentiel d'action qui se propage le long de son axone. Si la somme est inférieure au seuil, il reste inactif.
- ***L'axone*** : Il sert de moyen de transport pour les signaux émis par le neurone. Il se ramifie à son extrémité, là où il communique avec d'autres neurones.
- ***Les synapses***: Ils permettent aux cellules nerveuses de communiquer entre elles. Les synapses se rencontrent surtout entre les axones et les dendrites. [11]

2.3.2 Réseau formel

Les réseaux de neurones formels sont à l'origine d'une tentative de modélisation mathématique du cerveau humain. Les premiers travaux datent de 1943 et sont l'œuvre de MM. *Mac Culloch et Pitts.* Ils présentent un modèle assez simple pour les neurones et explorent les possibilités de ce modèle.

Le neurone représenté par la figure (2.2) se compose d'une cellule possédant plusieurs entrées et une sortie.

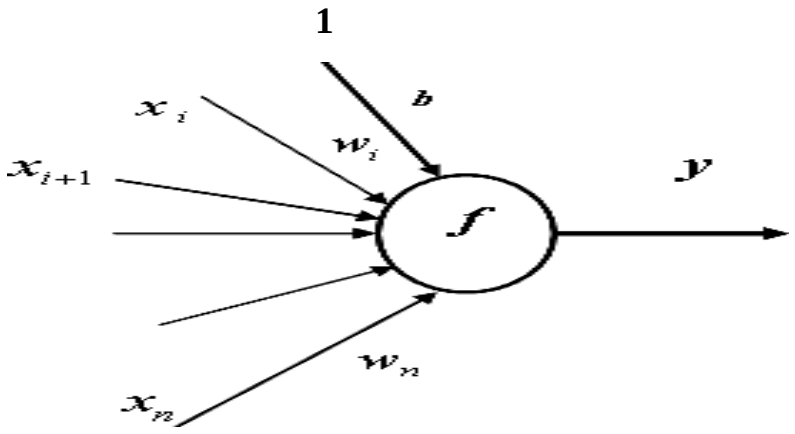

Figure (2.2) : Schéma d'un neurone formel. [13]

y: La sortie du neurone.

f: La fonction d'activation (ou de transfert).

x : Entrée du neurone.

w: Poids synaptique du neurone.

b: Biais.

2.4 Principe du neurone artificiel

Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones en amont ou des capteurs composant la machine dont il fait partie. A chacune de ses entrées est associé un poids représentatif de la force de la connexion.

Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones en aval. A chaque connexion est associé un poids

Il est commode de représenter graphiquement un neurone comme indiqué sur la figure (2.3).

Cette représentation est à l'origine de la première vague d'intérêt pour les neurones formels, dans les années 1940 à 1970 (Mcculloch et al. 1943), (Minsky et al. 1969). [15]

2.4.1 Modèle d'un neurone artificiel

En 1943, McCulloch et Pitts.[12] ont proposé le premier modèle de base d'un neurone artificiel. Bien que très simple, il constitue l'élément de base des réseaux de neurones. La figure (2.3) montre un modèle de neurone.

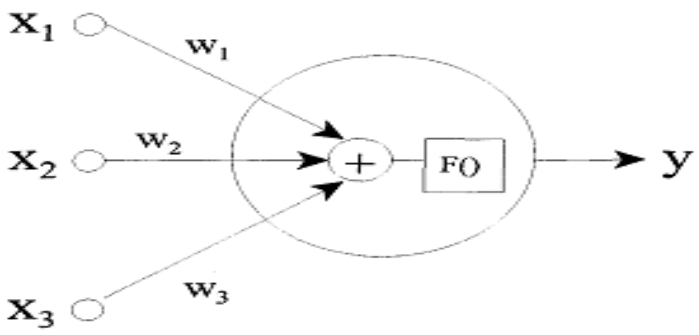

Figure (2.3) : Modèle d'un neurone élémentaire. [**34]**

Les entrées au neurone sont notées par x_i, II a un ensemble de synapses caractérisées par un poids synaptique qui indique la force du lien entre l'entrée et le neurone. Ceux-ci sont notés par w_i. Les signaux d'entrée sont multipliés par ceux-ci avant d'être additionnés. Un poids positif est associé à une synapse excitatrice; un poids négatif est associé à une synapse inhibitrice. Un additionneur est utilisé pour faire la somme pondérée des entrées plus un certain décalage constant de biais θ. Le résultat est ensuite passé à travers une fonction de transfert $f\ ()$ généralement non-linéaire qu'on appelle fonction d'activation. Celle-ci limite l'amplitude de sortie du neurone dans un certain intervalle borné, usuellement de [0,1] ou bien encore de [-1,1].

On peut représenter mathématiquement le traitement que fait le neurone élémentaire par les équations suivantes:

$$s = f\left(\sum_{i=1}^{N} w_i x_i + \theta\right) \tag{2.1}$$

$$y = f(s) \tag{2.2}$$

Les poids w_i, et θconstituent les paramètres libres du système et doivent être ajustés. Dans les premiers travaux fondateurs de McCulloch et Pitts sur le Perceptron la fonction d'activation était une simple fonction de seuillage brutale de type *sign* (x). Dès lors, la sortie du réseau ne pouvait prendre que des valeurs binaires (-1 ou +1). Cela était peut-être utile pour des tâches de classification. Cependant, de nos jours, il est plus usuel d'utiliser une fonction continue de forme sigmoïdale. C'est de loin la fonction la plus utilisée dans la littérature sur les réseaux de neurones artificiels (RNA). Elle a les avantages d'être continue, limitante pour la sortie (*"squashing"*) et bien différentiable. Algébriquement, on la retrouve sous deux formes très voisines l'une de l'autre. Soit la fonction log-sigmoïde

$$y(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{2.3}$$

Soit la fonction tangente hyperbolique:

$$y = \tanh(x) = \frac{e^{x} - e^{-x}}{e^{x} + e^{-x}} \tag{2.4}$$

Elles diffèrent principalement par leur intervalle de sortie, soient [0,1] et [-1,1] respectivement. Les formes graphiques de celles-ci sont illustrées aux figures (2.4) et (2.5) et (2.6)

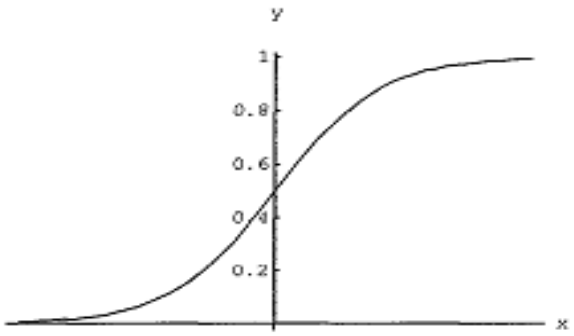

Figure (2.4):Fonction sigmoïdale. [13]

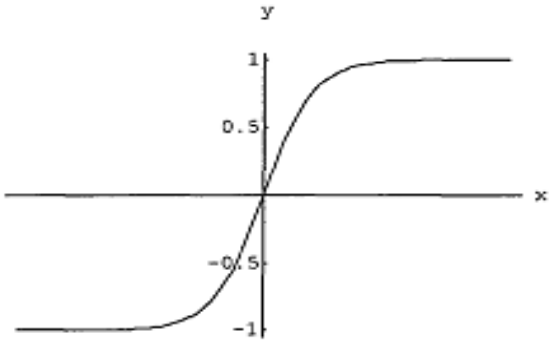

Figure (2.5):Fonction tangente hyperbolique. [13]

Dans certaines architectures de réseaux de neurones (ex: ADALINE) on retrouve plutôt une fonction de transfert purement linéaire

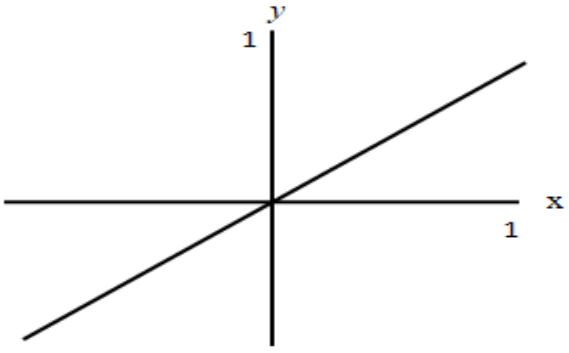

Figure (2.6) : Fonction de transfert linéaire. [13]

Ce modèle formel est évidemment une approximation très grossière de la réalité biologique. Toute la dynamique complexe de la génération des influx nerveux est simplement représentée par une fonction scalaire sans mémoire $f\ ()$.En fait, il n'y a pas de dynamique interne. Pour des poids fixes, le neurone effectue une opération statique. Ce modèle intègre plutôt les propriétés spatiales distribuées du neurone biologique. Mais bien sûr, les buts de l'ingénieur sont bien différents de ceux des neurobiologistes….

À l'instar des systèmes biologiques, les capacités calculatoires d'un neurone isolé sont plutôt limitées. De loin, les applications les plus réussies des neurones uniques sont les filtres FIR (Finite Impulse Response) adaptatifs développés en premier au début des années 1960 par Widrow et Hoff [39]. Dans ce cas, les entrées au neurone sont fournies à partir d'une ligne à délai ($s(k) = \sum w_i\, \mathrm{x}(k-i)$, *où* k est un Indice temporel discret). Typiquement, seulement une fonction d'activation linéaire est utilisée dans ce cas. Les filtres adaptatifs constituent un outil fondamental du traitement du signal avec des applications pratiques allant de l'égalisation adaptative à l'annulation active du bruit.

2.4.2 Types de topologie.

Un réseau de neurones résulte de l'arrangement du modèle de base du neurone individuel dans diverses configurations. Plusieurs architectures sont donc envisageables. On doit cependant réaliser que les algorithmes utilisés pour entraîner les RNA ont une adéquation très forte avec une architecture donnée, c'est-à-dire qu'ils leurs sont intimement liés. Jusqu'à ce jour, plusieurs topologies et algorithmes d'apprentissage ont été imaginés et conçus. On distingue trois principaux types d'architecture: les réseaux à propagation avant unicouches (ex: ADALINE) les réseaux à propagation avant multicouches (ex : Multilayer Perceptron, Radial-Basis Functions network) - les réseaux récurrents (ex: réseau d'Elman, Dynamic Recurrent Neural Network) Les réseaux à propagation avant sont caractérisés par le fait que les signaux ne se propagent que dans une seule direction, c'est-à-dire des nœuds d'entrée vers les nœuds de sortie. Dans le cas des réseaux unicouches, on ne retrouve qu'une seule couche de neurones soit à la sortie telle qu'illustré à figure (2.7). Il s'agit de la forme la plus simple, celle qui fut utilisée historiquement en premier jusqu'au milieu des années 1980.

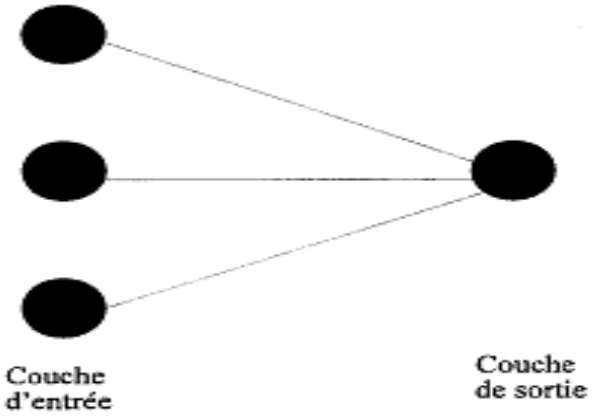

Figure (2.7): Réseau à propagation avant à une couche.

La seconde classe d'architectures, soit les réseaux à propagation avant, constitue de loin la configuration la plus populaire et la plus utilisée. Elle se distingue telle qu'illustrée à la figure (2.8) par la présence d'une ou plusieurs couches cachées comportant des nœuds calculatoires internes nommés à juste titre neurones cachés. Leur rôle est d'intervenir entre les entrées externes et les sorties du réseau, chaque couche alimentant dans une seule direction les couches successives. En ajoutant ainsi des couches cachées, le réseau peut extraire des statistiques d'ordre supérieur et augmenter sa puissance de représentation. Cette architecture devint populaire au milieu des années 1980 lorsque Rumelhart et McClelland.[14] redécouvrirent et publièrent un algorithme approprié pour l'entraîner : la rétropropagation (*"backpropagationalgorithm"*). C'est toutefois à Werbos.[15] qu'on doit la paternité de la découverte originelle de la rétropropagation.

