

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des nouvelles technologies de l'information et de la communication

Département d'Electronique et des Télécommunications



Mémoire de fin d'étude

En vue de l'obtention du Diplôme de Master Académique

Domaine : Sciences et Technologie

Filière : Electronique

Spécialité : Electronique des systèmes embarqués

Présenté par :

DIDA Mourad

OTMAN Djemoui

Thème

Commande DTC d'une machine asynchrone en présence de défauts d'onduleur

Soutenu

Le:20/09/2021

Devant le jury :

Mr BOUZIDI Mansour

Mme SOURI Samira

Mr KADRI Farid

Mr TAMISSA Younes

Président

Examineur

Encadreur

Encadreur

UKM Ouargla

UKM Ouargla

UKM Ouargla

UKM Ouargla

Année Universitaire : 2020/2021

Remerciements

Au début, nous tenons à remercier et d'exprimer notre gratitude à Allah qui nous a donné la patience et la volonté pour notre travail.

Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements à, Mr.**BOUZIDI Mansour** et Mme.**SOURI Samira** d'avoir accepté de discuter de notre mémorandum et d'avoir accepté de revoir nos travaux.

Notre gratitude et nos sincères remerciements aux encadrants, Mr.**Kadri Farid** et Mr. **TAMISSA Younes**, pour leur soutien lors de la réalisation de ce travail, qui nous ont aidés par leurs conseils, leurs encouragements, leur compréhension et leur présence constante. Nous tenons également à remercier tous mes professeurs pour leur magnifique carrière d'enseignant.

بسم الله الرحمن الرحيم

{ وَقُلْ اَعْمَلُوا فَسَيَرَى اللهُ عَمَلَكُمْ وَرَسُولُهُ وَالْمُؤْمِنُونَ }

[سورة التوبة: 501]

الإهداء:

إلهي لا يطيب الليل إلا بشكرك ولا يطيب النهار إلا بطاعتك.. ولا تطيب اللحظات إلا بذكرك

ولا تطيب الآخرة إلا بعفوك.. ولا تطيب الجنة إلا برويتك

إلى من بلغ الرسالة وأدى الأمانة.. ونصح الأمة.. إلى نبي الرحمة ونور العالمين..

(سيدنا محمد صلى الله عليه وسلم)

إلى من كلله الله بالهيبه والوقار.. إلى من علمني العطاء بدون انتظار.. إلى من أحمل اسمه بكل افتخار

أرجو من الله أن يبارك في عمري أبي الذي لم يبخل علي يوماً بشي

إلى مالكي في الحياة.. إلى معنى الحب وإلى معنى الحنان والتفاني.. إلى بسمة الحياة وسر الوجود إلى

من كان دعائها سر نجاحي وحنانها بلسم جراحي إلى أمي وإلى إخوتي وأسرتي جميعاً

للذين كانوا عوناً لنا في بحثنا هذا ونورا يضيء الظلمة التي كانت تقف أحياناً في طريقنا

إلى من زرعوا التفاؤل في دربنا وقدموا لنا المساعدات والتسهيلات والأفكار والمعلومات، ربما دون أن

يشعروا بدورهم هذا فلهم منا كل الشكر.. خلفاوي تجاني الشاف

إلى قناديل دربي.. إخوتي يوسف وعبد الجليل

إلى أصدقائي الذين تسكن صورهم وأصواتهم أجمل اللحظات والأيام التي عشتها.. بوبكر زعباط

إلى كل من ساعدني في انجاز هذا العمل... شكري الجزيل وامتناني

DIDA. M

Contenu :

Remerciements

الإهداء

Liste des figures

Liste des tableaux

Notations

Introduction Générale..... 1

Chapitre I : Généralités sur les Réseaux de Neurones

I-1.Introduction 3

I-2.Généralités 3

I-3.Historiques sur les réseaux de neurones 4

I-4.Principes des neurones artificiels 5

I-5.Définition..... 6

I-6.Neurone biologique 7

I-7.Neurones formel (artificiel) 8

I-8.Architecture des réseaux de neurones 12

I-8-1.Réseau neuronal artificiel..... 12

I-8-1-1.Les réseaux non bouclés 12

I-8-1-1-1.Réseau neuronal entièrement connecté 12

I-8-1-1-2.Réseau neuronal à couches..... 12

I-8-1-2.Les réseaux bouclés 13

I-9.L'apprentissage..... 13

I-9-1.Les types d'apprentissage..... 13

I-9-1-1.Apprentissage supervisé 13

I-9-1-2.Apprentissage non supervisé 14

I-9-1-3.Le réseau neuronal d'apprentissage auto-supervisé..... 14

I-9-2.Méthode d'apprentissage 14

I-9-2-1.Règles de Hebb..... 14

I-9-2-2.Propagation arrière du gradient d'erreur 14

I-10.Types de réseaux 15

I-10-1.Perceptron..... 15

I-10-1-1.Description	15
I-10-2.Algorithme d'apprentissage	15
I-10-2-1.Algorithme de propagation arrière	16
I-10-2-2.Principe.....	16
I-10-2-3.L'algorithme	16
I-10-2-4.Avantages etinconvénients	17
I-11.Reconnaissance et contrôle via les réseaux neuronaux	17
I-11-1.Reconnaissance du processus de réseau de neurones.....	18
I-12.Les avantages et les inconvénients des réseaux de neurones	18
I-12-1.Avantages des réseaux de neurones	18
I-12-2.Inconvénients desréseaux de neurones.....	18
I-13.Application des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances	
des machines asynchrones	19
I-13-1.Introduction	19
I-13-2.Analyse des problèmes et sélection des types de réseaux	
de neurones artificiels.....	19
I-13-3.Le choix du type d'algorithme d'apprentissage	19
I-14.Conclusion	20
Chapitre II : La Commande Directe de Couple	
II-1.INTRODUCTION.....	21
II-2.Commande directe du couple	21
II-3.Principe de la commande DTC	22
II-4.Les principales caractéristiques de la commande DTC	23
II-4-1.Avantages de la DTC	24
II-4-2.Inconvénients de la DTC	24
II-5.Contrôle du vecteur flux statorique	24
II-6.Comportement du couple électromagnétique.....	25

II-7.S'élection du vecteur de tension.....	26
II-8.Structure de la commande directe du couple de la MAS	27
II-9.Détermination du secteur d'évolution du vecteur flux statorique	28
II-10.Les estimateurs	28
II-10-1.Estimer le flux statorique	28
II-10-2.Estimer le couple électromagnétique	29
II-11.Développement du contrôleur	29
II-11-1.Correcteur de flux	29
II-11-2.Elaboration de contrôleur de couple	30
II-11-2-1.Contrôleur de couple à deux niveaux	30
II-11-2-2.Contrôleur de couple à trois niveaux	30
II-12.ELABORATION DES TABLES DE COMMANDE.....	31
II-12-1.Table de commande du flux	31
II-12-2.Table de commande du couple	31
II-12-3.Table à interrupteurs avec vecteur tension effective et nulle.....	32
II-13.Structure générale du contrôle direct de couple	33
II-14.DEFAUTS D'ONDULEUR.....	33
II-15.Méthode de diagnostic du défaut	35
II-16. Méthode de comparaison entre la tension AC réelle et la référence	
dans le domaine temporel.....	37
II-17.Diagnostic en mesurant la tension à travers l'interrupteur inférieur	37
II-18.analyse du spectre.....	37
II-19.Tension de onduleur-moteur	38
II-20.CONCLUSION	38
 Chapitre III : Diagnostic des défauts dans un onduleur de tension	
III-1.Introduction.....	39
III-2.Etudes de simulation	40

III-3.Fonction d'extraction du système.....	40
III-4.Surveillance des défauts.....	40
III-5.Fonction de données pour l'entraînement des réseaux de neurones.....	41
III-6.construire des réseaux de neurones.....	41
III-7.Création d'un réseau de neurones.....	41
III-8.formation en réseau de neurones.....	41
III-9.Données d'entraînement.....	41
III-10.Reconfigurer l'onduleur en cas de défaut.....	43
III-11.résultats de simulation.....	45
III-11-1.Modes de tension sans interrupteur de défaut.....	45
III-12-2.Modèles de tension électrique un interrupteur de défaut.....	45
III-13.Discuter des résultats.....	46
III-14.Conclusions.....	47
Conclusion générale.....	48

BIBLIOGRAPHIE

Résumé

Liste des figures :

I.1 Structure d'un réseau de neurones biologiques	3
I.2 Neurone artificiel	5
I.3 Différents types de fonction de transfert pour le neurone artificiel	6
I.4 Schéma d'un réseau de neurones biologiques	8
I.5 Neurones formel.....	8
I.6 Fonction de Heaviside.....	10
I.7 Fonction signe	10
I.8 Fonction linéaire	10
I.9 Fonction linéaire à seuil	11
I.10 Fonction sigmoïde.....	11
I.11 Réseau non bouclé.	12
I.12 Réseau bouclé	13
I.13 Neurone linéaire à seuil avec une seule cellule de décision	15
II.1 Onduleur de tension et élaboration des vecteurs tensions V_s	23
II.2 Application d'un vecteur de tension qui permet de déterminer le module de flux statorique	24
II.3 Application d'un vecteur de tension statorique qui statorique permet d'augmenter le module du flux statorique	24
II.4 Contrôle du couple électromagnétique de la machine	25
II.5 Evolution du flux et du couple pour les différents vecteurs de tensions possibles	27
II.6 Secteur d'évolution du vecteur flux statorique	28
II.7 Correcteur du flux à hystérésis et sélection des vecteurs tensions correspondantes.	29
II.8 Contrôleur à hystérésis à deux niveaux	30
II.9 correcteur de couple à trois niveaux	31
II.10 Schéma de contrôle direct du couple pour un onduleur à deux niveaux.....	33
II.11 Taux de défaillance des composants d'un onduleur.....	34

II.12 Les causes de défaillance dans l'onduleur avec leurs pourcentages	34
II.13 pourcentage de composants semi-conducteurs utilisé dans les Convertisseurs	34
II 14 Schéma simplifié de l'onduleur et la MAS	35
II.15 Les Tensions Stators D'un Moteur En Mode Défaut	36
II.16 Le spectre d'harmonique de la tension	37
II.17 Tension simple	38
II.18 Tension composée	38
III.1 Structure de détection de défaut et système de diagnostic	40
III.2 Courbe de test des performances du système	42
III.3 Tests de régression de la forme ou du modèle des réseaux de neurones.	42
III.4 Modèle SIMULINK d'onduleur MLI avec reconfiguration.....	43
III.5 Modèle SIMULINK de la reconfiguration des défauts d'onduleur MLI commandé par DTC	44
III.6 Simulation de stress et diagnostic de l'état de santé	45
III.7 Simulation de stress et diagnostic de fausse position individuelle	46

Liste des tableaux :

I.1 Analogie entre composants neuronaux biologiques et formels.	9
II.1 Tableau de commutation généralisée	31
II.2 Table de commande du flux	31
II.3 Table de commande du couple	31
II.4 vecteurs de tensions à appliquer pour chaque secteur pour le contrôle du couple et du flux.....	32
II.5 Stratégie de contrôle avec comparateur à hystérésis à trois niveaux avec les vecteurs de tension nuls	32

Notations :

MAS : Machine Asynchrone

DTC : Direct Torque Control

SVM : Support Vector Machine

ANN : Artificial Neural Network

V_{abc} : Tensions des trois phases

FFT: Fast Fourier Transformer

T_e : La période d'échantillonnage

Ψ_s : Le flux du stator

V_s : La tension statorique

I_s : Le courant statorique

S_a, S_b, S_c : trois phases du stator

V_s : Tension statorique

$V_{s\alpha}, V_{s\beta}$: Tension statorique phase a, b

I_{sa}, I_{sb}, I_{sc} : Courant statorique phase a, b, ou c

$\bar{\Phi}_s$: Flux statorique phase

$\bar{\Phi}_{s\alpha}, \bar{\Phi}_{s\beta}$: Flux statorique sur l'axe (α, β)

θ_s : Position angulaire du stator [rad/s]

C_{em} : Couple électromagnétique [N.m].

Cflx: Contrôleur du flux.

Ccpl: Contrôleur du couple.



Introduction Générale

Introduction Générale

Le moteur asynchrone triphasé "MAS" alimenté par un onduleur de tension est un système d'entraînement aux nombreux avantages : sa puissance spécifique, sa robustesse, son coût de fabrication relativement faible et sa maintenance minimale, et sa gamme de puissance de quelques watts à quelques watts. varie. Cependant, comparé à un moteur à courant continu, sa commande reste l'une des commandes les plus compliquées, car son modèle mathématique est non linéaire et fortement couplé, ce qui est contraire à sa structure simple.

Le dernier développement de contrôle des moteurs asynchrones a différentes structures basées sur le contrôle vectoriel, telles que le contrôle de couple direct DTC. Ce type de stratégie de contrôle permet de calculer la grandeur de contrôle uniquement en fonction de la grandeur liée au stator, c'est-à-dire le flux statorique et le couple électromagnétique, avec ou sans l'intervention du capteur mécanique[1].

Le but du DTC est de contrôler directement le couple de la machine en appliquant différents vecteurs de tension de l'onduleur qui alimente la machine [2].

Un onduleur est un transformateur de puissance dont le but est de convertir une tension continue en tension alternative au moyen d'un groupe de transformateurs. L'onduleur se compose de trois bras, chaque bras se compose de deux composants électroniques électriques connectés en série. Ces composants peuvent être des transistors IGBT ou des MODFET, chaque composant est placé en parallèle avec une diode qui permet à l'énergie stockée dans la machine de circuler à l'arrêt ou au freinage et c'est ainsi qu'ils la protègent, ces ensembles de commutation sont liés au contrôle de l'onduleur commute.

Divers défauts dans l'onduleur peuvent affecter le fonctionnement du système par une maintenance inattendue, ce qui augmente le facteur de coût et réduit l'efficacité globale.

La détection et le diagnostic des défauts sont fournis sur la base de l'extraction de caractéristiques, ces caractéristiques sont de détecter et de localiser les défauts dans un onduleur spécifique moteur à induction sans avoir besoin de capteurs supplémentaires ou de tensions de calcul liées au diagnostic de la mauvaise ouverture des interrupteurs de puissance dans un onduleur triphasé qui alimente à son tour une machine asynchrone.

L'intelligence artificielle (IA) telle que la logique floue, les réseaux de neurones et les nerfs flous fournit des outils complètement séparés de la structure du système, sans qu'il soit nécessaire de modéliser la structure du système à l'avance, et permet un suivi en temps réel de son évolution. De plus, le raisonnement en ligne rend les méthodes d'intelligence artificielle

plus robustes aux changements de modes de fonctionnement, par exemple, pour les systèmes à configurations multiples ou contraints de changer périodiquement de configuration. Par conséquent, cette méthode s'est avérée évolutive [3]. Ces méthodes sont regroupées sous le terme d'algorithme d'intelligence computationnelle (réseau de neurones artificiels, algorithme génétique, logique floue) et se sont imposées dans un grand nombre de domaines (reconnaissance de motifs, traitement du signal, robotique, etc.). L'industrie de l'électronique de puissance est également touchée. En fait, ces dernières années, les activités scientifiques visant à appliquer ces technologies au contrôle des systèmes électriques se sont multipliées. La solution proposée dépasse les limites des méthodes traditionnelles et offre de nouvelles possibilités. D'un point de vue contrôle, la capacité des réseaux de neurones à estimer n'importe quelle fonction non linéaire est très intéressante. En fait, grâce au processus d'apprentissage, ils peuvent identifier en permanence des modèles de systèmes non linéaires. Pour diverses raisons, les méthodes traditionnelles ne fournissent actuellement pas une forme universelle et acceptable pour le contrôle des systèmes non linéaires. Dans le cadre du contrôleur neuronal constituant le contrôleur adaptatif, le réseau neuronal est considéré comme une solution réalisable pour le développement d'un tel contrôle de système [4].

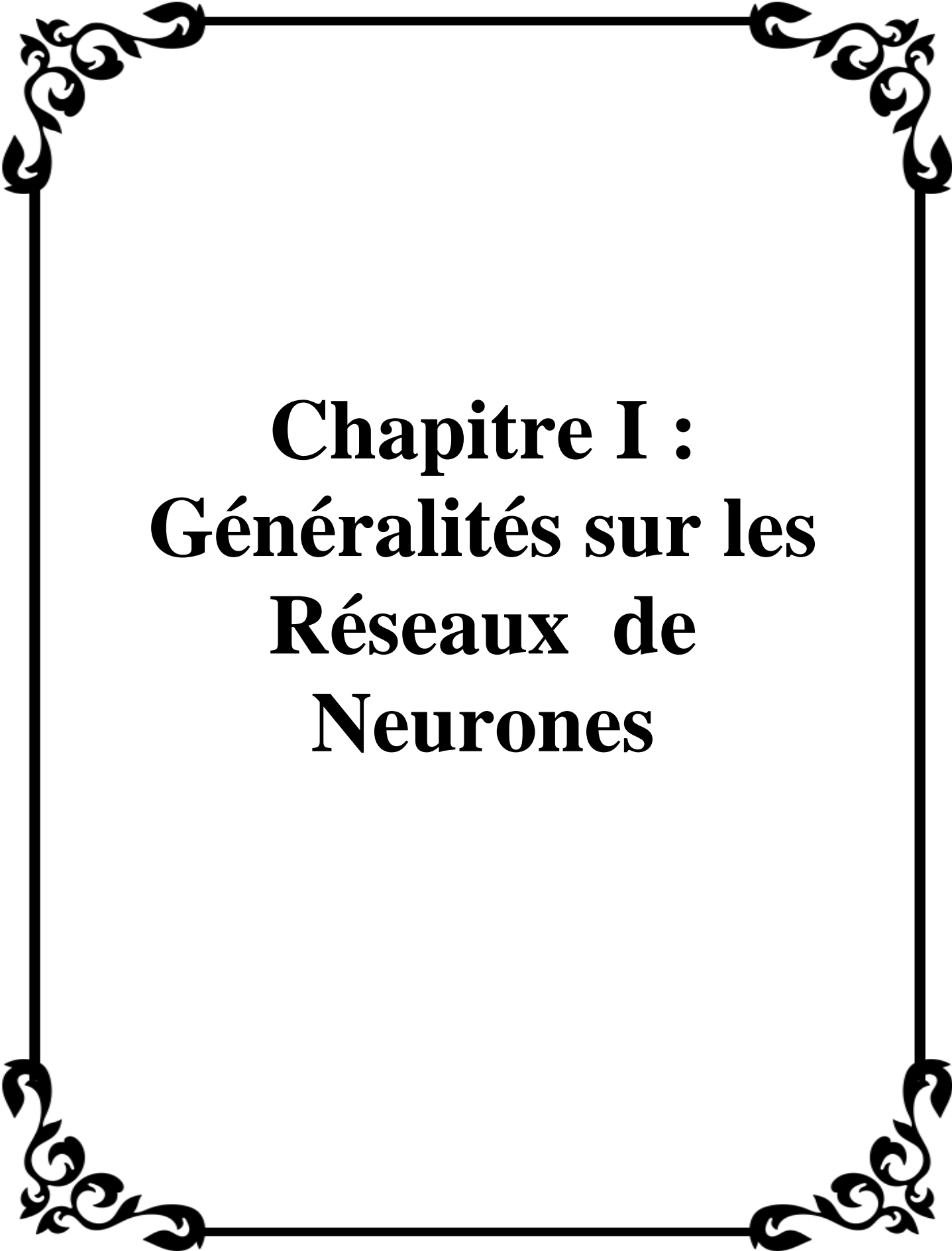
Ce mémoire a été structuré comme suit :

Le premier Chapitre : Nous avons parlé du réseau de neurones en général, c'est l'un des domaines les plus importants de l'intelligence artificielle, qui reflète une évolution tangible de la façon de penser humaine, et son idée tourne autour de la simulation de l'esprit humain à l'aide d'un ordinateur.

Dans le deuxième chapitre :

Nous avons parlé sur toutes les étapes qui présentent le contrôle direct du couple et par la suite nous avons discuté l'occurrence de défauts d'onduleurs sur tous les défauts de courts circuits dans l'onduleur MLI.

Dans le dernier chapitre : Nous avons fait des défauts au niveau de l'onduleur triphasé en externe pour vérifier les performances de notre système proposé dans des conditions défectueuses. Nous générons des défauts individuels en ouvrant les IGBT de l'onduleur afin que le système puisse recevoir le signal d'entrée sans les phases respectives, il peut être observé en cas de défauts comme un court-circuit, etc., nous avons formé notre réseau de neurones sur tous les scénarios possibles en porte défauts de commutation.



Chapitre I :
Généralités sur les
Réseaux de
Neurones

I-1.Introduction :

Le réseau de neurones artificiels est une technologie qui permet d'apprendre à travers des nombres plutôt que des symboles et qui repose davantage sur l'arithmétique que sur la logique (règles de production). Ils sont d'abord utilisés pour des tâches telles que la reconnaissance de formes, la reconnaissance vocale et l'optimisation, mais leur capacité d'apprentissage les rend également intéressants dans le domaine de la régulation et du contrôle de processus. [3]

Les réseaux de neurones sont nés de cette volonté, ils constituent une série de fonctions non linéaires paramétrées, utilisées dans de nombreux domaines (physique, chimie, biologie, finance, etc.), notamment pour la modélisation de processus et la synthèse de lois de commande.[5]

I-2.Généralités :[4]

L'origine des réseaux de neurones vient de la modélisation mathématique du cerveau humain. Le premier travail a commencé en 1943 et était un travail de MM. Mac Culloch et Pitts: On suppose que les impulsions neuronales sont le résultat de calculs simples effectués par chaque neurone, et cette idée découle de l'action collective d'un réseau de neurones interconnectés (**Figure I.1**). Années 80

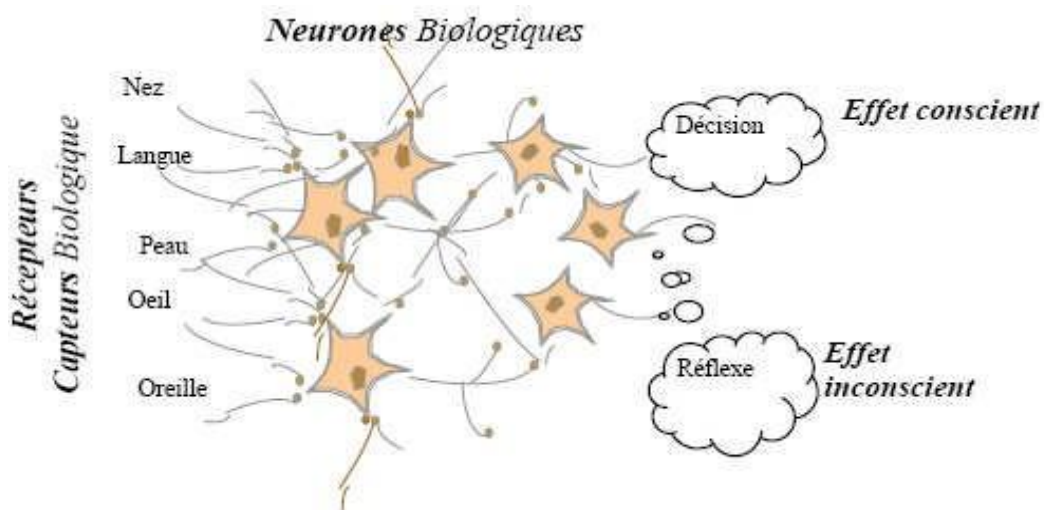


Figure I.1:Structure d'un réseau de neurones biologiques

Le réseau neuronal forme une série de fonctions non linéaires et grâce à l'apprentissage, une très large classe de modèles et de contrôleurs peut être établie. Un réseau de neurones est un système composé d'opérateurs non linéaires interconnectés. Il reçoit des signaux de l'extérieur

par son entrée et transmet des signaux de sortie. Ces signaux sont en fait les activités de certains neurones.