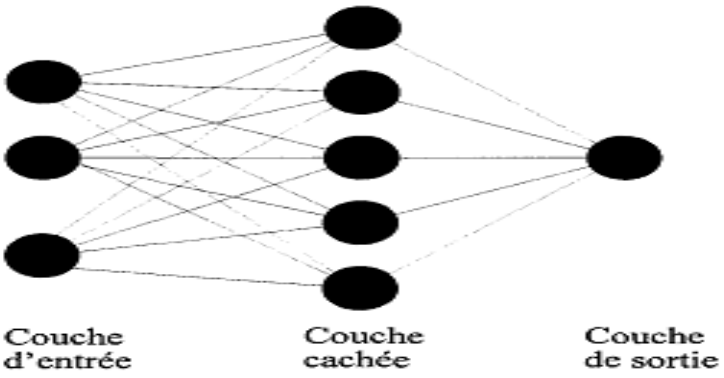

Figure (2.8) : Réseau à propagation avant multicouche.

La troisième classe d'architectures, soit les réseaux récurrents, se distingue des réseaux à propagation avant par le fait qu'elle contienne des boucles de rétroaction (ou liens récurrents). Une partie du signal de sortie peut revenir à l'entrée. On peut aussi imaginer de la rétroaction sur des cellules cachées comme on le voit à la figure (2.9).

Ce changement structurel a un impact profond sur la capacité d'apprentissage du réseau et son fonctionnement. De plus, les boucles de rétroaction utilisent des branches composées d'élément à retard unitaire (dénoté parz^{-1}) résultant en un comportement dynamique non-linéaire. Ainsi, le réseau peut acquérir dès lors un comportement temporel proprement dit.

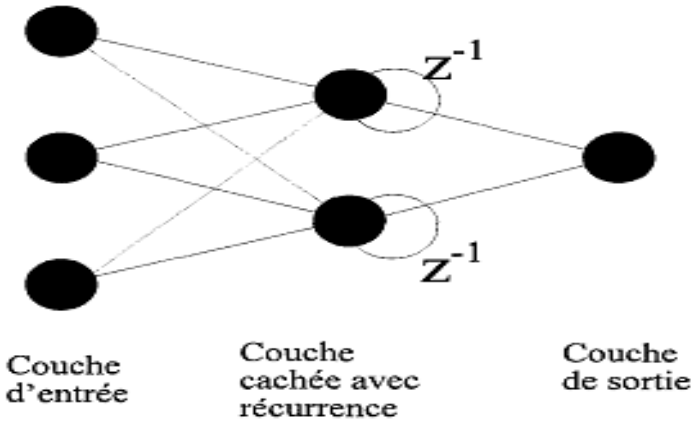

Figure (2.9): Réseau récurrent avec neurones cachés.

2.4.3 Architecture des réseaux de neurones

Selon la topologie de connexion des neurones, on peut les classer en deux grandes catégories: réseaux non bouclés (statique ou feedforward) et réseaux bouclés (dynamique, feedback ou récurrent). [26]

2.4.3.1 Réseau de neurones non bouclé

Un réseau de neurones non bouclé réalise une fonction (ou plusieurs) algébrique sur ses entrées par composition des fonctions réalisées par chacun de ses neurones. Dans un tel réseau figure. (2.10) le flux d'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière. Tout neurone dont la sortie est une sortie du réseau est appelé « neurone de sortie » et les autres qui effectuent des calculs intermédiaires sont des « neurones cachés ». [26]. Il existe deux types de réseaux de neurones : les réseaux complètement connectés et les réseaux à couche. Le réseau de neurones à une couche cachée et une sortie linéaire est un cas particulier de ce dernier type.

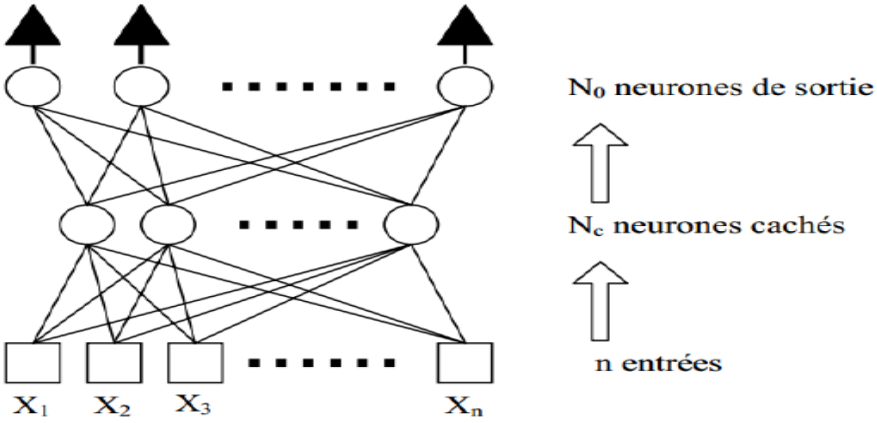

Figure (2.10) : Réseau de neurones à n entrées, une couche de Nc neurones cachés et N0 neurones de sortie. [36]

2.4.3.2 Réseau de neurones bouclé

L'architecture la plus générale pour un réseau de neurones est le réseau bouclé (Feedback), dont le graphe des connexions est cyclique : lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est appelé cycle). La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même. [27]. Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Ces connexions sont le plus souvent locales. Pour éliminer le problème de la détermination de l'état du réseau par bouclage, on introduit sur chaque connexion « en retour » un retard qui permet de conserver le mode de fonctionnement séquentiel du réseau figure (2.11).

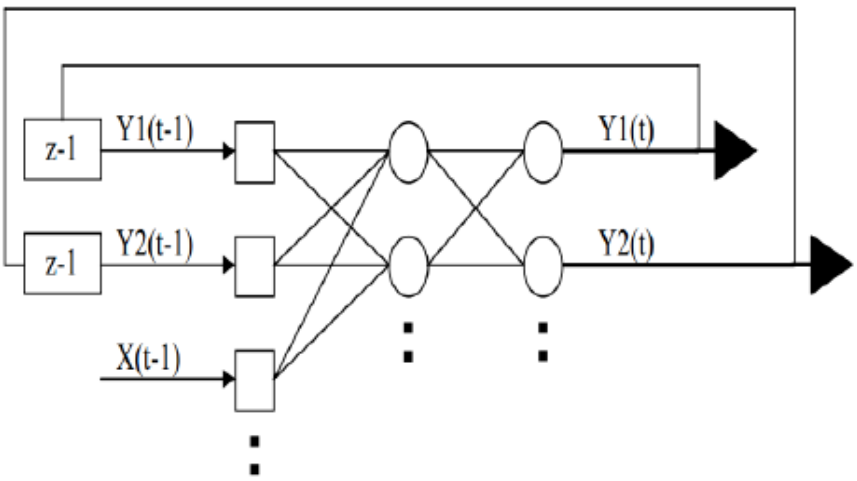

Figure (2.11) : Réseau de neurone bouclé. [40]

2.4.4 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones tels que

2.4.4 .1 Avantages

- Ils traitent des problèmes non structurés sur lesquels aucune information n'est disponible à l'avance. [16]
- Les réseaux de neurones fonctionnent sur des données incomplètes ou bruitées. Cette lacune d'information peut être complétée par l'ajout d'autres neurones à la couche cachée. [16]
- Les réseaux de neurones sont souples et génériques. Ils peuvent résoudre différents types de problèmes dont le résultat peut être : une classification, analyse de donné, etc.… [16]
- Les réseaux neuronaux se comportent bien parce que même dans des domaines très complexes, ils fonctionnent mieux que les arbres de statistique ou de décision. [17]

2.4.4.2 Inconvénients

Les réseaux de neurones ont aussi des inconvénients, tels que :

- La difficulté de choisir des valeurs initiales des poids de connexion ainsi qu'en cas d'erreur dans les résultats de sorties, l'utilisateur n'a aucune information sur le fonctionnement interne. [18]
- L'adaptation du pas d'apprentissage. [17]
- L'apprentissage au détriment de la généralisation. [17]
- La lenteur d'apprentissage. [18]

2.4.5 Les applications des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont généralement utilisés dans des problèmes de nature statistique et perceptive, tels que la classification, l'évaluation ou la prédiction. Les réseaux de neurones sont utilisés pour bâtir des systèmes de vision par ordinateur, pour faire des prévisions sur les marchés monétaires, pour évaluer le risque financier ou en assurance, pour différents processus manufacturiers, pour le diagnostic médical, pour l'exploration pétrolière ou gazière, en robotique, en télécommunication. Il est à noter que le réseau de neurones ne fournit pas de règle exploitable par un humain. Le réseau reste une boîte noire qui fournit une réponse quand on lui présente une donnée, mais le réseau ne fournit pas de justification facile à lire sur la façon dont celle-ci est obtenue. Les réseaux de neurones sont réellement utilisés, par exemple:

- En télécommunication, les réseaux de neurones utilisés dans plusieurs sujets comme la localisation, les canaux de propagation, le radio téléphonique, les satellites. [22] [23] [24] [25].

Pour la classification ; par exemple pour la classification d'espèces animales par espèce étant donnée une analyse ADN.

- Approximation d'une fonction inconnue,
- Modélisation accélérée d'une fonction connue, mais très complexe à calculer avec exactitude ; par exemple certaines fonctions d'inversions utilisées pour décrypter les signaux de télédétection émis par les satellites et les transformer en données sur la surface de la mer,
- Estimations boursières.
- Reconnaissance de motif ; par exemple pour la Reconnaissance optique de caractères (OCR), et notamment par les banques pour vérifier le montant des chèques, par La Poste pour trier le courtier en fonction du code postal, etc. ; ou bien encore pour le déplacement automatisé de robots mobiles autonomes,

2.5 Apprentissage

La notion d'apprentissage est claire et intuitive pour les humains ou les animaux : c'est une procédure cognitive qui doit faire en sorte que l'individu réalise de manière autonome une tâche donnée, typiquement à partir d'exemples.

2.5.1 Définitions d'apprentissage. [19]

L'apprentissage est une phase de développement d'un réseau de neurones durant laquelle une modification du comportement du réseau se fait jusqu'à l'obtention d'un comportement désiré. L'apprentissage neuronal fait appel à des exemples de comportement.

Durant cette phase les poids synaptiques seront modifiés, donc d'une manière plus simple, on peut dire que l'apprentissage est une action de mise à jour des poids des connexions dans le but d'atteindre la sortie du réseau pour les exemples présentés en entrée.

2.5.2 Type d'apprentissage

Au niveau des algorithmes d'apprentissage, il existe trois types selon l'intervention ou non d'un superviseur. [20] :

- **Apprentissage supervisé**

Ce mode est le plus courant, l'utilisateur dispose d'un comportement de références précis qu'il désire faire apprendre au réseau. Schématiquement, il consiste à évaluer les poids synaptiques minimisant l'erreur sur une base d'apprentissage, cette base comprend un ensemble d'observations pour lesquelles on connaît à la fois les entrées et les sorties souhaitées. L'apprentissage est dit supervisé, car il est nécessaire de connaître la sortie attendue pour chaque jeu d'entrées, le réseau de neurones va ajuster ses Paramètres afin de minimiser l'erreur entre la sortie désirée et sa sortie réelle.

- **Apprentissage semi- supervisé**

Cet apprentissage est identique au précédent dans la mesure où il se base sur la présence d'un concepteur, cependant la valeur exacte de la sortie n'est pas disponible, en général la seule information disponible est un signal d'échec ou de succès.

- **Apprentissage non supervisé**

Ce mode d'apprentissage est moins intuitif, il correspond au cas où l'on ne dispose pas de bases d'apprentissage, par exemple lorsqu'on ne sait pas à priori déterminer ponctuellement si une sortie est ou non valable. L'apprentissage repose alors sur un « *critère interne* » de conformité du comportement du réseau par rapport à des spécifications générales et non sur des observations. Cet apprentissage consiste donc, à détecter automatiquement des régularités qui figurent dans les exemples présentés et à modifier les poids des connexions pour que les exemples ayant les mêmes caractéristiques de régularité provoquent la même sortie. [21]

2.5.3 Algorithme standard apprentissage.

La relation spécifique associée à un réseau en couches est déterminée par les valeurs des poids synaptiques. Entraîner un réseau consiste donc à trouver un ensemble de poids qui produit une application entrée/sortie désirée. Dans la plupart des cas, la relation exacte n'est pas connue d'avance. Seuls des exemples spécifiques de paires entrée/sortie peuvent être disponibles pour faire l'apprentissage.