I-3.Historiques sur les réseaux de neurones :[6]

La recherche sur le connexionnisme a commencé avec un modèle simplifié de neurones biologiques proposé par W. MCCulloch et W. Pitts en 1943, généralement appelés neurones formels. Ils ont également montré en théorie que de simples réseaux de neurones formels peuvent exécuter des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes.

En 1949, D. Hebb a mis en avant le concept d'apprentissage dans son livre "The Organization of Behavior". Deux neurones qui entrent en activité en même temps seront associés (c'est-à-dire que leurs contacts synaptiques seront renforcés). Nous avons parlé de la loi de Hebb et du corporatisme .

En 1958, F. Rosenblatt a développé le modèle Perceptron. C'est un réseau neuronal inspiré du système visuel. Il comporte deux couches de neurones: la couche de perception (utilisée pour collecter les entrées) et la couche de décision. C'est le premier modèle qui définit le processus d'apprentissage.

Inspirés du perceptron, Widrow et Hoff ont développé le modèle Adaline (Adaptive Linear Element) à la même période. Ce dernier deviendra par la suite le modèle de base des réseaux de neurones multicouches.

En 1969, M. Minsky et S. Papert ont publié leurs «Perceptrons» (1969) et ont prouvé les limites théoriques des perceptrons, en particulier l'incapacité à résoudre ces problèmes, et l'étude des réseaux de neurones a en fait été abandonnée. maquette.

En 1982, Hopfield a développé un modèle qui utilise un réseau entièrement connecté basé sur la règle de Hebb pour définir les concepts d'attracteurs et de mémoire associative. En 1984, il découvre la carte de Kohonen basée sur un algorithme non supervisé, basé sur l'auto-organisation.Un an plus tard, la machine de Boltzman apparaît (1985).

Une révolution a eu lieu dans le domaine des réseaux de neurones artificiels: une nouvelle génération de réseaux de neurones peut gérer avec succès les phénomènes non linéaires: les perceptrons multicouches n'ont pas les défauts soulignés par Minsky. Le film multicouche Perceptron a été proposé pour la première fois par Werbos, proposé par Rumelhart en 1986, et est apparu dans Le Cun (1985) sous un nom similaire. Ces systèmes sont basés sur la rétropropagation de gradients d'erreur, le système comporte plusieurs couches, chacune étant de type Adaline de Bernard Widrow, proche du Perceptron de Rumelhart.

De nos jours, l'utilisation des réseaux de neurones dans divers domaines continue de croître. Les applications sont diverses.

I-4.Principes des neurones artificiels : [6]

Chaque neurone artificiel est un processeur de base. Il reçoit un nombre variable d'entrées de neurones ou de capteurs en amont (qui font partie de la machine). Chacune de ses entrées est associée à un poids représentant la force de la connexion. Chaque processeur de base a une sortie, qui est ensuite sortie vers un nombre différent de neurones en aval.

Chaque connexion est associée à un poids. Comme le montre la **figure I.2**, il est très pratique de dessiner un diagramme neuronal.

Cette représentation a été le point de départ de la première vague d'attention à la génération de neurones formels de 1940 à 1970 (McCulloch et al., 1943) (Minsky et al., 1969).

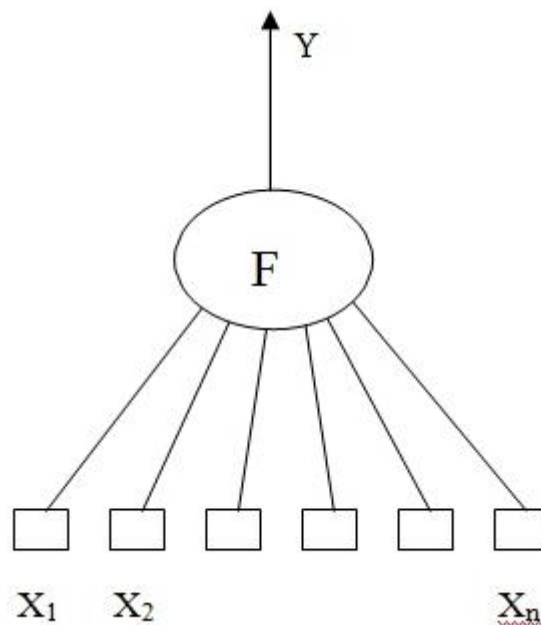


Figure I.2 : Neurone artificiel.

Ensuite, le neurone effectue trois opérations sur son entrée:

- ✓ Poids: multipliez chaque entrée par un paramètre appelé poids de connexion,
- ✓ Sum: additionner l'entrée pondérée
- ✓ Activation: Passez cette somme à une fonction, qui s'appelle la fonction d'activation.

La valeur calculée est la sortie du neurone qui est transmise au neurone suivant.

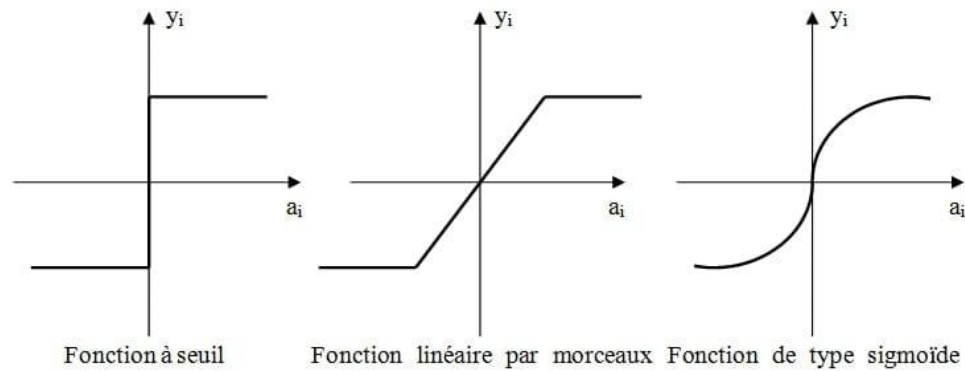


Figure I.3: Différents types de fonction de transfert pour le neurone artificiel.

La fonction f est appelée fonction d'activation (**Figure I.3**). Il peut s'agir d'une fonction de seuil, d'une fonction linéaire ou d'une fonction non linéaire. La fonction sigmoïde est exprimée comme une approximation pouvant être dérivée en continu d'une fonction d'activation linéaire par morceaux ou d'une fonction de seuil.

Ses avantages sont réguliers, monotones, différenciables en continu et la fourchette est comprise entre 0 et 1:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (\text{I.1})$$

La fonction f peut être paramétrée de n'importe quelle manière. Deux types de paramètres sont souvent utilisés:

- ✓ paramètres sont attachés à l'entrée du neurone: la sortie du neurone est une fonction non linéaire de la combinaison de l'entrée $\{x_i\}$ pondérée par les paramètres $\{w_i\}$, ces paramètres sont généralement appelés poids.

$$y = th \left[w_0 + \sum_{i=1}^{n-1} w_i x_i \right] \quad (\text{I.2})$$

- ✓ Ces paramètres sont liés à la non-linéarité des neurones: ils interfèrent directement avec la fonction f ; ils interfèrent directement avec la fonction f .

I-5.Définition :[6]

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement distribué. Il se compose de plusieurs éléments de calcul non linéaires (neurones), qui fonctionnent en parallèle et sont reliés entre eux par des poids.

Un réseau de neurones artificiels est un réseau fortement connecté de processeurs de base fonctionnant en parallèle. Chaque processeur de base calcule une sortie unique sur la base des informations reçues.

Les neurones artificiels sont généralement utilisés sous forme de réseaux, qui varient selon les types de connexions entre neurones, et une cinquantaine de types peuvent être dénombrés. A titre d'exemples, nous citons: Rosembat perceptron, réseau Hopfield, etc....

Ce dernier est le plus utilisé dans le domaine de la modélisation et du contrôle de processus. Ils sont composés d'un nombre limité de neurones, qui sont disposés en couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont reliés les uns aux autres en poids. Les informations contenues dans le réseau se propagent d'une couche à une autre, et elles sont appelées types "feedforward". On distingue trois types de couches:

Couche d'entrée: les neurones de cette couche reçoivent des valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, donc la somme n'est pas ajoutée.

Couche cachée: chaque neurone de cette couche reçoit des informations des couches précédentes, effectue une sommation pondérée, puis la transforme en fonction de sa fonction d'activation (généralement une fonction sigmoïde). Ensuite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.

Couche de sortie: elle a le même rôle que la couche cachée, La seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie du neurone dans la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone.

I-6.Neurone biologique : [3]

Le cerveau humain a deux hémisphères latéraux reliés par le corps d'appel et d'autres ponts axonaux. Il pèse moins de deux kilogrammes et contient un billion de cellules, dont 100 milliards de neurones forment un réseau. Les neurones sont des cellules nerveuses qui peuvent être décomposées en 4 parties principales (**Figure (I.4)**) :

- les dendrites, les autres cellules sont en contact avec les dendrites via les synapses, et reçoivent des signaux via les dendrites;
- corps principal de l'unité Il est l'unité de traitement;
- Axons, à travers lesquels les messages stockés dans la cellule sont transmis: l'information est envoyée par les axones;
- Les synapses où les cellules communiquent avec d'autres cellules sont les points de connexion par lesquels passent les signaux cellulaires.

Le neurone stimulé envoie des impulsions électriques ou des potentiels d'action à d'autres neurones. Ces impulsions se propagent le long de l'axone unique de la cellule. Aux points de contact (synapses) entre les neurones, ces impulsions sont converties en signaux

chimiques. Lorsque l'accumulation d'excitation atteint un certain seuil, le neurone génère un potentiel d'action d'une amplitude d'environ 100 mV et d'une durée de 1 ms .

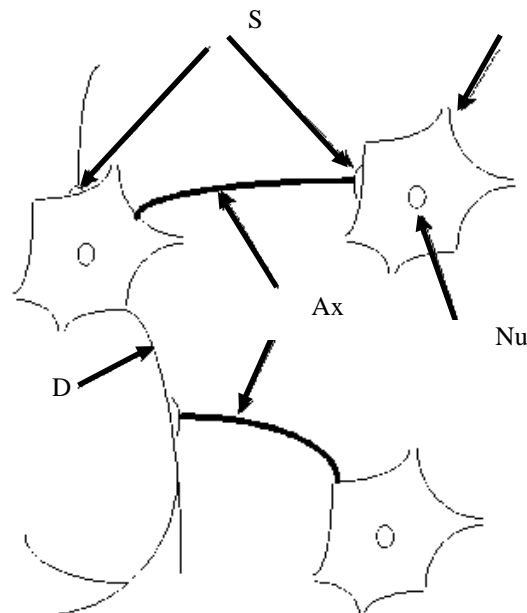


Figure I.4 :Schéma d'un réseau de neurones biologiques.

I-7.Neurones formel (artificiel) : [7]

Et processus de base. Il reçoit un nombre variable d'entrées de neurones appartenant au niveau amont. Chaque entrée est associée à un poids W représentant la force de connexion. Chaque processus de base a une sortie unique, puis la branche est sortie pour fournir un nombre variable de neurones qui appartiennent à un certain niveau en aval. Chaque connexion est associée à un poids(voir **figure I.5**).

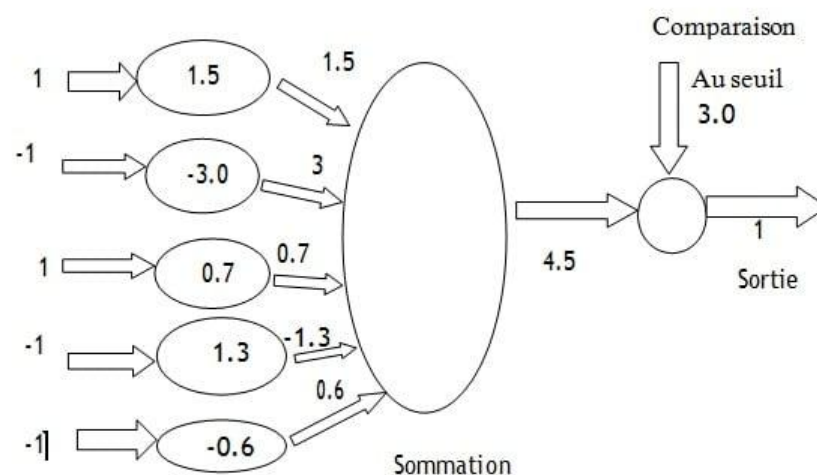


Figure I.5 : Neurones formel.