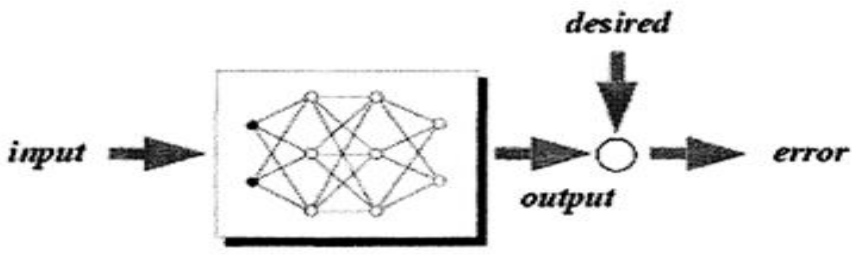

Figure (2.12) : Apprentissage supervisé. [35]

Dans la littérature, cette méthodologie est catégorisée sous le nom d'apprentissage supervisé (Par opposition à l'apprentissage automatique ou non-supervisé existant dans d'autres domaines d'application telle que la reconnaissance des formes), voir la figure (2.12). Le réseau est alimenté avec un ensemble d'entraînement comportant des vecteurs d'entrée, chacun étant associé avec une sortie correspondante désirée (x_1, d_1) ... $(x_p d_p)$ où les x, sont les variables d'entrée et les d, constituent les variables de sortie correspondantes désirées. Pour une entrée x donnée, la différence avec la sortie désirée et la sortie effective du réseau constitue le signal d'erreur: e = d – y.

Où y est la réponse effective du réseau en cours d'apprentissage. L'erreur quadratique totale sur l'ensemble d'apprentissage complet est alors donnée par:

$$J = \sum_{p=1}^{p} e_p^T \, e_p \tag{2.5}$$

L'objectif de l'entraînement est de déterminer l'ensemble des poids w qui minimise la fonction de coût J sous contrainte de garder la topologie du réseau fixe. Ainsi, nous pouvons voir que faire l'apprentissage du réseau de neurones revient à un problème d'optimisation numérique standard. Due à la structure non-linéaire du réseau, un algorithme stochastique de descente le long du gradient est le choix le plus populaire comme méthode d'optimisation. Après la présentation d'un échantillon provenant de l'ensemble d'apprentissage, les poids sont adaptés selon:

$$\Delta w = -\mu \widehat{\nabla} \tag{2.6}$$

Où$\widehat{\nabla} = \frac{\partial e^T e}{\partial w}$ est la valeur instantanée du gradient de l'erreur correspondant au patron d'entrée courant, μ est une constante qui contrôle la vitesse d'apprentissage.

- ✓ **La rétro propagation**

Pour complètement spécifier l'algorithme d'apprentissage nous devons fournir une expression explicite de l'erreur du gradient. Les dérivées partielles correspondant à chaque poids synaptique doivent être trouvées. La rétro propagation n'est rien de plus qu'un algorithme efficace pour les trouver. Malgré tout, cela demeure la percée la plus significative dans le domaine des réseaux de neurones dans les deux dernières décennies. L'algorithme a été décrit en premier par Werbos. [15] en 1974.

Cependant, ce n'est qu'en 1986 lorsqu'il fut présenté par Rumelhart et McClellandb. [14] qu'il acquit une réelle acceptation dans la communauté scientifique.

2.6 Modélisation à l'aide de réseaux de neurones : principes et méthodologie de conception de modèles. [27]

2.6.1 De la boite noire au modèle de connaissance

Le modèle "boite noire" constitue la forme la plus primitive de modèle mathématique : il est réalisé uniquement à partir de données ou observations ; il peut avoir une valeur prédictive, dans un certain domaine de validité, mais il n'a aucune valeur explicative. Ainsi, le modèle de l'univers selon Ptolémée était un modèle "boite noire" : il ne donnait aucune explication de la marche des astres, mais il permettait de prédire avec la précision souhaitable au regard des instruments de mesure disponibles à l'époque. A l'opposé, un modèle de connaissance, que l'on pourrait quali.er de "boite blanche", est issu de l'analyse des phénomènes physiques, chimiques, biologiques, etc.., dont résulte la grandeur que l'on cherche à modéliser.

Ces phénomènes sont mis en équation à l'aide des connaissances théoriques disponibles au moment de l'élaboration du modèle. Ce dernier a donc une valeur à la fois prédictive et explicative.

La démarche de la recherche scientifique s'efforce, dans la mesure du possible, de construire des modèles de connaissance : l'élaboration d'un modèle de connaissance nécessite l'existence d'une théorie, alors qu'un modèle boite noire requiert seulement la disponibilité de mesures.

Ainsi, la théorie de l'attraction universelle de Newton a permis l'élaboration d'un modèle de connaissance de la marche des astres.

Entre la boite noire et le modèle de connaissance se situe le modèle semi-physique, ou modèle "boite grise", qui contient à la fois des équations résultant d'une théorie, et des équations purement empiriques, résultant d'une modélisation de type « *boite noire* ».

Les réseaux de neurones constituent le plus souvent des modèles « *boites noires* » ; c'est la raison pour laquelle la première partie de ce chapitre sera consacrée à ce type de modélisation nous montrerons néanmoins, à la fin de ce chapitre, que les réseaux de neurones peuvent également être utilisés avec profit dans le cadre de modèles « *boites grises* ».

2.6.2 Modèle statique et modèle dynamiques

Un modèle statique est régi exclusivement par des Équations algébriques ; un modèle dynamique, en revanche, obéit à des équations différentielles et à des équations algébriques nous examinerons en premier lieu la conception de modèles statiques, réalisés à l'aide de réseaux de neurones non bouclés.

Nous aborderons ensuite les principes de conception de modèles dynamiques à l'aide de réseaux de neurones bouclés. [27]

2.7 Conception d'un réseau de neurones.

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées. Leurs mises en œuvre nécessitent :

- La détermination des entrées et des sorties pertinentes, c'est à dire les grandeurs qui Ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.
- La collecte des données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des Performances du réseau de neurones.
- La détermination du nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une Approximation satisfaisante.
- La réalisation de l'apprentissage.
- L'évaluation des performances du réseau de neurones à l'issue de l'apprentissage.

2.7.1 Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones.

Pour toute conception de modèle, la sélection des entrées doit prendre en compte deux points essentiels :

- Premièrement, la dimension intrinsèque du vecteur des entrées doit être aussi petite que possible, en d'autres termes, la représentation des entrées doit être la plus compacte possible, tout en conservant pour l'essentiel la même quantité d'information, et en gardant à l'esprit que les différentes entrées doivent être indépendantes.
- En second lieu, toutes les informations présentées dans les entrées doivent être Pertinentes pour la grandeur que l'on cherche à modéliser : elles doivent donc avoir une influence réelle sur la valeur de la sortie.

2.7.2 Choix et préparation des échantillons.

Le processus d'élaboration d'un réseau de neurones commence toujours par le choix et la préparation des échantillons de données. La façon dont se présente l'échantillon conditionne le type de réseau, le nombre de cellules d'entrée, le nombre de cellules de sortie et la façon dont il faudra mener l'apprentissage, les tests et la validation. [41] Il faut donc déterminer les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.

Lorsque la grandeur que l'on veut modéliser dépend de nombreux facteurs, c'est-à-dire lorsque le modèle possède de nombreuses entrées, il n'est pas possible de réaliser un « *pavage* » régulier dans tout le domaine de variation des entrés : il faut donc trouver une méthode permettant de réaliser uniquement des expériences qui apportent une information significative pour l'apprentissage du modèle. Cet objectif peut être obtenu en mettant en œuvre un plan d'expériences. Pour les modèles linéaires, l'élaboration de plans d'expériences est bien maîtrisée, par ailleurs, ce n'est pas le cas pour les modèles non linéaires.

Afin de développer une application à base de réseaux de neurones, il est nécessaire de disposer de deux bases de données, une pour effectuer l'apprentissage et l'autre pour tester le réseau obtenu et déterminer ses performances.

Notons qu'il n'y a pas de règle pour déterminer ce partage d'une manière quantitative, néanmoins chaque base doit satisfaire aux contraintes de représentativité de chaque classe de données et doit généralement refléter la distribution réelle, c'est à dire la probabilité d'occurrence des diverses classes.[42]

2.7.3 Elaboration de la structure du réseau

La structure du réseau dépend étroitement du type des échantillons. Il faut d'abord choisir le type de réseau : un perceptron standard, un réseau de Hopfield, un réseau à décalage temporel (TDNN), un réseau de Kohonen, un ARTMAP etc.…

Par exemple, dans le cas du perceptron multicouche, il faudra aussi bien choisir le nombre de couches cachées que le nombre de neurones dans cette couche.

Nombre de couches cachées

Mis à part les couches d'entrée et de sortie, il faut décider du nombre de couches intermédiaires ou cachées. Sans couche cachée, le réseau n'offre que de faibles possibilités d'adaptation. Néanmoins, il a été démontré qu'un Perceptron Multicouches avec une seule

couche cachée pourvue d'un nombre suffisant de neurones, peut approximer n'importe quelle fonction avec la précision souhaitée [42]

Nombre de neurones cachés

Chaque neurone peut prendre en compte des profils spécifiques de neurones d'entrée. Un nombre plus important permet donc de mieux ″coller″ aux données présentées mais diminue la capacité de généralisation du réseau. Il faut alors trouver le nombre adéquat de neurones cachés nécessaire pour obtenir une approximation satisfaisante.

Il n'existe pas, à ce jour, de résultat théorique permettant de prévoir le nombre de neurones cachés nécessaire. Il faut donc nécessairement mettre en œuvre une de conception de modèle de manière heuristique.

2.7.4 Validation et Tests

Alors que les tests concernent la vérification des performances d'un réseau de neurones hors échantillon et sa capacité de généralisation, la validation est parfois utilisée lors de l'apprentissage. Une fois le réseau de neurones développé, des tests s'impose afin de vérifier la qualité des prévisions du modèle neuronal.

Cette dernière étape doit permettre d'estimer la qualité du réseau obtenu en lui présentant des exemples qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage. Une validation rigoureuse du modèle développé se traduit par une proportion importante de prédictions exactes sur l'ensemble de la validation.

Si les performances du réseau ne sont pas satisfaisantes, il faudra, soit modifier l'architecture du réseau, soit modifier la base d'apprentissage.

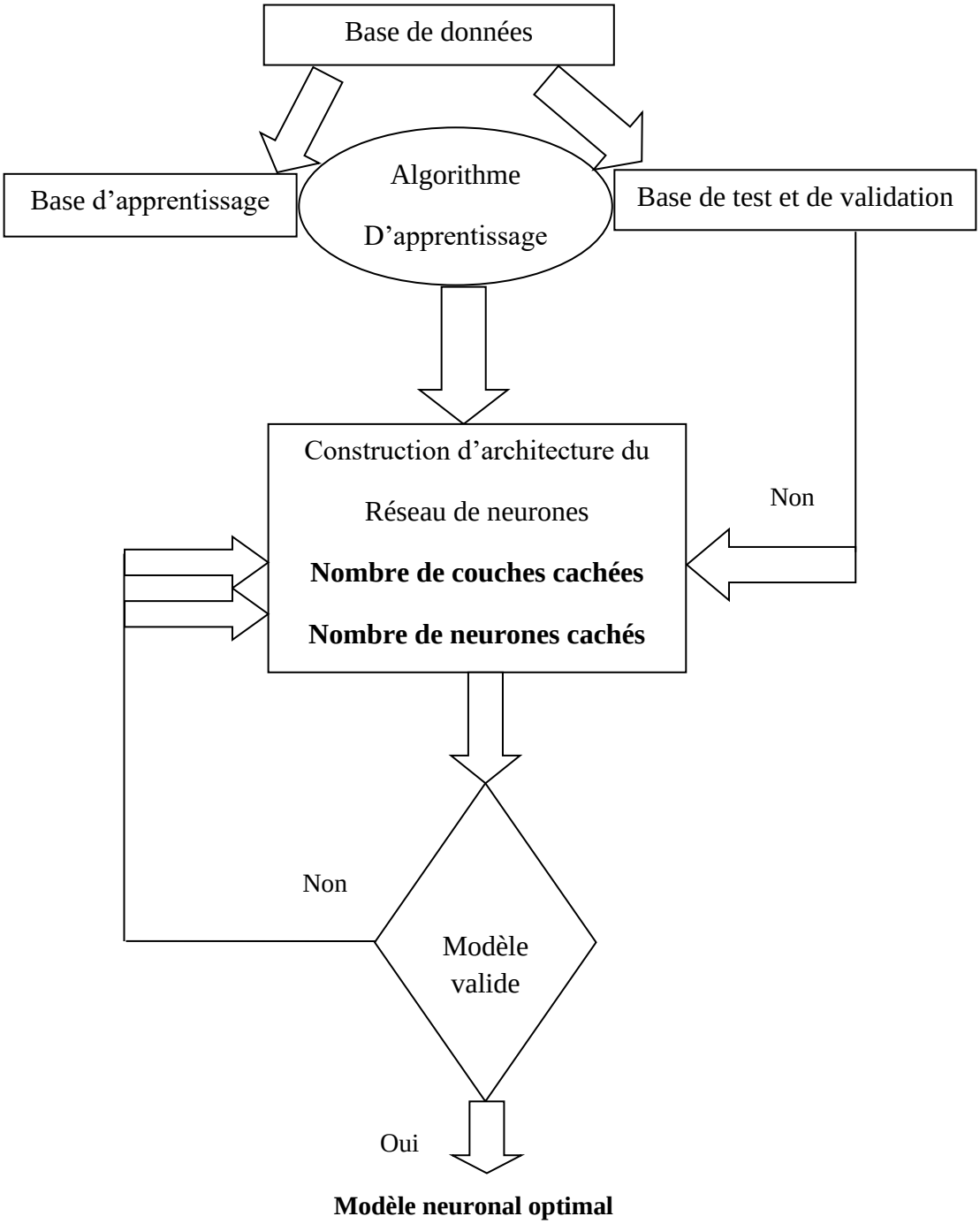

Figure (2.13) : Organigramme de conception d'un réseau de neurones. [40]

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé les définitions essentielles relatives aux réseaux de neurones. En particulier, nous avons fait la distinction entre les réseaux neuronaux statiques, non bouclés et les réseaux neuronaux dynamiques, bouclés. Aussi, on a présenté les avantages et les inconvénients des réseaux de neurones.