• Modélisation d'un neurone formel

Des neurones formels Les réseaux de neurones formels sont à l'origine de tentatives de modélisation mathématique du cerveau humain. Les premiers travaux remontent à 1943 et sont l'œuvre de Mac Culloch et Pitts. Ils représentent un modèle neuronal très simple et explorent les possibilités de ce modèle.

La modélisation comprend la réalisation d'un système de réseau neuronal dans un aspect non biologique mais artificiel, donc pour chaque élément qui constitue un neurone biologique, un neurone formel a sa relation correspondante.

Le tableau suivant résume la modélisation, qui permettra de voir clairement le passage des neurones biologiques aux neurones formels:

Neurones biologique	Neurones formel
Synapses	poids de connexions
Axones	signal de sortie
Dendrites	signal d'entrée
Noyau	fonction d'activation

Tableau I.1 :Analogie entre composants neuronaux biologiques et formels.

▪ Entrées

Les saisis peuvent être:

- Valeur booléenne.
- Binaire (0,1) ou bipolaire (-1,1).
- Pratique.

▪ **Fonction d'activation:** cette fonction vous permet de définir l'état interne d'un neurone en fonction de son entrée totale. Voici quelques-unes des fonctions les plus couramment utilisées:

▪ **Fonction seuil à deux valeurs:** la fonction glycoside lourd est définie par la fonction illustrée à la **figure I.6**

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{sinos} \end{cases} \quad (\text{I.3})$$

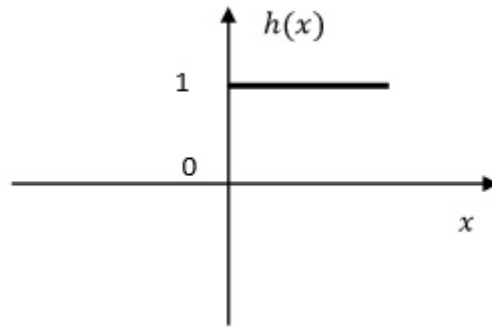


Figure I.6 : Fonction de Heaviside

-Fonction symbole: définie par la fonction représentée sur la **Figure I.7**

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} +1 & \text{si } x \geq 0 \\ -1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{I.4})$$

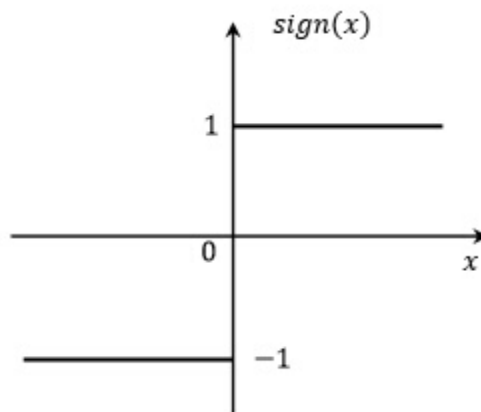


Figure I.7 : Fonction signe.

La valeur à seuils introduit une non-linéarité dans le comportement du neurone, mais limite la plage de réponse possible à deux valeurs

-Fonction linéaire: C'est l'une des fonctions d'activation les plus simples, et sa définition est la suivante:

$$f(x) = x \quad (\text{I.5})$$

Comme le montre la **Figure .I.8.**

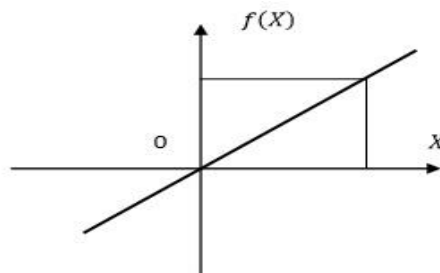


Figure.(I.8) Fonction linéaire

-Seuil linéaire ou fonction multi-seuils: défini comme suit:

$$F(x) = \begin{cases} x & x \in [u \ v] \\ v & \text{si } x \geq v \\ u & \text{si } x \leq u \end{cases} \quad (\text{I.6})$$

Cette fonction représente un compromis entre une fonction linéaire et une fonction de seuil; entre les deux barres de saturation, elle fournit une série de réponses possibles pour le neurone. En ajustant la pente linéaire, la plage des neurones peut être affectée. Comme le montre la **Figure I.9**.

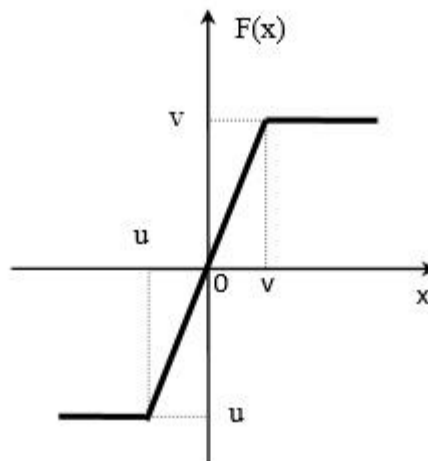


Figure I.9 : Fonction linéaire à seuil.

-Fonction sigmoïde: C'est l'équivalent continu d'une fonction linéaire. La continuité se distingue, notamment parce que sa dérivée est facile à calculer, elle est donc définie par la fonction suivante:

$$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (\text{I.7})$$

La disposition de cette fonction est illustrée à la **Figure I.10**:

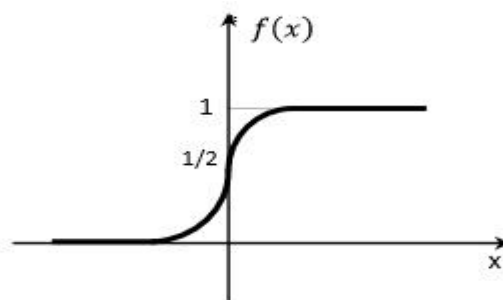


Figure I.10 : Fonction sigmoïde.

- **Fonction de sortie:**

retourne la sortie du neurone en fonction de l'état d'activation du neurone. En général, cette fonction est considérée comme une fonction d'identité. Il peut être:

- Binaire (0,1) ou bipolaire (-1,1).
- Réel

I-8. Architecture des réseaux de neurones :

I-8-1. Réseau neuronal artificiel [3]:

Il existe deux principaux types d'architectures de réseau neuronal.

I-8-1-1. Les réseaux non bouclés [3]:

le temps n'est pas un paramètre important, la modification de l'entrée n'entraînera qu'une modification stable de la sortie et n'entraînera aucun

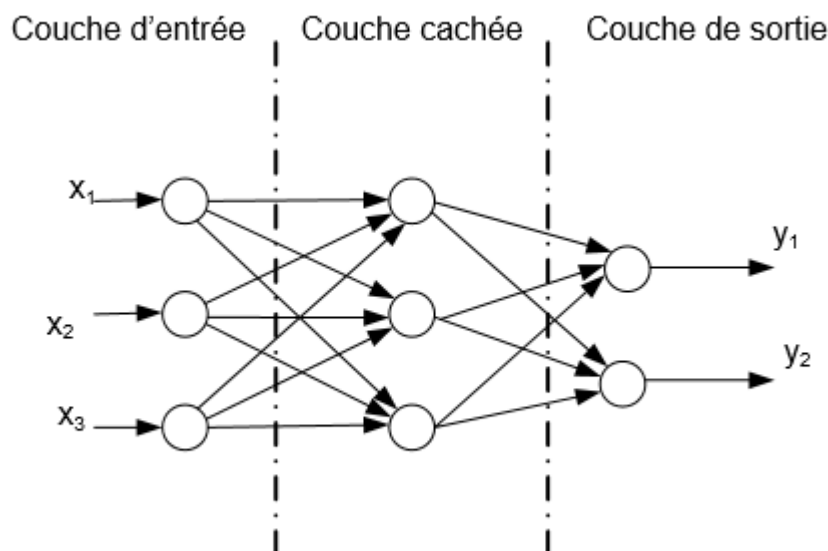


Figure I.11 [5]: Réseau non bouclé.

Il existe deux types de réseaux de neurones : [5]

I-8-1-1-1. Réseau neuronal entièrement connecté [5] :

Puis numérotez les neurones d'entrée (cachés et de sortie), pour chaque neurone:

- Son entrée est l'ensemble des entrées du réseau et la sortie d'un petit nombre de neurones .
- Sa sortie est connectée à l'entrée de tous les grands nombres de neurones .

I-8-1-1-2. Réseau neuronal à couches [6] :

Dans une architecture de réseau hiérarchique, les neurones cachés sont organisés hiérarchiquement et les neurones de la même couche ne sont pas connectés les uns aux autres. De plus, la connexion entre les deux couches de neurones discontinus est supprimée.

Une telle architecture a été largement utilisée dans l'histoire, notamment en raison de sa pertinence dans la classification.

I-8-1-2. Les réseaux bouclés [3]:

Il a une structure similaire à un réseau sans boucle, mais est complété par des connexions entre des éléments d'une même couche ou avec des couches amont. Ces réseaux sont puissants car leurs opérations sont séquentielles et adoptent des comportements dynamiques retour sur cette entrée. Ces architectures sont les plus couramment utilisées

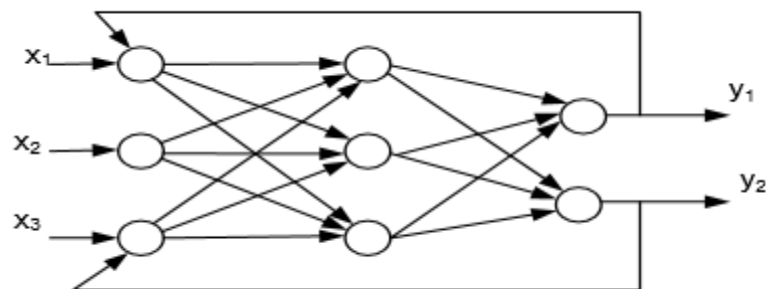


Figure I.12 [2] : Réseau bouclé

I-9.L'apprentissage : [3]

L'apprentissage d'un réseau de neurones signifie qu'il modifie son comportement d'une manière ou d'une autre pour le rapprocher d'un objectif défini. Cet objectif est généralement une approximation d'un ensemble d'exemples ou une optimisation de l'état du réseau en fonction de son poids pour parvenir à l'optimisation d'une fonction économique fixée a priori. Il existe trois principaux types d'apprentissage. Il s'agit de l'apprentissage supervisé, de l'apprentissage non supervisé et de l'apprentissage par renforcement .

I-9-1. Les types d'apprentissage : [6]

Il existe de nombreux types de règles d'apprentissage, qui peuvent être divisées en trois catégories (Hassoum, 1995): les règles d'apprentissage supervisé, non supervisé et renforcé. Mais l'objectif fondamental de l'apprentissage est toujours le même: classification, approximation des fonctions et même prédiction (Weiss et Kulikowski, 1991). dans D'un point de vue prédictif, l'apprentissage consiste à extraire (à partir d'exemples) des modèles qui peuvent être transférés vers de nouveaux exemples.

I-9-1-1. Apprentissage supervisé [3]:

L'apprentissage supervisé est l'ajustement des coefficients synaptiques (poids) du réseau, de sorte que pour chaque exemple, la sortie du réseau correspond à la sortie souhaitée.

I-9-1-2.Apprentissage non supervisé [3] :

Lorsque le réglage du poids ne dépend que des standards internes du réseau, l'apprentissage n'est pas supervisé. Seul le signal d'entrée est utilisé pour l'adaptation. Il n'y a pas de signal d'erreur et la sortie requise n'est pas prise en compte

1-9-1-3.Le réseau neuronal d'apprentissage auto-supervisé [4] :

Peut évaluer ses performances par lui-même sans l'aide d'un «enseignant». Un objet est affiché à l'entrée du réseau neuronal et l'objet a été affecté à la classe à laquelle l'objet appartient. Si le réseau n'est pas correctement classé, il mesurera l'erreur lui-même et propagera l'erreur à l'entrée. Le réseau répétera autant de fois que nécessaire jusqu'à ce que la bonne réponse soit obtenue.