Nous avons également mis l'accent sur l'utilisation des réseaux de neurones comme outils de modélisation ainsi que leur apprentissage. Comme pour toute méthode qui repose sur des techniques statistiques, l'utilisation des réseaux de neurones nécessite des données suffisantes et représentatives.

Ensuite, nous avons présenté les concepts fondamentaux de la modélisation d'un système dynamique par réseaux de neurones et une méthodologie complète pour concevoir et mettre en œuvre un modèle neuronal.

Chapitre 3

Applications de la modélisation neuronale dynamique pour Un moteur BLCD

3.1 Introduction

La modélisation d'un processus (ou d'un système) consiste à représenter son comportement (relation entre les entrées et les sorties) à l'aide d'un modèle mathématique paramétré. Ce modèle sera utilisé pour la prédiction, le diagnostic ou encore comme simulateur du processus.

Dans ce chapitre, on présente notre travail de modélisation d'un moteur BLDC par un réseau de neurones MLP dynamique.

3.2 Modélisation du système dynamique par RN

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées. Leurs mises en œuvre nécessitent :

- La détermination des entrées et des sorties pertinentes, c'est à dire les grandeurs qui Ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser.
- La collecte des données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des Performances du réseau de neurones.
- La détermination du nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une Approximation satisfaisante.
- La réalisation de l'apprentissage.
- L'évaluation des performances du réseau de neurones à l'issue de l'apprentissage.

3.2.1 Détermination des entrées/sorties du réseau de neurones

La détermination des entrées et des sorties du système considéré (BLDC), c'est à dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le système que l'on cherche à modéliser.

Dans notre cas, on n'avait pas ni une maquette de mesure pour un moteur BLDC ni un moteur BLDC disponible afin de déterminer les entrées et les sorties du système. Alors on a opté pour l'utilisation d'un modèle Simulink d'un moteur BLDC figure (3.1). On a considéré que ce modèle reflète parfaitement le fonctionnement et la commande d'un moteur BLDC.

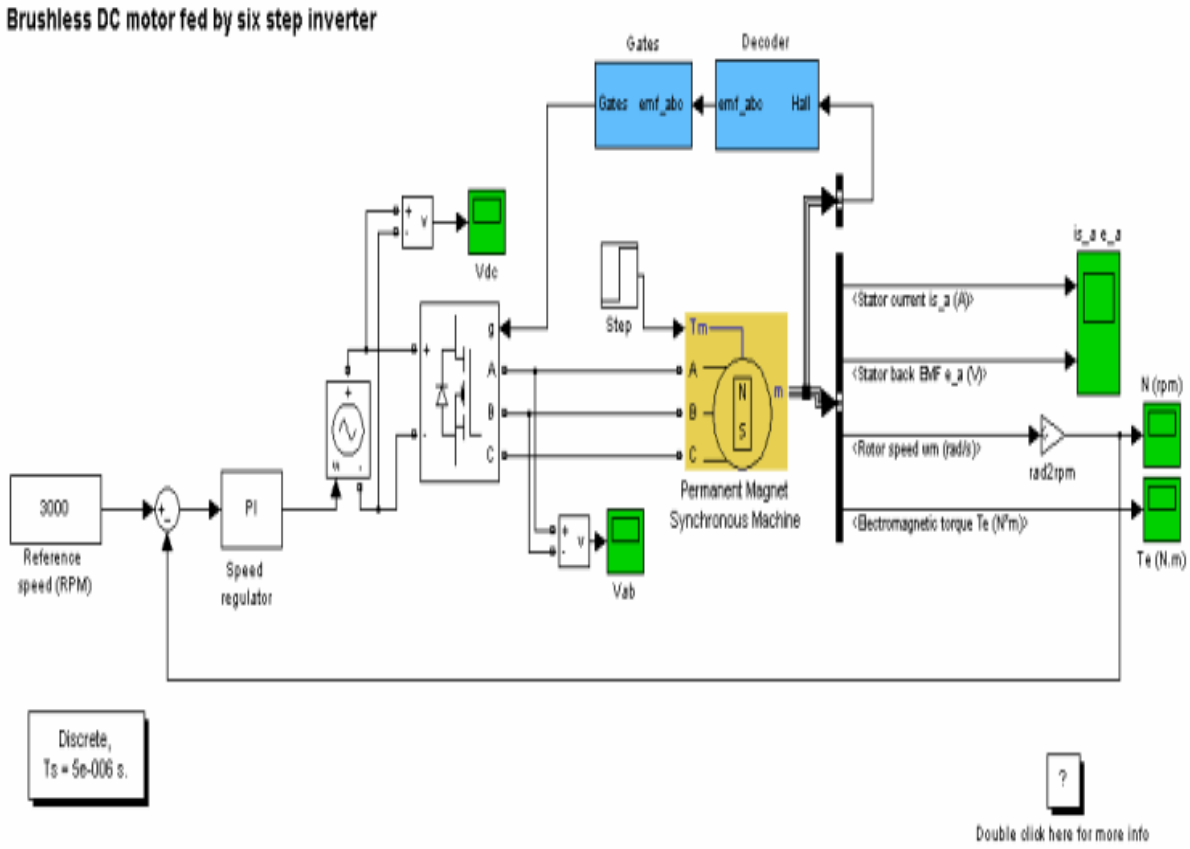

Figure (3.1) : Le modèle SIMULINK de moteur Brushless. [37]

Ce même modèle est utilisé aussi pour extraire les mesures de données des entrées /sorties pour constituer la base d'apprentissage et de teste pour le réseau de neurones à concevoir.

On a choisi la sortie du régulateur PI qui commande le moteur comme l'entrée du modèle neuronal et elle est noté (c). La sortie du modèle est la vitesse du moteur qui est noté (vit).

Le modèle dynamique considéré est le suivant :

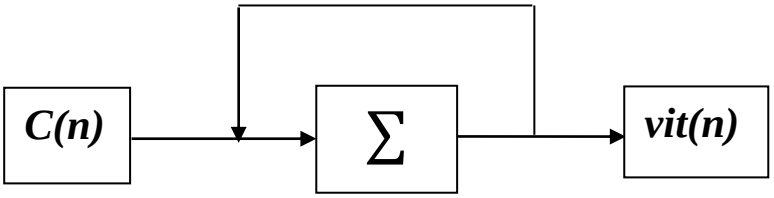

Figure (3.2) : modèle système dynamique par un réseau neurone.

Le vecteur d'entrée du modèle neuronal à concevoir est constitué de vecteur suivant :

$$X = \begin{bmatrix} c(N) \\ c(N-1) \\ . \\ c(N-10) \\ vit(n-1) \\ . \\ . \\ vit(n-5) \end{bmatrix} \tag{3.1}$$

La sortie du modèle neuronal est Y= *vit(n)* (3.2)

3.2.2 Choix et préparation des échantillons

La collecte des données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des Performances du réseau de neurones est réalisée à partir du modèle Simulink considéré figure (3.1).

La structure la plus utilisée d'un réseau de neurones pour la modélisation d'un processus non linéaire est la structure *entrée / sortie*:

$$\hat{y}(k) = f\left[y(k-1), \cdots, y(k-q), u(k), \cdots, u(k-p)\right] \tag{3.3}$$

Qui décrit un système non linéaire d'ordre (q) figure (3.3)

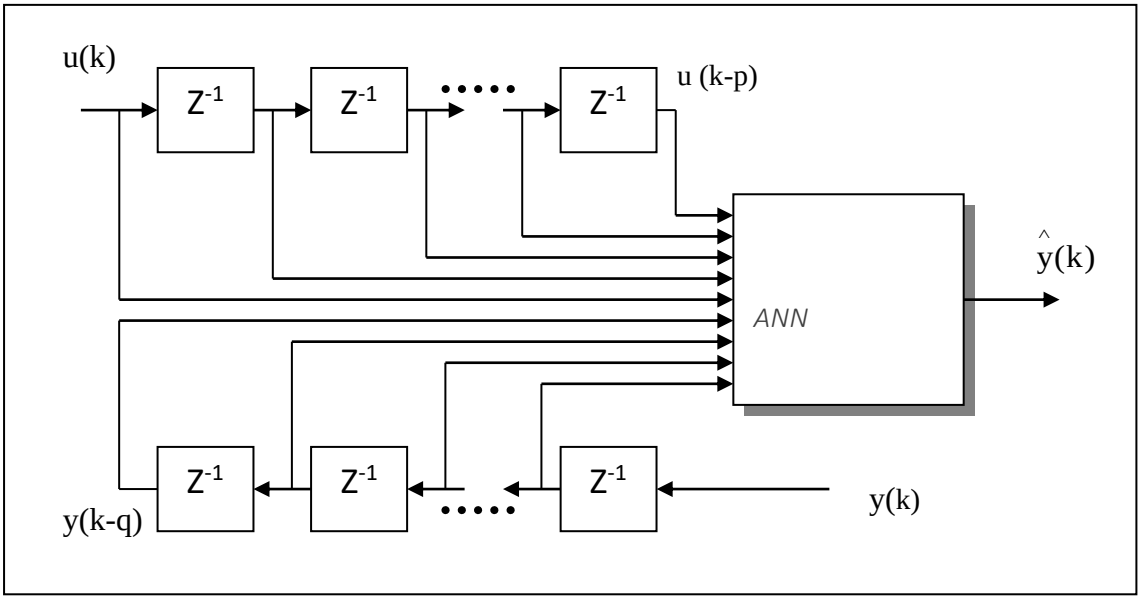

Figure (3.3) : la structure d'un réseau de neurones.

Les systèmes considérés sont représentés par le modèle discret non linéaire NARX suivant : $y(k) = f^{*}(\phi(k), \theta) + e(k)$ (3.4)

Où y(k) est la sortie du système, e(k) est un bruit de moyenne nulle et variance σ^2_e, f^* est la fonction non linéaire, θ est le vecteur de paramètres et ϕ(k) représente le vecteur d'entrée du système :

$$\phi(k) = [y(k-1), \cdots, y(k-n_y), u(k-n_d), u(k-n_d-n_u+1)]^T \quad (3.5)$$

Le modèle NARX (Non linéaire Auto - Régressif avec entrée eXogène) est le modèle non Linéaire avec bruit qui conduit au prédicteur le plus simple. Ça s'écrit comme suit :

$$y_p(k) = h[y_p(k-1), ..., y_p(k-n), u(k-1), ., u(k-m)] + w(k) \quad (3.6)$$

Où $\{w(k)\}$ est une séquence de variables aléatoires indépendantes à valeur moyenne nulle (bruit pseudo-blanc).

La forme prédicteur associée au modèle NARX est la suivante :

$$y_p(k+1) = h[y_p(k), ..., y_p(k-n+1), u(k), ., u(k-m+1)] \quad (3.7)$$

On vérifie aisément que, si l'hypothèse NARX est vraie, l'erreur de prédiction est égale au bruit :

$$e(k+1) = y_p(k+1) - y(k+1) \quad (3.8)$$

Et par définition elle est imprédictible. La variance de l'erreur est alors minimale.

Le système d'apprentissage doit utiliser un réseau prédicteur bouclé de la forme :

$$y(k+1) = f(y_p(k), ..., yp(k-n+1), u(k), ., u(k-m+1); \quad (3.9)$$

Où *f* est la fonction non linéaire réalisée par le réseau non bouclé. Si l'hypothèse NARX est vraie et si les autres conditions d'une bonne identification sont réunies (séquences d'apprentissage représentatives, algorithme adéquat et performant), alors la fonction *f* est une bonne approximation de *h*.

3.2.3 Elaboration de la structure du réseau

On a utilisé le perceptron multicouche (MLP), il faudra aussi bien choisir le nombre de couches cachées que le nombre de neurones dans chaque couche.

Le système non linéaire est modélisé par un réseau de neurones de type perceptron multicouche (MPL) à une seule couche cachée, avec comme fonction d'activation la tangente hyperbolique :

$$g(x)=\frac{2}{1+e^{-2x}}-1 \tag{3.10}$$

Par contre la couche de sortie contient un seul neurone linéaire.

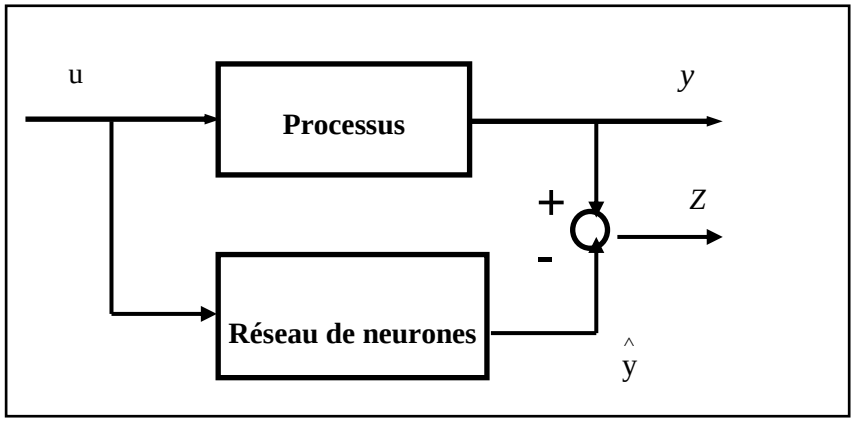

Figure (3.4) : le system non linéaire est modélisé par réseaux de neurones.

La sortie du réseau de neurones peut être écris comme suit :

$$\hat{y}(k)=NN(\phi(k),\theta) \tag{3.11}$$

Où NN est l'approximation de la fonction non linéaire f^* du système.

L'apprentissage est fait à partir d'une base de données entrée/sortie sans défaut, l'erreur de prédiction est donnée par :

$$\varepsilon(k)=y(k)-\hat{y}(k)=e(k) \tag{3.12}$$

Le résidu $z(k)$ est obtenu, en ligne, en comparant la sortie mesurée du système avec celle du réseau de neurones :

$$z(k) = Y(k) - \hat{Y}(k) = Y(k) - NN(\Phi(k), \theta) \tag{3.13}$$

Où $Y(k)$ et $\Phi(k)$ représentent les données observées sur le système, sachant que :

$$\Phi(k) = [Y(k-1), \cdots, Y(k-n_y), U(k-n_d), U(k-n_d-n_u+1)]^T \tag{3.14}$$

Cette phase d'apprentissage ou d'entrainement exige la compréhension complète du problème. Il est essentiel ici d'identifier les paramètres d'entrée et de sortie. Une fois que la décision concernant la structure du réseau est prise, l'apprentissage comporte l'acquisition de connaissances, la détermination du nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche. Le nombre optimal de ces derniers est déterminé par essai afin de réaliser la meilleure exécution pour le réseau de neurones.

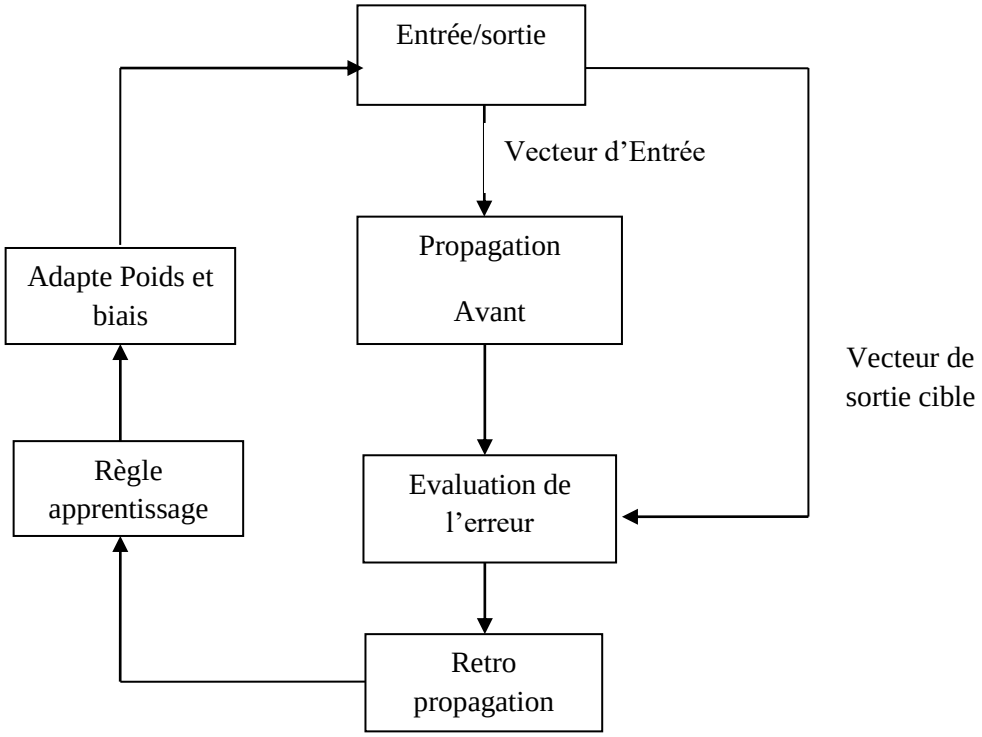

Figure (3.5) : Organigramme de Rétro propagation [31]

3.2.3.1Nombre de couches cachées

3.2.3.1.1 Le Perceptron à une couche cachée

Aussi bien en modélisation qu'en commande de processus, l'objectif est d'approcher, en particulier à l'aide d'un réseau de neurones formels, une fonction à valeurs réelles que l'on suppose continue. Un résultat fondamental. [29][30] prouve la possibilité d'approcher

toute fonction continue sur un domaine borné par réseau un de neurones. Ce réseau présente une structure organisée en couches (cf. Figure (3.6)) : une « couche cachée » dont chaque neurone calcule une fonction non linéaire des variables du réseau, et un « neurone linéaire de sortie » qui calcule une combinaison linéaire des grandeurs calculées par les neurones « Cachés ». Les hypothèses de ce théorème d'approximation universelle imposent pour la couche cachée des fonctions d'activation continues, monotones croissantes, et bornées (nous utiliserons habituellement la fonction sigmoïdale tangente hyperbolique *tanche*).

Nous utiliserons cette structure particulière, pour la modélisation de processus dynamiques.

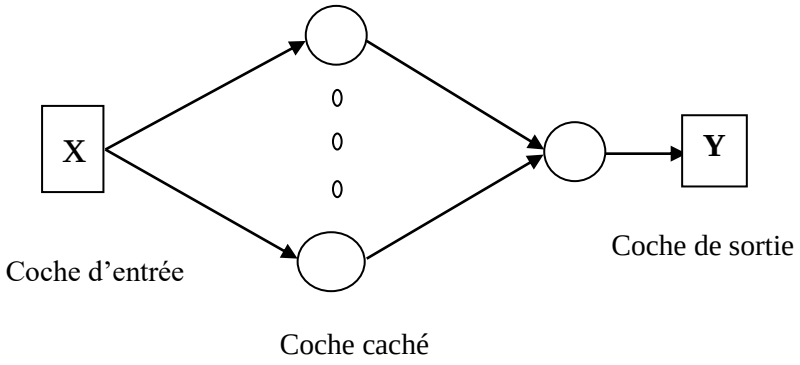

Figure (3.6) : Structure d'un perceptron à une couche cachée.

3.2.3.1.2 Perceptrons multicouches

L'idée principale du perceptron multicouches (noté MLP pour *Multi Layer Perceptron*) est de grouper des neurones en couches. La première couche est reliée aux entrées, puis ensuite chaque couche est reliée à la couche précédente. C'est la dernière couche qui produit les sorties du MLP. [32].

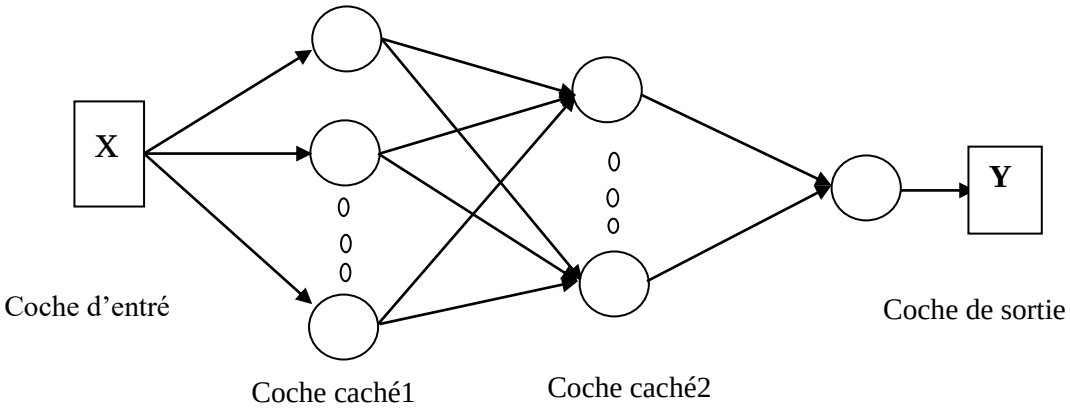

Figure (3.7): Structure d'un Perceptron à 2 couches cachée.

3.2.3.2 Nombre de neurones cachés

Chaque neurone peut prendre en compte des profils spécifiques de neurones d'entrée.

Un nombre plus important permet donc de mieux ″coller″ aux données présentées mais diminue la capacité de généralisation du réseau. Il faut alors trouver le nombre adéquat de neurones cachés nécessaire pour obtenir une approximation satisfaisante.

3.2.4 Simulation et tests

On a conçu un réseau de neurones MLP pour la modélisation d'un moteur BLDC. Cette opération a été effectuée dans l'environnement de programmation MATLAB dont le quel il y a une boite outil (Toolbox) réseau de neurones qui permet la conception, l'apprentissage et la validation d'un réseau de neurones MLP.

On a réalisé le programme donné en annexe (A) qui permet, à partir des données collectées du modèles Simulink, la conception et l'apprentissage d'un réseau de neurones MLP. Pour modéliser le moteur BLDC, on a conçu quatre réseaux de neurones MLP dont chacun comporte une ou deux couches cachées avec un nombre différent de neurones pour chaque couche.

3.2.4.1 Résultats avant et après apprentissage

Dans la suite, on présente des résultats pour chaque cas considéré. Les résultats sont donnés sous forme de trois figures. La première figure représente la courbe de la sortie du modèle du réseau de neurones avant l'apprentissage avec la sortie désirée, et la seconde figure la sortie du modèle après l'apprentissage. La troisième figure donne l'évolution de l'erreur d'apprentissage, l'erreur de validation et l'erreur de test en fonction des itérations.

A la fin, un tableau comportant le temps d'apprentissage et le nombre d'itérations pour chaque cas, est donné pour comparer entre les quatre réseaux de neurones réalisés.

3.2.4.1.1 Premier cas

Dans ce cas, le réseau MLP conçu est constitué d'une couche cachée avec 5 neurones.