I-9-2.Méthode d'apprentissage [4] :

Dans le système expert, la connaissance des experts a une forme énumérée: exprimée sous forme de règles. Dans le cas des réseaux de neurones, la connaissance a une forme distribuée: elle est codée avec les poids de connexion, la topologie du réseau, la fonction de transfert de chaque neurone, les seuils de ces fonctions et la méthode d'apprentissage utilisée. Il existe de nombreuses façons d'apprendre

I-9-2-1.Règles de Hebb:[5]

Il s'agit de la première méthode d'apprentissage (1943), inspirée de la biologie. Il reflète le renforcement de la connexion reliant les deux neurones activés. Si au moins un des deux neurones n'est pas activé, le poids de la connexion ne change pas

I-9-2-2.Propagation arrière du gradient d'erreur: [5]

Cet algorithme est utilisé dans les réseaux à réaction, qui sont des réseaux de neurones hiérarchiques avec une couche d'entrée, une couche de sortie et au moins une couche cachée. Il n'y a pas de récursivité dans la connexion et il n'y a pas de connexion entre les neurones de la même couche. Le principe de la rétropropagation consiste à présenter un vecteur d'entrée au réseau, Calcul de la sortie n à travers chaque couche. La sortie obtenue est comparée à la sortie attendue, puis l'erreur est obtenue. En fonction de l'erreur, le gradient de l'erreur est calculé, et le gradient de l'erreur se propage de la couche de sortie à la couche d'entrée, on l'appelle donc propagation en retour. Cela permet de modifier le poids du réseau, afin qu'il puisse être appris. Répétez cette opération pour chaque vecteur d'entrée jusqu'à ce que la norme soit vérifiée.

I-10.Types de réseaux :

I-10-1.Perceptron [4] :

A commencé avec les travaux de Mac Culloch et Pitts (1943) (conduisant à la définition des neurones formels et Hebb), expliquant les effets de l'apprentissage de la mémoire et des conditions sur les populations cellulaires. Expliquez ces effets Herb croit que l'apprentissage est une méthode par laquelle les cellules apprennent à changer la force de leurs connexions en fonction de leurs activités simultanées. L'idée de certains chercheurs est d'utiliser des modèles de neurones et d'évolution synaptique pour simuler des réseaux de neurones.En 1959, F. Rosenblatt propose le premier modèle physique.

I-10-1-1.Description :[5]

Le perceptron est un réseau à anticipation avec la structure suivante: une couche de connexion fixe, située entre l'unité d'entrée, la rétine et l'unité associée. La deuxième couche relie l'unité d'association et l'unité de réponse: l'adaptation fonctionne sur ces poids. Dans le perceptron, une seule couche change en fonction de l'adaptation. Dans le neurone perceptron, une fonction d'activation de seuil est utilisée. La figure montre un modèle neuronal à seuil linéaire d'un perceptron avec des unités de prise de décision connectées à N unités d'entrée (I.13)

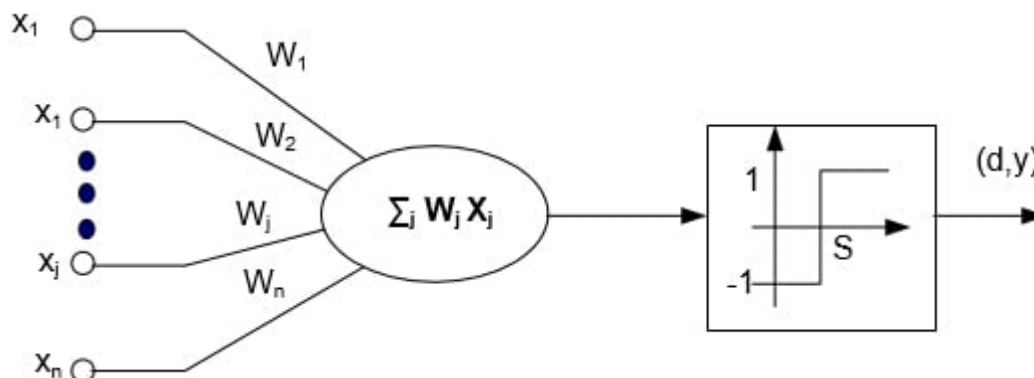


Figure I.13 :Neurone linéaire à seuil avec une seule cellule de décision.

I-10-2.Algorithme d'apprentissage: [5]

L'algorithme d'apprentissage est une méthode qui modifiera les poids de connexion afin de converger vers une solution qui permet au réseau d'accomplir la tâche requise. L'apprentissage est une méthode d'identification des paramètres qui peut optimiser la valeur des pondérations de réseau. Plusieurs algorithmes itératifs peuvent être mis en œuvre, parmi lesquels il convient de prêter attention à:

I-10-2-1. Algorithme de propagation arrière: [5]

En étendant la règle d'apprentissage Widrow-Hoff, à un réseau multicouche avec une fonction de transfert non linéaire, un algorithme de rétropropagation de gradient d'erreur est créé. Il s'agit d'un algorithme utilisé avec des réseaux à réaction pour l'apprentissage des fonctions, la reconnaissance de formes et la classification

I-10-2-2. Principe : [5]

La propagation en retour du gradient d'erreur est utilisée pour ajuster le poids et la polarisation du réseau afin de minimiser l'erreur quadratique entre la sortie du réseau et la sortie réelle. Pour chaque paire d'entrée / sortie, l'erreur est calculée et la pente ou la pente de l'erreur est déterminée. Modifiez ensuite les poids et écarts en ligne sur Internet. Répétez ces calculs jusqu'à ce que le critère d'arrêt soit obtenu.

I-10-2-3. L'algorithme : [8]

✓ **Étape 1** : Initialiser les poids de connexion de manière aléatoire ou aléatoire v_{ij} et w_{kj}

✓ **Étape 2** : Répartition des intrants $x_i = e_i$

○ Nous nous étendons à la couche cachée :

$$y_j = f(\sum_{i=1}^m x_i v_{ij} + x_0) \quad (\text{I.7})$$

○ Puis de la couche cachée à la couche de sortie :

$$z_k = f(\sum_{j=1}^m y_j w_{kj} + y_0) \quad (\text{I.8})$$

Les valeurs x_0 et y_0 sont Bias, f est la fonction d'activation que nous avons choisie lors de la définition du réseau MLP.

✓ **Étape 3** : L'erreur de chaque neurone de la couche de sortie est rétropropagée. Nous calculons l'erreur, c'est-à-dire la différence entre la sortie attendue s_k et la sortie réelle (obtenue) z_k .

$$E_k = z_k(1 - z_k)(s_k - z_k) \quad (\text{I.9})$$

On propage cette erreur sur la couche cachée ; l'erreur de chaque neurone dans la couche cachée est donnée par :

$$F_j = y_j(1 - y_j) \sum_{k=1}^p w_{kj} E_k \quad (\text{I.10})$$

✓ **Étape 4** : Corrigez le poids de la connexion, maintenant elle est encore modifiée Le poids et le biais de la connexion.

-Entre la couche d'entrée et la couche cachée :

$$\begin{cases} \Delta v_{ji} = \eta y_i F_j \\ \Delta x_j = \eta F_j \end{cases} \quad (\text{I.11})$$

-Entre couche cachée et couche de sortie :

$$\begin{cases} \Delta w_{kj} = \eta z_k E_j \\ \Delta y_k = \eta E_k \end{cases} \quad (\text{I.12})$$

η : comme paramètre à déterminer

✓ **Passez à l'étape 2** : Jusqu'au critère d'arrêt à définir.

I-10-2-4. Avantages et inconvénients :

■ Avantages [4] :

- Il s'agit de l'un des premiers algorithmes développés pour l'apprentissage des réseaux de neurones multicouches de type feedforward. Il surmonte les lacunes de l'algorithme de perceptron, c'est-à-dire que le poids de la couche cachée ne peut pas être modifié.
- Il n'y a aucune difficulté dans la mise en œuvre informatique.

■ À propos des inconvénients de l'algorithme :[4]

- L'algorithme de rétropropagation du gradient d'erreur suit la baisse du gradient d'erreur: le minimum local peut rapidement empêcher la recherche de la valeur optimale globale;
- L'algorithme de rétropropagation est intensif en calcul;
- du choix des coefficients d'apprentissage Si le coefficient est trop grand, la dynamique du réseau va osciller autour de l'optimum, s'il est trop petit, la convergence sera lente.

I-11.Reconnaissance et contrôle via les réseaux neuronaux [4] :

Au cours des dix dernières années, le contrôle des processus via les réseaux neuronaux s'est considérablement développé. Dans le domaine de la théorie des systèmes dynamiques, la vision de la biologie a subi des changements particulièrement intéressants. Cela ouvre une vision plus large et plus douteuse de la compréhension. Afin d'élargir son champ d'application, la théorie du contrôle considère actuellement qu'il est nécessaire d'intégrer de nouveaux concepts classés sous le terme de «commande intelligente». Le but est d'introduire un nouveau mécanisme pour simplifier le contrôle, pour s'adapter aux changements environnementaux et pour démontrer la capacité d'apprentissage. Par exemple, tant la conception que les étapes de conduite proprement dites ont considérablement réduit la capacité d'apprentissage telle que l'intervention et l'intervention dans la maison . La reconnaissance comprend le développement d'un modèle neuronal, qui est une estimation du processus à contrôler, et est estimé au cours de la phase d'apprentissage. Cela peut être préliminaire (hors ligne) ou complètement en ligne. La commande utilise les connaissances acquises lors de la phase de reconnaissance et / ou d'apprentissage en ligne pour générer un

signal de commande. Pendant que le système fonctionne, l'apprentissage en ligne est très utile dans les situations où les interférences affectent le processus ou son environnement

I-11-1.Reconnaissance du processus de réseau de neurones : [4]

Le principe de la reconnaissance de réseau de neurones est de remplacer le modèle classique de paramètres par un modèle de neurones, c'est-à-dire de proposer un modèle établissant la relation entre son entrée et sa sortie, et de déterminer le comportement du modèle à partir d'un paire de signaux d'entrée-sortie. Deux raisons importantes nous motivent:

- Prédire le comportement du système dans différentes conditions de fonctionnement;
- Développer des lois de contrôle applicables au processus pour atteindre les objectifs spécifiés.

Nous listerons deux techniques de reconnaissance basées sur des réseaux de neurones multicouches: la méthode de reconnaissance directe et la méthode de reconnaissance inverse.

I-12.Les avantages et les inconvénients des réseaux de neurones [4] :

I-12-1.Avantages des réseaux de neurones :

- Peut représenter n'importe quelle fonction (linéaire ou non linéaire, simple ou complexe)
- Apprenez à partir d'exemples représentatifs grâce à la «propagation de l'erreur». L'apprentissage (ou la construction de modèles) est automatique;
- Données anti-bruit ou peu fiables;
- Facile à utiliser, beaucoup moins de travail personnel que l'analyse statistique traditionnelle. Pas besoin de consommer de drogues, pas de traitement statistique des données;
- Réduire les mauvais comportements lorsque la quantité de données est faible;
- Pour les débutants, les idées d'apprentissage sont plus faciles à comprendre que la complexité des statistiques multivariées.

I-12-2.Inconvénients des réseaux de neurones :[4]

- L'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans la (ou les) couche(s) cachée(s).
- Le choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle important dans la vitesse de convergence;
- Le problème du sur-apprentissage (apprentissage au détriment de la généralisation) ;
- La connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids synaptiques, les réseaux de neurones sont donc des boîtes noires où les connaissances sont inintelligibles pour l'utilisateur.

I-13. Application des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances des machines asynchrones :

I-13-1. Introduction :[9]

L'application des réseaux de neurones à la résolution de problèmes (dans ce cas, le diagnostic de pannes dans les systèmes électromécaniques).