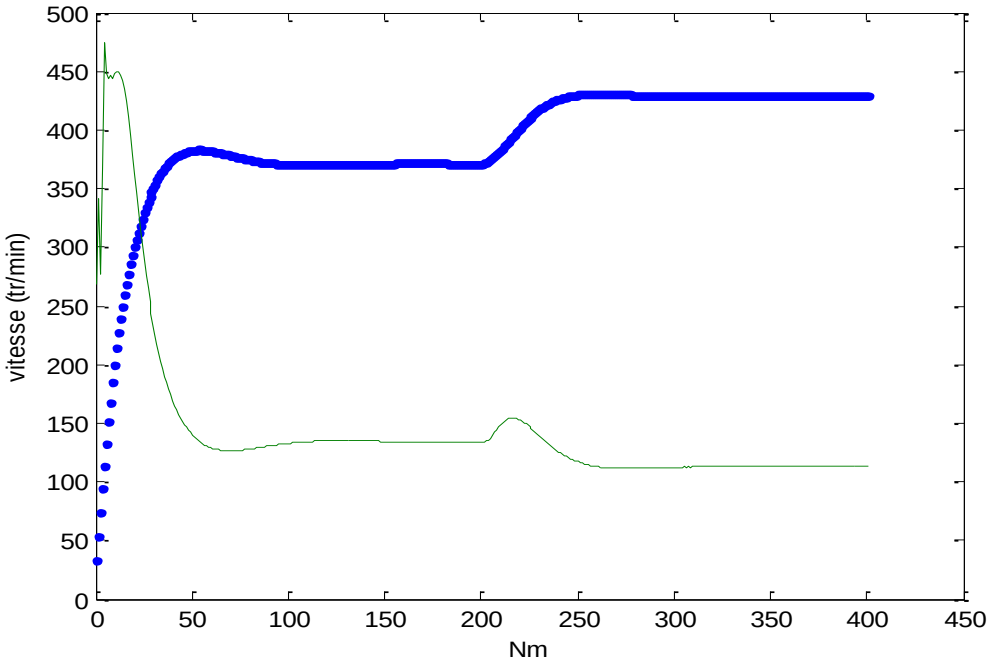

Figure (a) : Avant apprentissage

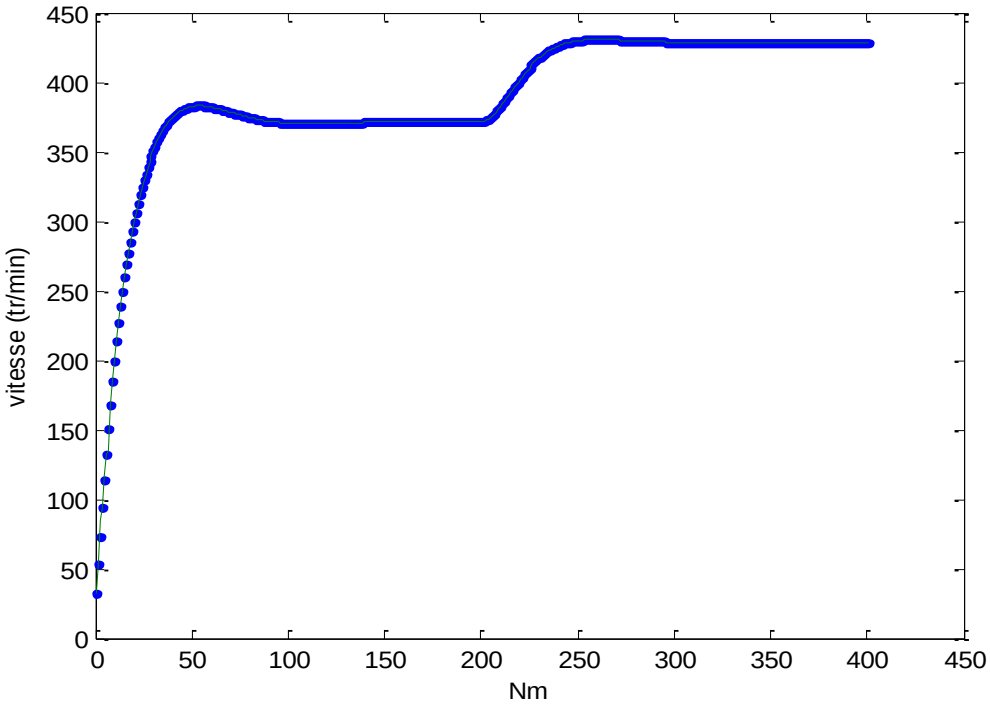

Figure (b) : après apprentissage

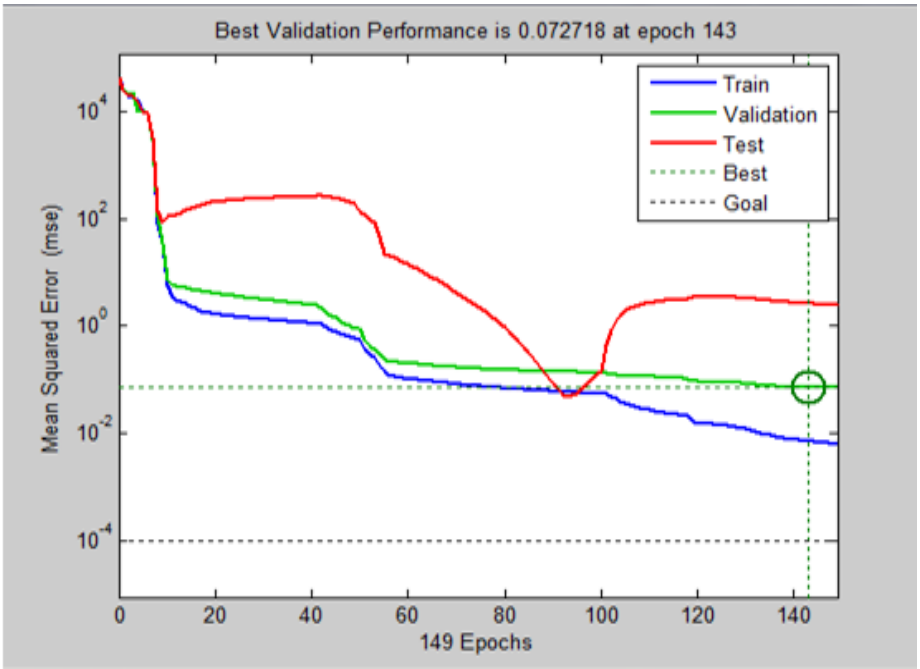

Figure (c) : l'erreur en fonction des itérations

Figure (3.8) : (a) : Avant apprentissage, (b) : après apprentissage

(c) : l'erreur en fonction des itérations.

3.2.4.1.2 Deuxième cas

Dans ce cas, le réseau MLP conçu est constitué d'une couche cachée avec 10 neurones.

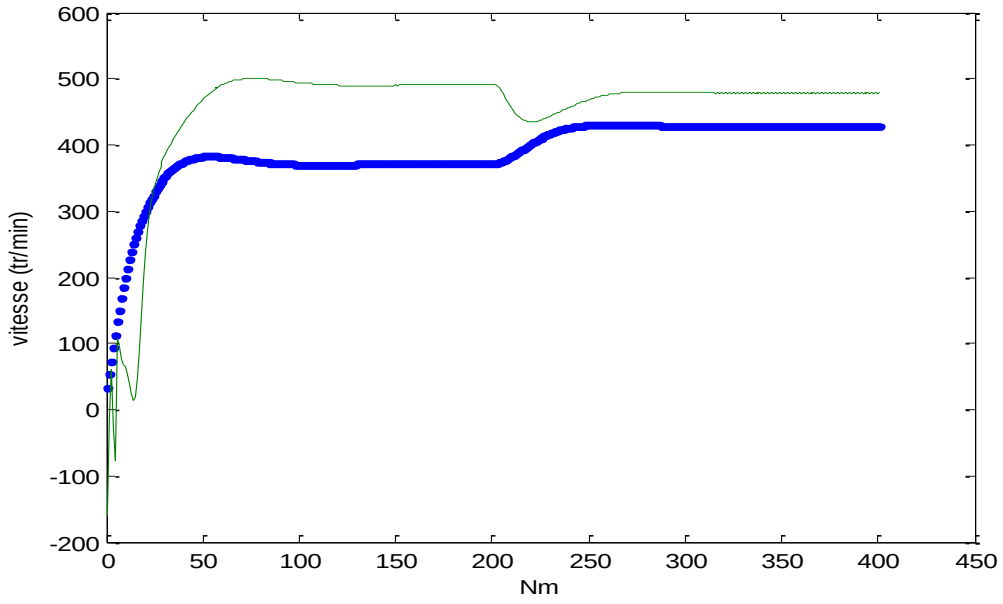

Figure (a) : Avant apprentissage

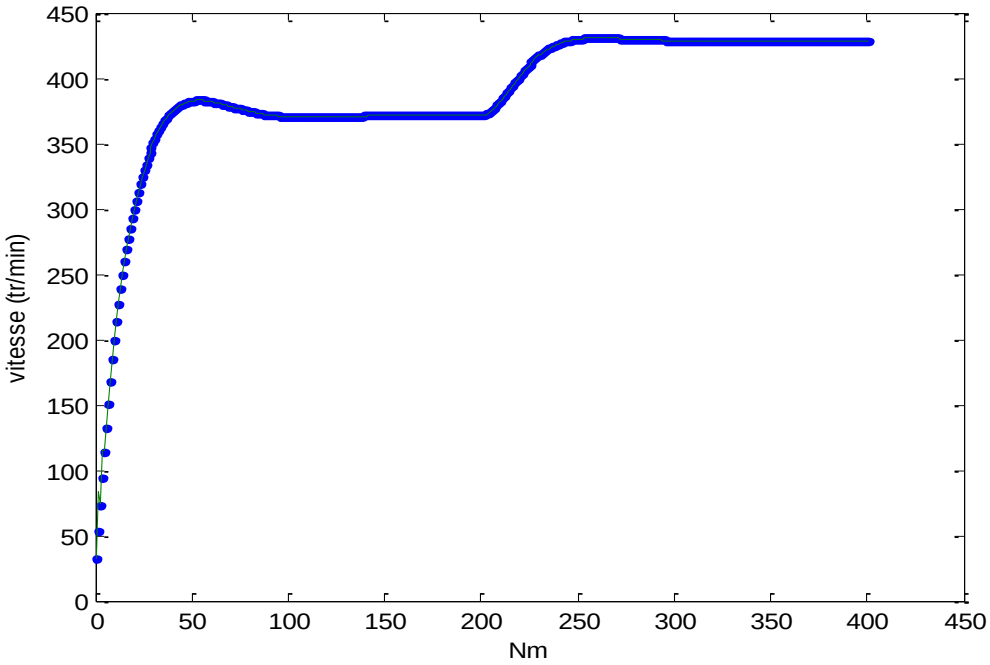

Figure (b) : après apprentissage

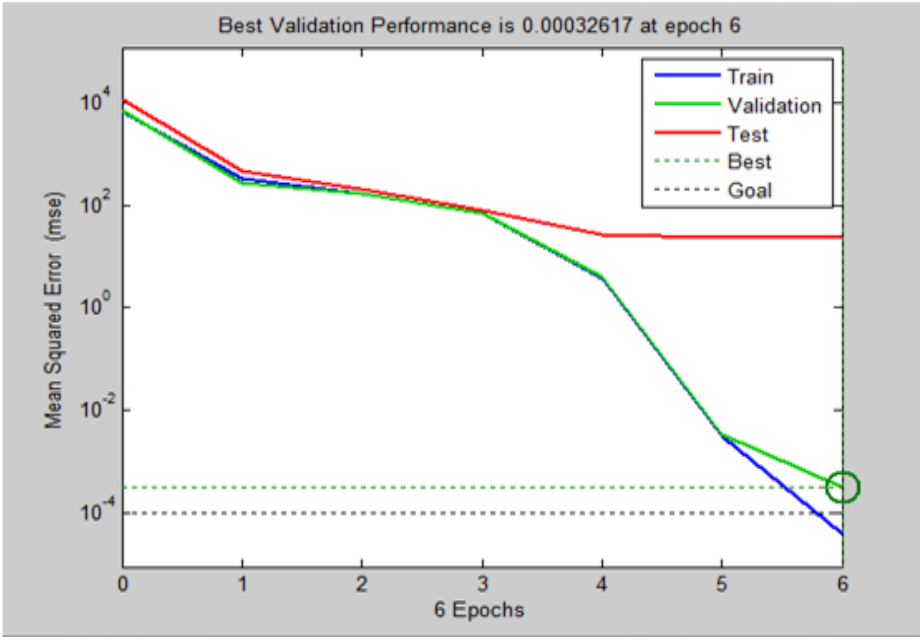

Figure (c) : l'erreur en fonction des itérations

Figure (3.9) : (a) : Avant apprentissage, (b) : après apprentissage

(c) : l'erreur en fonction des itérations.

3.2.4.1.3 Troisième cas

Dans ce cas, le réseau MLP conçu est constitué de deux couches cachées avec 5 neurones dans la première et 5 neurones dans la seconde couche.

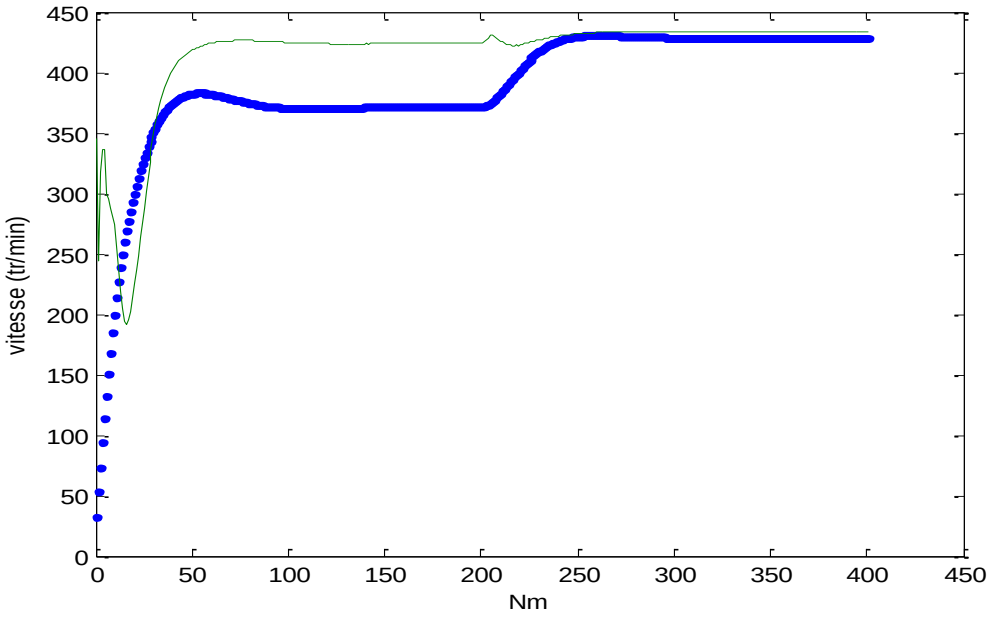

Figure (a) : Avant apprentissage

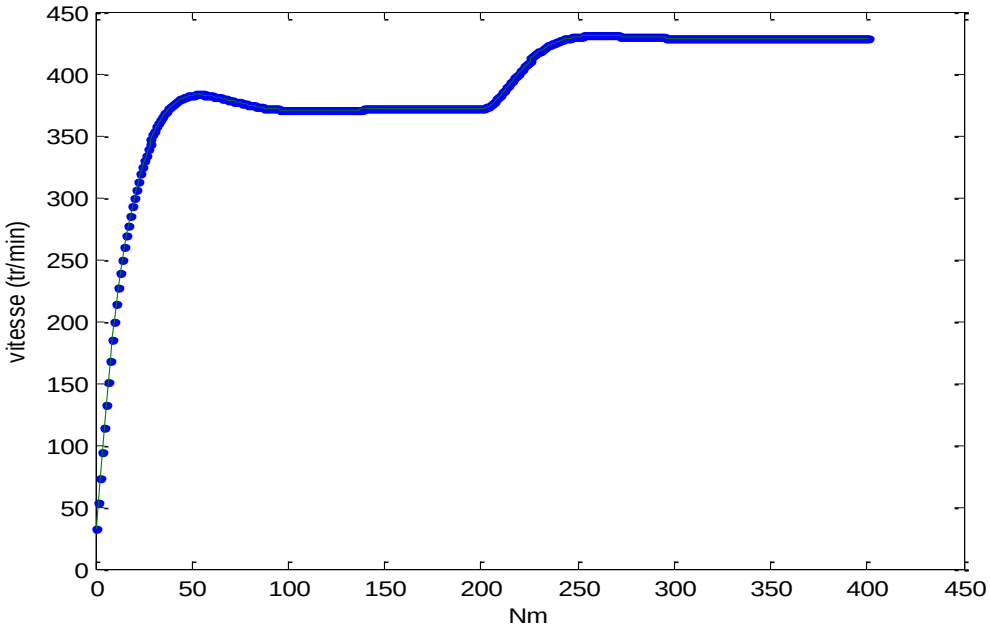

Figure (b): après apprentissage

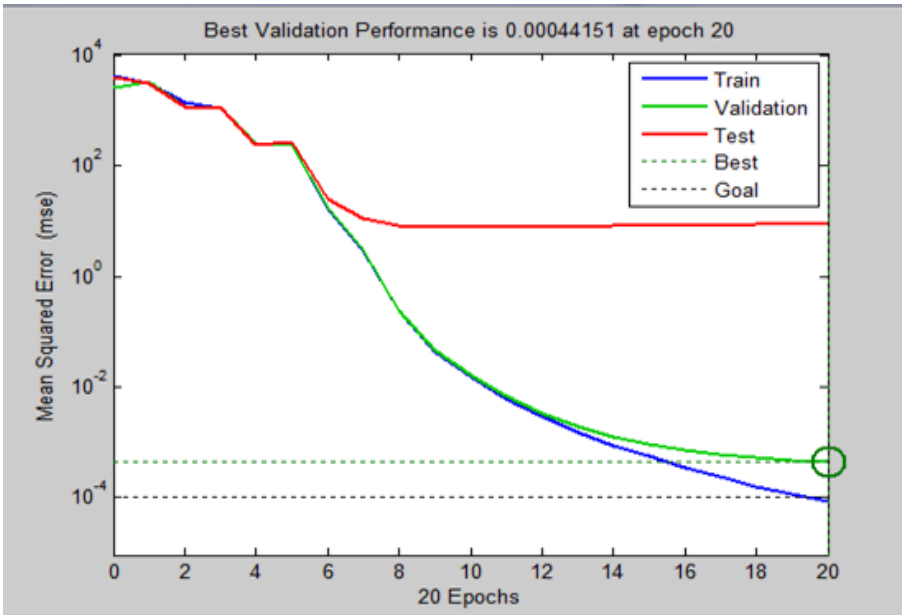

Figure (c) : l'erreur en fonction des itérations

Figure (3.10) : (a) : Avant apprentissage, (b) : après apprentissage,

(c) : l'erreur en fonction des itérations.

3.2.4.1.4 Quatrième cas

Dans ce cas, le réseau MLP conçu est constitué de deux couches cachées avec 10 neurones dans la première et 5 neurones dans la seconde couche.

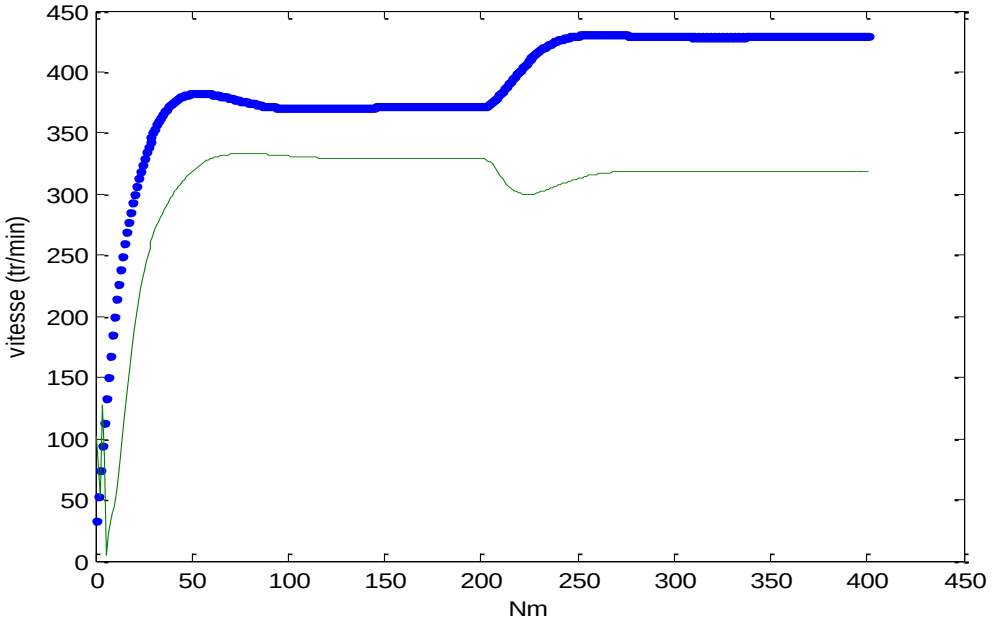

Figure (a) : Avant apprentissage

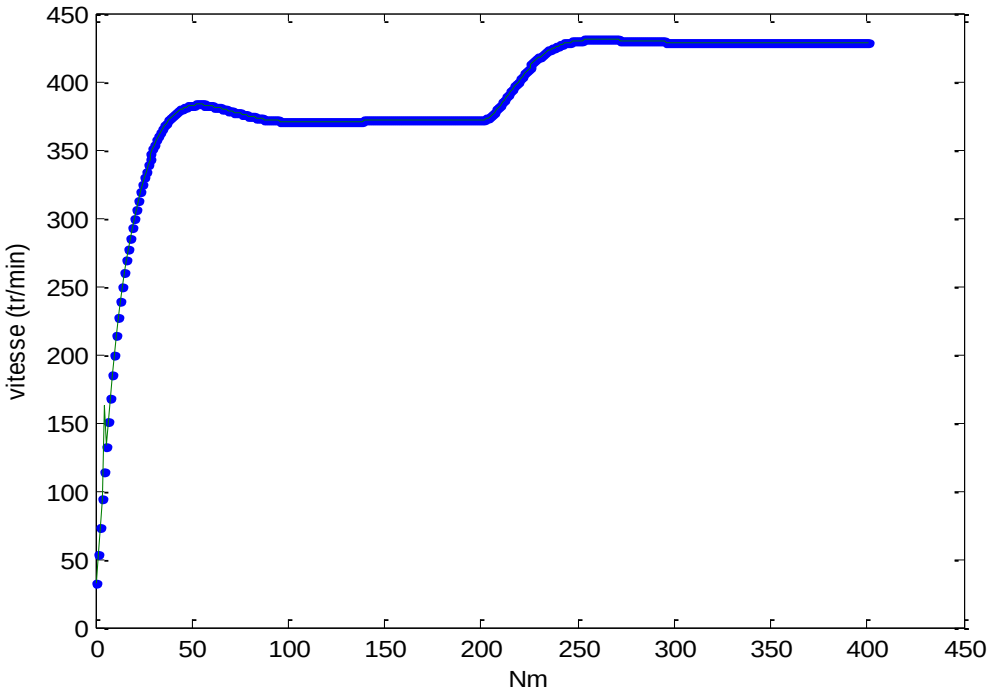

Figure (b) : après apprentissage

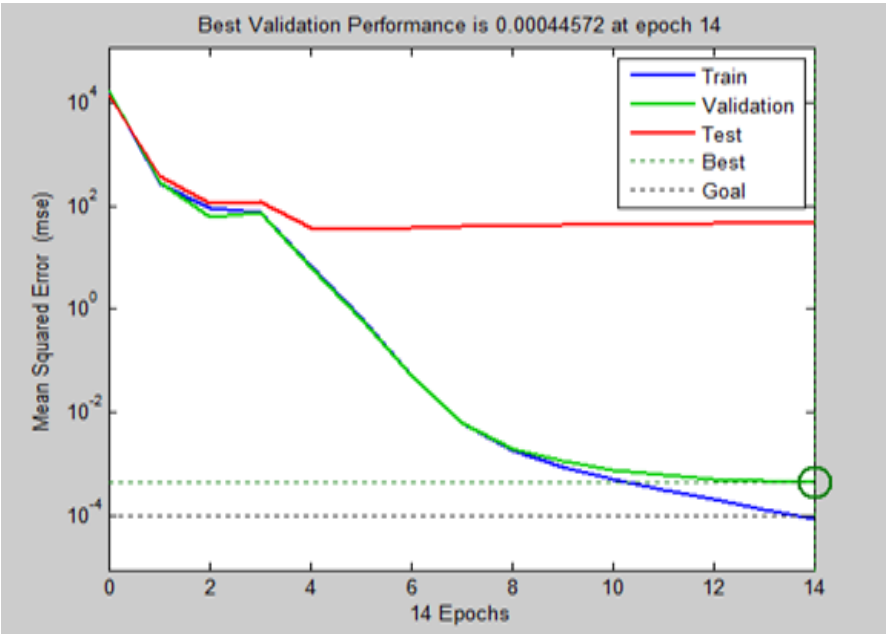

Figure (c) : l'erreur en fonction des itérations

Figure (3.11) : (a) : Avant apprentissage, (b) : après apprentissage, (c) : l'erreur en fonction des itérations.

3.2.4.1.5 Interprétation des résultats

Nous concluons par un résultat simulation

Dans la figure(a), la courbe verte indique la sortie du réseau neurones avant apprentissage et la courbe bleu est celle du système réel. On constate un grand écart entre les deux courbes.

Dans la figure (b), les mêmes courbes mais après apprentissage. On constate que la réponse du réseau de neurones suit parfaitement la courbe de la réponse du système réel.

Dans la figure (c), on représente l'évolution des erreurs d'apprentissage, de validation et de test en fonction des itérations.

Le tableau suivant représente un résumé des résultats de modélisation des quatre réseaux de neurones MLP conçus pour la modélisation du moteur BLDC.

On remarque que le réseau de neurones MLP avec deux couches cachées présente une meilleure performance qui n'est que l'erreur quadratique moyenne (*MSE* : *meansquarederror*).