Besoin d'utiliser une méthodologie, l'application peut être divisée en deux étapes:

- La première étape consiste à étudier le problème à résoudre pour vérifier son adaptabilité au problème. Analyser et définir l'objectif à atteindre grâce à un réseau de neurones afin de pouvoir contrôler la qualité de la solution choisie (voir la méthode de diagnostic dans le chapitre précédent).
- Le second est basé sur la technologie des réseaux neuronaux, y compris la sélection du type Le réseau et la manière dont il est mis en œuvre (dans le cas d'un réseau sans boucle, le type d'apprentissage et le nombre de couches cachées) dépendent des caractéristiques du problème de recherche et des objectifs fixés.

I-13-2. Analyse des problèmes et sélection des types de réseaux de neurones artificiels :[9]

D'une part, les perceptrons multicouches ont montré leur efficacité dans la classification des formes, d'autre part, dans notre cas d'application, le système de détection est basé sur la classification des signaux. Par conséquent, il est préférable d'utiliser un réseau de neurones hiérarchique pour tenter de résoudre le problème proposé.

De plus, les réseaux que nous voulons simuler sont tous des réseaux à trois couches, et les étapes de construction du réseau peuvent être subdivisées dans les catégories suivantes:

- Sélectionnez l'entrée réseau, c'est-à-dire sélectionnez les étapes d'échantillonnage du signal à traiter (courant statorique, courant rotor et vitesse), et déterminez le nombre d'entrées réseau (le nombre de neurones dans la couche cachée).
- Sélectionnez la sortie, c'est-à-dire, déterminez la quantité et la nature de la sortie afin de C'est notre choix d'expliquer de manière pratique les résultats de l'exportation du réseau par le système expert Pour les nombres binaires (0,1).
- Puisque la sortie est binaire et que l'entrée est un nombre réel, la fonction de sortie sera une fonction. Les fonctions affine linéaire et d'activation sont des fonctions sigmoïdes.

- Déterminez le nombre de neurones cachés et le nombre de couches cachées: ils seront déterminés par essais et erreurs dans l'algorithme d'apprentissage.

I-13-3. Le choix du type d'algorithme d'apprentissage :[9]

En ce qui concerne l'apprentissage, l'ARN est guidé par le modèle de rétropropagation pour Les raisons sont les suivantes:

- ▶ Le système d'apprentissage est supervisé.
- ▶ L'entrée est continue.
- ▶ Il a été utilisé avec succès dans plusieurs domaines d'application.

I-14. Conclusion :[9]

Pour la réalisation d'un réseau de neurones pour une application donnée, les questions posées doivent d'abord être étudiées pour vérifier son adaptabilité à la résolution du réseau de neurones et préciser les objectifs à atteindre. Après cela, il est nécessaire d'analyser la technologie des réseaux de neurones (notamment en sélectionnant le type de réseau et sa méthode de mise en œuvre en fonction des caractéristiques du problème de recherche). Pour cela, ce chapitre introduit spécifiquement la théorie des réseaux de neurones, à partir des neurones biologiques et en poursuivant l'étude de différents types de réseaux, deux types sont proposés: les réseaux en anneau et les non-réseaux Bague.

D'après les recherches menées, il s'avère que le réseau sans boucle est très cohérent avec notre cas d'application. En fait, le réseau de neurones multicouche formé par l'algorithme de rétro-propagation du réseau de neurones Les dégradés sont le modèle de diagnostic le plus largement utilisé aujourd'hui car ils ont La capacité de résoudre des problèmes de classification.



Chapitre II :
La Commande
Directe de Couple

II-1.INTRODUCTION :[2]

La réalisation d'un contrôle vectoriel de flux de rotor directionnel nécessite la mise en place d'un capteur de vitesse sur l'arbre du moteur. De plus, la commande est très sensible aux changements de paramètres machine (changements en fonction de la température des résistances stator et rotor, de la fréquence ou de la saturation du circuit magnétique).

Pour surmonter ces problèmes de capteur de vitesse et de sensibilité aux changements de paramètres, **Takahashi** et **Depenbrok** ont introduit une commande appelée «Direct Torque Control (DTC)» en **1985**.

L'avantage de cette stratégie de commande est qu'elle est indépendante des paramètres du rotor du moteur, fournit une réponse de couple plus rapide et présente une configuration simple qui ne nécessite pas d'intervention de capteur mécanique ou de transformation de coordonnées. Enfin, la réalisation proprement dite du contrôle DTC est plus facile que le contrôle de l'orientation du flux du rotor.

Le procédé de commande directe de couple DTC comprend la commande directe de la fermeture ou de l'ouverture du commutateur de l'onduleur en fonction des valeurs de flux et de couple de stator précalculées. Les changements de l'état de commutation sont liés aux changements de l'état électromagnétique du moteur; ils ne sont plus contrôlés par les points de consigne de tension et de fréquence fournis à la commande de l'onduleur à modulation de largeur d'impulsion.

Dans cette recherche, nous présenterons le principe du contrôle direct du couple et les résultats obtenus par simulation.

II-2.Commande directe du couple:[10]

Le DTC adopte le principe de contrôle AC optimisé, dans lequel l'onduleur contrôle directement les paramètres de flux magnétique et de couple du moteur. Comparé aux entraînements à courant continu, à modulation de largeur d'impulsion et à contrôle vectoriel, il présente des avantages significatifs et lui fait concurrence dans de nombreuses applications industrielles. Grâce à cette technologie de contrôle révolutionnaire, la direction du flux peut être réalisée sans utiliser la boucle de rétroaction de la modélisation du moteur pour calculer directement le couple.

Les variables de contrôle sont le flux magnétique et le couple du moteur. Avec DTC, vous n'avez pas besoin d'un modulateur, d'un tachymètre ou d'un codeur de position pour fournir un retour de vitesse ou de position.

II-3.Principe de la commande DTC:

Le procédé de commande directe de couple DTC comprend la commande directe de la fermeture ou de l'ouverture du commutateur inverseur en fonction de la valeur calculée du flux et du couple du stator. Le but de la commande de l'interrupteur est de faire en sorte que le vecteur représentant le flux statorique ait une direction déterminée par la valeur de référence. Afin de connaître l'état électromagnétique du moteur afin de déterminer la commande de l'interrupteur inverseur, il est nécessaire de disposer d'un modèle de moteur adapté. En mesurant la tension continue et le courant statorique à l'entrée de l'onduleur, le modèle peut être donné à tout moment:

- ✚ Le flux statorique réel du moteur,
- ✚ Elle est devenue un vrai couple
- ✚ Sa vitesse de rotation.

Il n'est pas nécessaire de mesurer la vitesse de l'arbre, ce qui est un gros avantage de ces méthodes.

Le flux magnétique et le couple calculés sont comparés à leurs valeurs de référence pour déterminer la synchronisation de commande de l'interrupteur. Habituellement, nous essayons de maintenir le débit constant.[10]

L'onduleur de tension classique à 2 niveaux peut réaliser 7 positions différentes dans le plan de phase, correspondant aux huit séquences de tension de l'onduleur.

$$\bar{V}_s = \sqrt{\frac{2}{3}} U_c [S_a + S_b e^{j\frac{2\pi}{3}} + S_c e^{j\frac{4\pi}{3}}] \quad (\text{II-1})$$

Différentes combinaisons de 3 grandeurs (S_a, S_b, S_c) permettent de générer huit positions du vecteur, et deux positions correspondant au vecteur nul sont générées.

Le moyen le plus simple de contrôler l'onduleur est de contrôler directement l'onduleur par une application continue pendant la période de commande de l'onduleur T_e , vecteur V_i non nul et vecteur nul V_0, V_7 , de sorte que la commande a huit possibilités, la seule possibilité est le temps d'application du vecteur (période fixe T_e).[11]

Par conséquent, nous chercherons à contrôler le flux magnétique et le couple en sélectionnant le vecteur tension. Via le commutateur de configuration. Puisque nous avons 3 commutateurs, le vecteur V_s a $2^3 = 8$ possibilités. 2 vecteurs (V_0 et V_7) correspondent au vecteur nul:

$(S_a, S_b, S_c) = (0, 0, 0)$ et $(S_a, S_b, S_c) = (1, 1, 1)$. $V_0 (0,0,0)$ est toujours à côté du vecteur impair; $V_1 (1.0.0)$; $V_3 (0.1.0)$; où $V_5 (0,0,1)$ est donc un seul commutateur. $V_7 (1,1,1)$ est toujours situé

à côté du vecteur pair; $V_2 (1, 1, 0)$; $V_4 (0, 1, 1)$; $V_6 (1, 0, 1)$ donc il n'y a qu'un seul commutateur. Dans chaque cycle de modulation, le bras robotique ne commutera pas deux fois.

La figure (II-1) montre les six vecteurs de tension non nuls qui peuvent être générés par un inverseur de tension triphasé à deux niveaux sur le plan complexe. Nous faisons:[10]

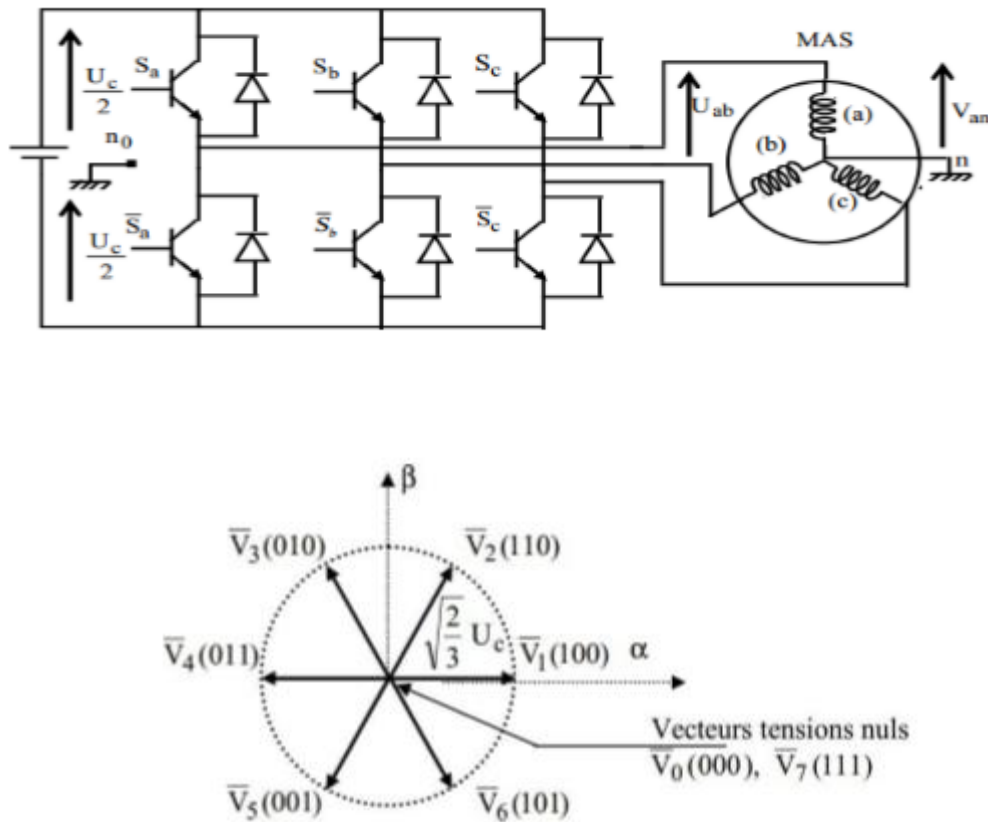


Figure II.1[1]: Onduleur de tension et élaboration des vecteurs tensions V_s

II-4. Les principales caractéristiques de la commande DTC: [2]

Les caractéristiques générales du contrôle direct du couple sont:

- Effectuez un contrôle direct du couple et du flux en sélectionnant le meilleur vecteur de commutation de l'onduleur.
- Obtenir le flux et le courant statoriques proches de la forme d'une sinusoïde.
- Réponse dynamique très rapide de la machine
- S'il y a oscillation de couple, cela dépend de la bande passante du régulateur d'hystérésis.
- La fréquence de découpage de l'onduleur dépend de l'amplitude de la bande d'hystérésis.