Tableau (3.1): Résumé de l'effet du nombre de couches cachées

Réseaux de neurones Fonction	**Fonction de transfert**	**Nombre d'itération**	**Performance**
5	Tansig-Tansig-Purelin	149	0.0727
10	Tansig-Tansig-Purelin	6	0.000326
5-5	Tansig-Tansig-Purelin	20	0.00044151
10-5	Tansig-Tansig-Purelin	14	0.00044572

Les résultats semblent montrer une légère différence entre les quatre réseaux de neurones. Les réseaux de neurones avec plus de neurones ont légèrement surpassé ceux avec un nombre faible de neurones dans les couches cachées. Autrement dit, les erreurs associées diminuent dans des grands réseaux beaucoup plus rapidement que dans des réseaux à nombre faible de neurones.

Basé sur les observations ci-dessus, l'analyse des résultats obtenus à partir des phases avant et après d'apprentissage, de test et de validations conduites à l'utilisation d'un réseau pour le modèle neuronal.

3.3 Conclusion

Dans ce chapitre, on a présenté l'essentiel de notre travail qui consistait à concevoir un modèle neuronal de la réponse d'un moteur BLDC en vitesse. Les données pour l'apprentissage du modèle neuronal sont obtenues d'un modèle Simulink du moteur ce qui constitue un point faible de notre travail. Mais ça nous a permet de mettre en scripte la procédure de conception du modèle neuronal du moteur.

On a conçu quatre réseaux de neurones avec différent nombre de couches et de neurones afin de comparer les performances et de trouver le meilleur modèle du moteur considéré.

Les résultats montrent que les réseaux de neurones de type MLP dynamique peuvent modéliser n'importe quelle fonction continue. Le réseau de neurones avec plus de couches cachées et de neurones donne de meilleures performances même si pour déterminer leur nombre (couche cachée et neurones) est réalisé par l'expérience. Il n'y a pas de règle générale pour déterminer ces paramètres d'un réseau de neurones.

Conclusion générale

Conclusion générale

Le moteur à courant continu sans balais (BLDC) est considéré comme étant un moteur synchrone à aimant permanent, et est devenue, aujourd'hui, un outil indispensable dans diverses applications grâce à ses performances supérieures. Pour notre travail, on nous a demandé de réaliser un modèle neuronal de ce type de moteur.

Les réseaux de neurones sont des approximateurs parcimonieux. Les réseaux de neurones permettent de modéliser des phénomènes statiques (réseaux non bouclés) et dynamiques (réseaux bouclés). Il est toujours souhaitable, et souvent possible, d'utiliser, pour la conception du réseau de neurones, dont on dispose sur le phénomène à modéliser : les réseaux de neurones ne sont pas nécessairement des "boîtes noires".

Ce travail nous a permis d'apprendre la conception d'un modèle neuronal de type MLP qui peut être divisé en deux étapes : introduction des entrées et rétropropagation de l'erreur. Durant ce processus, les poids synaptiques sont constants lors du calcul de la sortie. Ensuite, la valeur de sortie est comparée à la valeur désirée et ce signal d'erreur est propagé dans le sens inverse de la couche de sortie aux nœuds de la couche cachée adjacente, chaque neurone reçoit une part de cette erreur selon sa contribution au vecteur de sortie, c'est-à-dire selon son poids. Ce processus est répété à chaque itération, couche par couche, où les poids vont être mis à jour, jusqu'à ce que le réseau converge vers un état stable (erreur minimale).

On a réalisé quatre réseaux de neurones MLP pour modéliser le moteur BLDC. Les résultats de simulation obtenus montrent que le réseau avec plus de couches cachées présente de meilleures performances.

Dans les perspectives, afin de réaliser un modèle neuronal robuste d'un moteur BLDC, il faut avoir des mesures réelles qui reflètent le fonctionnement de ce type de système. Ceci permettra d'effectuer un bon apprentissage qui donnera un modèle optimal.

Annexes

Annexe

%%%%Programme apprentissage d'un réseau de neurones MLP

```
clear, clc, close all
loaddataapprentissage ,
%%
%---------- sousechantillonnage!!
N = length (err);
Ts_ech = 100;
err_ech = err (1:Ts_ech:N);
ref_ech = ref (1:Ts_ech:N);
commande_ech = commande(1:Ts_ech:N);
vit_ech = vit(1:Ts_ech:N);
%% construction du vecteur d'entrée
Yb = vit_ech;
Xb= [commande_ech] ;
nc = 10;     % nombre de ratard sur la commande
ny = 5;     % nombre de ratard sur la vitesseV
for i=1:nc
Xb=[Xb [zeros(i,1);commande_ech(1:length(commande_ech)-i)]];
end
for i=1:ny
Xb= [Xb [zeros (i, 1);vit_ech(1:length(vit_ech)-i)]];
end
%%
X =Xb';
Y = Yb';
Yb = Yb';
net = feedforwardnet([15,10]);
net = configure (net,X,Y);
Ye1 = net(X);
plot (1:length(Y),Y,'.',1:length(Ye1),Ye1,'-')
net.trainParam.epochs = 500;
net.trainParam.goal = 0.0001;
```

```
net = train(net,X,Y);
%view (net)
Ye2 = net(X);
figure,plot(1:length(Y),Y,'.',1:length(Ye2),Ye2,'-')
perf = perform (net,Ye2,Y)
%gensim(net,0.0005)
```

Bibliographique

Bibliographie

[1] « Stefan Balsursson, ‘‘BLDC Motor Modeling and Control-A Matlab ® /Simulink ® Implémentation ’’Thése de Master, Chalmers University of Tech.Stielec.ac-aixmarseille.fr.»

[2] « Mahd Zeshan Haider, « Position Control of Permanent Magnet Brushlass Dc Motor using PID Controller »Thése de Master, Department of Electrical & amp; Instrumentation Engineering, Thapar University, juin-2001.»

[3] « Amani Ahmed Amine (Le Contrôle PID d'une Moteur.2019.) »

[4] « Fatma Zohra HACID (Commande en Vitesse d’une B.D.C.M) Mémoire de Fin d’Etudes de Master Académique.»

[5] « C.C Chan, K.TChau, J.Z. Jiang ,« Novel Permanent Magnet Motor Drives for Electric Vehicles », IEEE Transactions on industrial Electronics ,vol.43, N°2 , p.331-339,1996.»

[6] « Magtech Brushless Motor Source Book. Axsys Technologies, Inc. Motion Control Products San Diego. April, 2002.»

[7] « A.Varsani, « Low Cost Brushless DC Motor Controller ». Bachelor of Engineering. University of queensland. November, 2003.»

[8] « Padmaraja Yedamale, Microchip Technology Inc, Brushless DC (BLDC) Motor Fundamentals. », site http: //www.microchip.com.

[9] « Master Ingenieors, Puertas Automaticas, Moteur Sans Balaissans Charbons Caractiristiques Fondamentales.»

[10] « http: // S tephane.genouel.free.fr/FT/Dossie-Multimedia/Drone/co/Drone-9.html.»

[11] « Simon HAYKIN, « Neural Networks - A Comprehensive Foundation ».Second Edition, Pearson Prentice Hall, India 2001, pp.823.»

[12] « McCulloch W.S.et Pitts W,“A Logical Calculus of the Ideas Immanent In Nervous Activity”. Bulletin of Mathematical Biophysics Vol. 5, pp. 115-133.»

[13] « Eric Larouche<Exploration de Différentes Architecture de Réseaux de Neurones Pour La Prédition de La Glace Atmospherique Sur Les Conducteurs Des Réseaux Electriques l'universit du Québec À Chicoutimi Comme Exigence Partielle.2002.»

[14] « Rumelhart D.E. et McClelland J.L., Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, vol. 1, Cambridge, MIT Press, États-Unis, 1986.»

[15] « Werbos, P.J.,"Beyound regression: New tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences". Thèse de Ph.D., Harvard University, Cambridge, ÉtatsUnis, 1974.»

[16] « Wikiversite, Réseaux de Neurones: Avantages et <ttps://fr.Wikiversity Possibilités, org/wiki/r%c 3%a9 Seaux de Neurones/Avantages-et Possibilit%c3%a9s>,18 Mai 2016. »

[17] « Amira, l, b. Khaoukha, and l.adila, Identification et Commande des Systèmes Non linéaires. 2011.»

[18] « Hilali.h, Application de la Classification Textuelle pour L'extraction des Règles d'association Maximales. Thèse de Maitrise en Informatique, Université du québec à Trois-rivières, Trois-rivières, 2009.»

[19] « H. Abdi, Précis de Connexionnisme, Intelligence Artificielle et Intelligence Naturelle, Paris : Presse Universitaires de France in J. P Rossi, J. F Le Ny, J. F (Eds.) ,1993.»

[20] « L.P.J. Veelenturf, Analysis and Applications of Artificial Neural Networks, Book PrnticeHall, Edition, 1995.»

[21] « R. A. Jacobs. "Increased Rates of Convergence Through Learning Rates Adaptation," *Neural Networks*, vol. 1, pp. 295-350, 1988.»

[22] « Ivan Vilovic, An Approach to Propagation Modeling for Indoor WLAN Applications Using Neural Networks, IEEE, 10.1109/ICECOM.2005.204929. ISBN 953-6037-44-0.»

[23] « M. Ibnkahla, J. Sombrin, F. Castanié, and N. J.Bershad, "Neural networks for modeling non linear memory les Schannels ", IEEE Trans. On Communications, Vol. 45, No. 7, pp. 768-771, July 1997.»

[24] « N. Kandil, V. K. Sood, and M. Saad, "Use of ANNs for Short-Term Load Forecasting", the Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, CCECE 99, May 1999, Edmonton, Alberta, Canada.»

[25] « Moazzeni .A "Wireless Propagation Channel Model With Meteorological Quantities Using Neural Networks", GCC Conference, 2006 IEEE. ISBN 978-0- 7803-9590-9.»

[26] « Belgacem Amar « Classification des Signaux EGC Avec Un Système-Multi-agent Reuronale » Université de Tlemcen, 2012.»

[27] « Idiou Ghania « Régression et Modélisation par les réseaux de Neurones » Université Mentouri, Contantine, 2009.»

[28] « Mohamed Yessin Ammar « Mise En Oeuvre de Reseaux De Neurones Pour La Modélisation De Cinetiques Reactionnelles En Vue de La Transposition Batch/Continu »2007.»

[29] « G. Cybenko. Approximation by perposition of a sigmoidal function. Mathematics of Control, Signals and Systems, Vol. 2, pp. 961-1005, 1990. »

[30] « K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White. Multilayer feedfor ward net works are universal approximators. Neural Networks 2, pp. 359-366, 1989. »

[31] « Hecht-Nielsen R., « Solution for a distributed hydrological model and applications », Neuron computing, Addison-Wesley, Reading, Massashusetts, USA, 1990, pp. 89-93. »

[32] «"Approximation by Superposition of a Sigmoidal Function", Math .In: Control Signals system 2nd ed, 1989, pp.303-314. »

[33] « Naidji Assia.Commande Floue-Glissant d'un Moteur BLDC, Universite mohamed boudiaf-m'sila juin 2018. »

[34] « Bendaoud youcef. Prédiction des Résistances Mécaniques Des Bétons a Base des Ciments Composés en Utilisant Les Réseaux 2014. »

[35] «Wan E., "Finite Impulse Response Neural Networks with Applications in Time Series Prediction", Thèse de Ph.D., Stanford University, États-Unis, 1993. »

[36] « Marzouka Nouressadat, Etude desperformance des Réseaux de Neurones Dynamique à représentes des systémes réels: une approche dans d'etat, magister option controle ; 07/2009.»

[37] « Le Modèle SIMULINK de Moteur Brushless, Matlabe Sumulink 2010. »

[38] https://www.electromecanique.net/2015/01/principe-de-fonctionnement-dun-moteur.html

[39] «Widrow B.et Hoff M.E. Jr,"Adaptive Switching Circuits", IRE WESCON Convention Record, 1960, pp. 96-104. »

[40] « Rafik Baouche, "Prédiction des Paramètres Physiques des CouchesPétrolifères par Analyse des Réseaux de Neurones et Analyse Faciologique",.These de Doctorat, Universite M'hamed Bougara-Boumerdes ,2014/2015.»

[41] «Bishop, C.M., (1995).Training with noise is Equivalent to Tikhonov Regularization. Neural Computation 7 (1), 108-116. »

[42] « Arbib, M.(ed), (1995). The Handbook of Brain Theory and Neural Networks, The MIT Press.»

[43] « Nouari Khira, Alleg Anes, "Etude et simulation de la commande trapézoïdale d'un Moteur BLDC", en Vue de l'obtention du diplôme de Master (LMD), 19/06/2016.»