Cette méthode de commande présente divers avantages et inconvénients, qui sont énumérés dans le cas d'une régulation de vitesse pendant le fonctionnement du moteur.

II-4-1. Avantages de la DTC:[12]

Certains des avantages du DTC comprennent:

- Excellentes caractéristiques dynamiques de couple
- Bonne robustesse par rapport aux changements des paramètres du rotor du moteur
- Pas besoin d'utiliser la transformée de Park et sa fonction inverse
- Manque de modules de calcul pour moduler la tension MLI
- Pas de découplage du courant et de la tension de commande
- Pas besoin de connaître l'angle de position du rotor. Uniquement dans le département Ceci est nécessaire.
- Pas besoin d'utiliser un capteur de vitesse pour atteindre

II-4-2. Inconvénients de la DTC:

- Il y a un problème de basse vitesse.
- Nécessité de déterminer le flux et le couple du stator
- L'existence d'oscillations de couple
- La fréquence de découpage n'est pas constante (à l'aide d'un régulateur d'hystérésis), ce qui augmentera le contenu harmonique, augmentant ainsi les pertes, le bruit et les oscillations de couple, ce qui peut provoquer une résonance Mécanique .

II-5. Contrôle du vecteur flux statorique :[13]

La règle d'évolution du module de flux statorique est déterminée en fonction de l'équation différentielle du flux statorique exprimé dans la référence fixe (α - β).

$$\frac{d\Psi_s}{dt} = V_s - R_s I_s \quad (\text{II-2})$$

Dans tout l'intervalle de temps, si par souci de simplicité, on pense que $R_s I_s$ peut être ignoré (corriger à une vitesse de rotation suffisamment élevée),

$$\Psi_s(T_e) = \Psi_s(0) + V_s T_e \rightarrow V_s T_e \approx \Delta\Psi_s \quad (\text{II-3})$$

Ensuite, on voit que l'extrémité du vecteur de flux statorique se déplace le long d'un axe colinéaire à l'axe du vecteur de tension appliqué au moteur par l'onduleur de tension

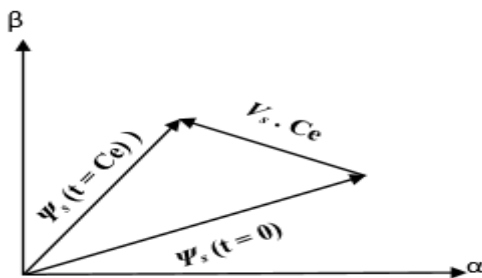


Figure II. 2 : Application d'un vecteur de tension statorique qui permet de déterminer le module de flux statorique

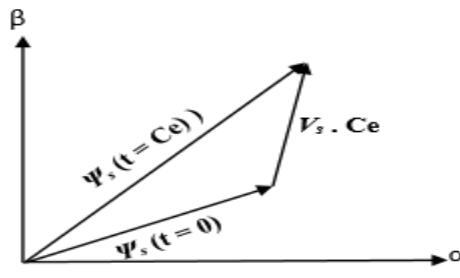


Figure II.3 : Application d'un vecteur de tension statorique qui permet d'augmenter le module du flux statorique

Le déplacement du vecteur de flux statorique sera assuré en appliquant successivement le vecteur tension fourni par l'inverseur de tension.

De plus, en fonction du secteur de tension appliqué, on peut agir sur la valeur du module de flux statorique dans l'intervalle continu de la période d'échantillonnage T_e , de sorte que la fin du vecteur de flux statorique puisse suivre le cercle de quasi-trajectoire et garder le amplitude du débit proche d'une valeur de référence constante. illustre cette conclusion **la figure II.4** prend comme exemple un moteur asynchrone avec une tension à deux niveaux fournie par un inverseur de tension.

Le flux statorique est maintenu dans une bande d'hystérésis centrée sur le flux de référence.

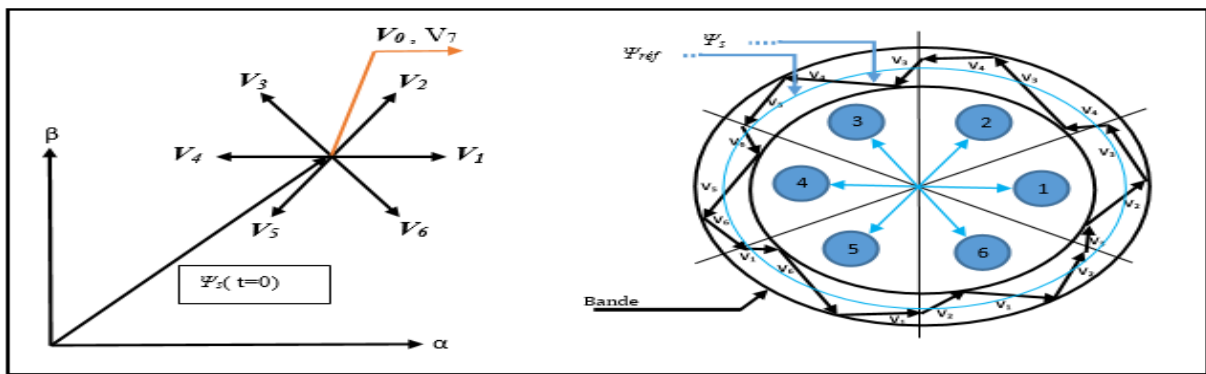


Figure II.4: Contrôle du couple électromagnétique de la machine

II-6. Comportement du couple électromagnétique : [14]

Le couple électromagnétique est exprimé en fonction du flux statorique et du flux rotorique, comme indiqué ci-dessous:

$$C_{em} = k(\overline{\Phi}_s \overline{\Phi}_r) = k|\overline{\Phi}_s||\overline{\Phi}_r|\sin(\gamma) \quad (\text{II.4})$$

$$\text{Tel que: } k = \frac{3pM_{sr}}{2\delta M_s M_r}$$

avec:

$\overline{\Phi}_s$: Le vecteur de flux statoriques.

$\overline{\Phi}_r$: Le vecteur de flux rotorique est ramené au stator.

γ : l'angle entre les vecteurs de flux stator et rotor

K : C'est une constante et dépend des paramètres de la machine.

M_{sr} : inductance mutuelle entre les phases du stator et du rotor.

Par conséquent, le couple dépend de l'amplitude des deux vecteurs $\overline{\Phi}_s$ et $\overline{\Phi}_r$ de leurs positions relatives. Si nous contrôlons avec succès le module et le flux $\overline{\Phi}_s$ (à partir de \overline{V}_s) dans la position, alors nous pouvons contrôler l'amplitude de $\overline{\Phi}_s$ et le couple électromagnétique de manière découplée.

II-7. Selection du vecteur de tension : [15]

Le but du contrôle de flux étant de maintenir constant le module de ce dernier, le meilleur moyen est de capturer sa trajectoire de référence pour la maintenir dans la plage de deux cercles concentriques à rayons très proches. La largeur du cercle $\Delta\varphi_s$ dépend de la fréquence de commutation de l'onduleur.

Le choix de V_s n'est pas seulement lié à l'erreur du module, mais également lié au sens de rotation du vecteur de flux magnétique et au secteur où se trouve le vecteur de flux magnétique.

Pour cela, le plan complexe (α, β) fixé sur le stator est subdivisé en six secteurs, comme le montre **la figure II.5**. Lorsque le flux magnétique φ_s est dans la section i , le contrôle du flux magnétique et du couple peut être obtenu en sélectionnant l'un des huit vecteurs de tension, comme indiqué ci-dessous:

- ✓ Si V_{i+1} est sélectionné alors φ_s croît et croît ;
- ✓ Si V_{i-1} est sélectionné alors φ_s croît et décroît ;
- ✓ Si V_{i+2} est sélectionné alors φ_s décroît et croît ;
- ✓ Si V_{i-2} est sélectionné alors φ_s décroît et décroît ;
- ✓ Si V_0 ou V_7 est sélectionné, la rotation de φ_s est arrêtée, d'où une décroissance du couple alors que le module du couple reste inchangé .

Le niveau d'efficacité du vecteur de tension appliqué dépend également de la position du vecteur de flux magnétique dans la région i

En fait, au début de la région, les vecteurs V_{i+1} et V_{i-2} sont perpendiculaires à φ , donc le couple se développe rapidement, mais l'amplitude de l'amplitude du flux se développe lentement, et à la fin de la région, le développement est retiré. Dans le cas des vecteurs V_{i-1} et V_{i+2} , au début de la région correspond à la lente évolution du couple, tandis que la grandeur de l'amplitude évolue rapidement, et l'inverse est vrai à la fin de la région.

Quel que soit le sens d'écoulement ou le sens du couple, dans la région i , deux vecteurs V_i et V_{i+3} ne seront pas utilisés. Il est vrai que ces deux vecteurs provoqueront une forte augmentation du flux magnétique, mais leur influence sur le couple dépend de la zone, qui est nulle au milieu de la zone.

Le vecteur tension statorique V_s en sortie de l'onduleur est dérivé de l'écart du couple et du flux magnétique estimés par rapport à sa valeur de référence et à la position du vecteur φ_s . Par conséquent φ_s des estimateurs de module et des estimateurs de position et de couple sont nécessaires.

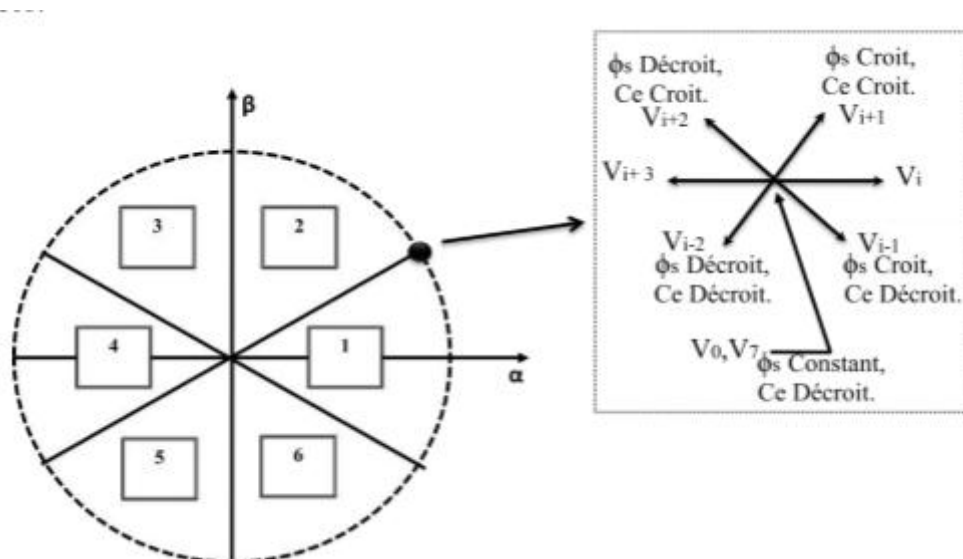


Figure II.5 : Evolution du flux et du couple pour les différents vecteurs de tensions possibles.

II-8. Structure de la commande directe du couple de la MAS : [2]

TAKHHASHI a proposé une stratégie de contrôle du couple et du flux magnétique basée sur l'algorithme suivant:

- ❖ Le domaine temporel est divisé en périodes de durée T_e .
- ❖ Pour chaque cycle, le courant de ligne et la tension de chaque phase du MAS sont mesurés.
- ❖ Nous avons reconstruit les composantes du vecteur de flux statorique.
- ❖ En raison de l'estimation de la composante du flux magnétique et de la mesure du courant de ligne, le couple électromagnétique du MAS peut être estimé.
- ❖ L'erreur entre le débit de référence et le débit estimé est introduite dans le régulateur d'hystérésis, qui génère une variable binaire K_ϕ à sa sortie.
- ❖ Introduire l'erreur entre le couple de référence et le couple estimé dans le régulateur d'hystérésis, ce qui génère une variable logique à trois niveaux K_c à sa sortie.

Afin de minimiser la fréquence de commutation moyenne, il a été proposé d'utiliser trois états pour ajuster le couple, car la dynamique du couple est généralement plus rapide que la dynamique du flux.

Utilisez les variables logiques V_0 et V_7 sélectionnez l'état de l'onduleur K_c, K_ϕ dans la table de position en fonction du secteur angulaire θ_i où se trouve le vecteur de flux statorique.

En effet, en divisant le plan complexe en six secteurs angulaires (voir figure II.6), la séquence de commande des commutateurs inverseurs pour un secteur donné peut être déterminée.

II-9. Détermination du secteur d'évolution du vecteur flux statorique : [2]

La position du flux est détectée dans l'espace d'évolution du flux, et il est décomposé en six secteurs symétriques, voir Figure II.6

$$-\frac{\pi}{6} + (i-1)\frac{\pi}{3} \leq \theta_i \leq \frac{\pi}{6} + (i-1)\frac{\pi}{3} \quad (\text{II.5})$$

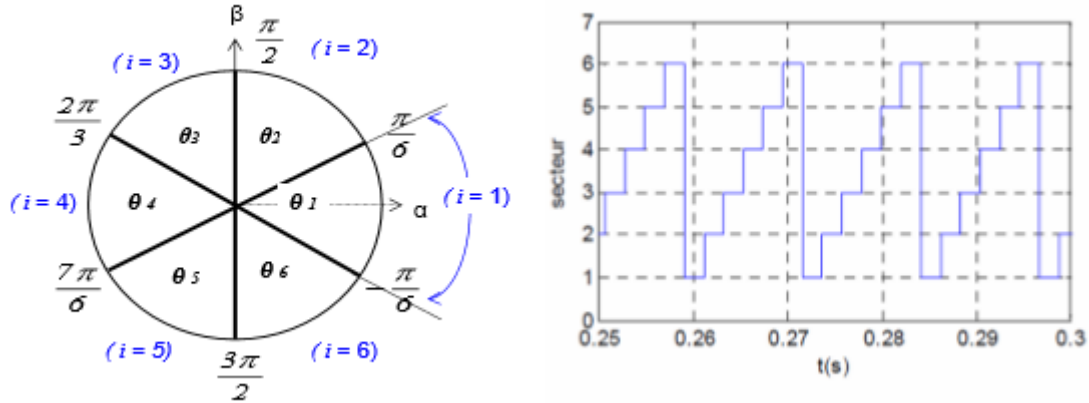


Figure II.6 : Secteur d'évolution du vecteur flux statorique

II-10. Les estimateurs : [2]

L'estimation du flux statorique et du couple électromagnétique se fait à partir de vecteurs tension et courant statoriques.

II-10-1. Estimer le flux statorique : [1]

Le flux magnétique peut être estimé en mesurant le courant statorique et l'amplitude de tension du moteur.

Selon l'équation:

$$\overline{\Phi}_s = \int (\overline{V}_s - R_s \overline{I}_s) dt \quad (\text{II.6})$$

Le vecteur de flux statorique est calculé à partir de ses deux composantes d'axe biphasé (α, β), par exemple:

$$\overline{\Phi}_s = \Phi_{sa} + j\Phi_{s\beta} \quad (\text{II.7})$$

Afin de calculer les composantes i_{sa} et $i_{s\beta}$ du vecteur courant statorique, nous utilisons la transformation de Concordia, c'est-à-dire à partir du courant (i_{sa}, i_{sb}, i_{sc}) mesuré, à savoir

$$I_s = I_{sa} + j \cdot I_{s\beta}$$

$$\begin{cases} I_{sa} = \sqrt{\frac{2}{3}} i_{sa} \\ I_{s\beta} = \frac{1}{\sqrt{2}} (i_{sb} - i_{sc}) \end{cases} \quad (\text{II.8})$$

Par conséquent, on obtient V_{sa}, V_{sb} à partir de la tension d'entrée U_0 et de l'état de commande de l'onduleur (S_a, S_b, S_c), à savoir:

$$\begin{cases} V_{s\alpha} = \sqrt{\frac{2}{3}} U_0 (S_a - \frac{1}{2} S_b + S_c) \\ V_{s\beta} = \frac{1}{\sqrt{2}} U_0 (S_b - S_c) \end{cases} \quad (\text{II.9})$$

Le module et la phase de la liaison de flux statorique sont écrits comme suit:

$$\begin{aligned} |\Phi_s| &= \sqrt{\Phi_{s\alpha}^2 + \Phi_{s\beta}^2} \\ \theta_s &= \arctg \frac{\Phi_{s\beta}}{\Phi_{s\alpha}} \end{aligned} \quad (\text{II.10})$$

II-10-2. Estimer le couple électromagnétique :

Le couple peut être placé sous la forme suivante:

$$C_{em} = (\Phi_{s\alpha} i_{s\beta} - \Phi_{s\beta} i_{s\alpha}) \quad (\text{II.11})$$

II-11. Développement du contrôleur :

II-11-1. Correcteur de flux :

Le but est de conserver la fin du vecteur $\bar{\Phi}$ dans la structure coronale circulaire, comme le montre la figure ci-dessous.

Pour sélectionner le vecteur tension correspondant, la sortie corrigée doit indiquer la direction d'évolution du module Φ .

Pour cette raison, un simple correcteur d'hystérésis à deux étages est très approprié et peut également obtenir de très bonnes performances dynamiques. obtenir.

La sortie du correcteur (représentée par la variable booléenne représentée) indique directement si l'amplitude du débit doit être augmentée ($Cflx = 1$) ou diminuée ($Cflx = 0$) pour maintenir:

$$|(\Phi_s)_{ref} - \Phi_s| \leq \Delta\Phi_s \quad (\text{II.12})$$

Parmi eux:

$(\Phi_s)_{ref}$ est le débit de référence,

$\Delta\Phi_s$ est la largeur d'hystérésis du correcteur.

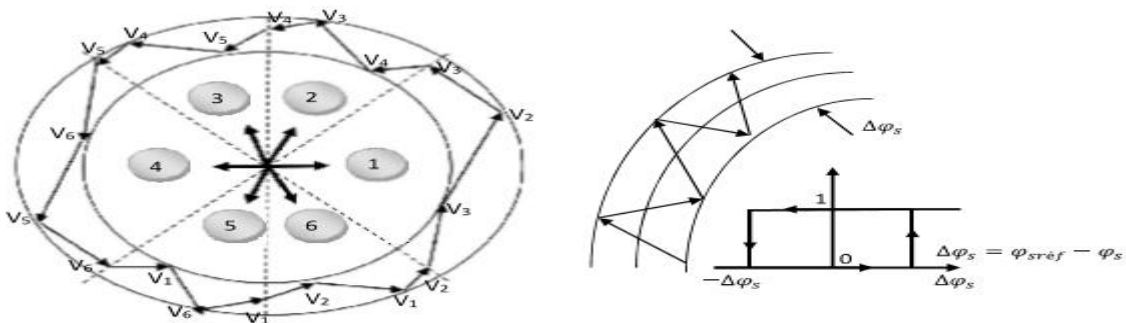


Figure II.7: Correcteur du flux à hystérésis et sélection des vecteurs tensions correspondantes.

II-11-2. Elaboration de contrôleur de couple :[12]

Le but du correcteur de couple est d'utiliser un contrôleur d'hystérésis pour maintenir son module proche d'une valeur de référence entre deux limites admissibles.

$$|C_{eref} - C_e| \leq \Delta C_e \quad (II.13)$$

avec:

C_e : est le couple électromagnétique.

C_{eref} : est le couple référence.

ΔC_e : La largeur de la bande d'hystérésis du correcteur.

Cependant, la différence avec le contrôle de débit est que le couple peut être positif ou négatif selon le sens de rotation de la machine. Deux solutions peuvent être envisagées:

- ❖ Correcteur d'hystérésis à deux étapes.
- ❖ Correcteur d'hystérésis en trois étapes.

II-11-2-1. Contrôleur de couple à deux niveaux:[12]

Ce correcteur est le même que celui utilisé pour le contrôle vectoriel de flux.

Il ne permet le contrôle du couple que dans un sens de rotation. Par conséquent, seuls les vecteurs \bar{V}_{i+1} et \bar{V}_{i+2} peuvent être sélectionnés pour modifier le flux.

Par conséquent, la réduction de couple est obtenue uniquement en sélectionnant le vecteur zéro.

Lors de l'utilisation de ce correcteur, pour inverser le sens de rotation du moteur, il est nécessaire de croiser les deux phases du moteur, mais le réglage du correcteur est relativement simple.

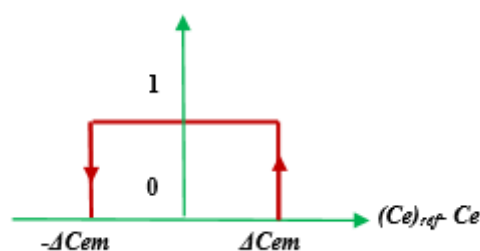


Figure. II.8 : Contrôleur à hystérésis à deux niveaux.

II-11-2-2. Contrôleur de couple à trois niveaux:[12]

Le correcteur à trois niveaux permet au moteur d'effectuer un contrôle de couple positif ou négatif dans les deux sens de rotation. La sortie du correcteur est représentée par la variable booléenne Ccpl. La figure II.9 indique directement que pour une valeur de réglage positive, la valeur absolue doit augmenter l'amplitude du couple (Ccpl = 1), pour une valeur de réglage négative, si la valeur absolue doit être augmentée (Ccpl = -1) ou diminuée (Ccpl = 0).

En effet, pour déterminer la valeur du couple , un vecteur V_{i-1} et V_{i-2} permettant de réduire le couple électromagnétique est appliqué.

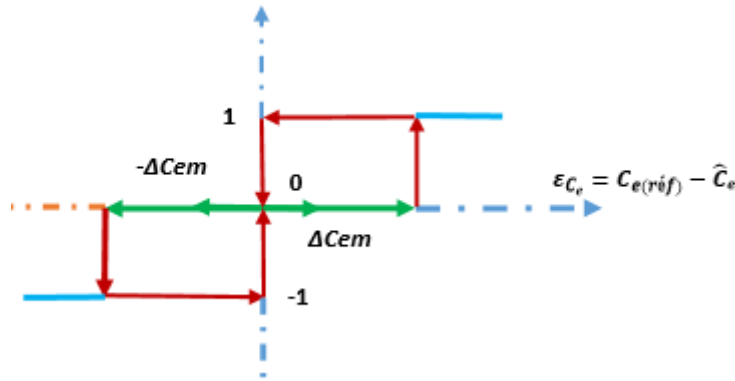


Figure II.9: correcteur de couple à trois niveaux.

II-12. ELABORATION DES TABLES DE COMMANDE :[12]

La table de vérité est basée sur l'erreur du flux $\Delta\Phi_s$ magnétique et du couple ΔC_{em} et sur la position du vecteur de flux statorique N (1, ..., 6). En divisant le plan complexe en six secteurs angulaires, la séquence de commande de l'interrupteur de l'onduleur peut être déterminée pour chaque secteur donné. La séquence correspond à la logique de comportement d'écoulement correspondant aux différents états de la grandeur de commande $\Delta\Phi_s$ et ΔC_{em} de la tension stator d'application de couple visible vecteur .

Le tableau II.1 résume l'action combinée de chaque configuration sur le flux statorique et le couple électromagnétique.

	Augmentation	Diminution
Φ_s	V_1, V_{i-1} et V_{i+1}	V_{i+2}, V_{i-2} et V_{i+3}
C_{em}	V_{i+1} et V_{i+2}	V_{i-1} et V_{i-2}

Tableau II.1: Tableau de commutation généralisée.

II-12-1. Table de commande du flux :[1]

La table de contrôle du flux magnétique résume généralement la séquence de tension efficace qui augmente ou diminue le module de flux statorique en fonction du secteur.

	N=1	N=2	N=3	N=4	N=5	N=6
$\Phi_s \uparrow$	V_6, V_1, V_2	V_1, V_2, V_3	V_2, V_3, V_4	V_3, V_4, V_5	V_4, V_5, V_6	V_5, V_6, V_1
$\Phi_s \downarrow$	V_3, V_4, V_5	V_4, V_5, V_6	V_5, V_6, V_1	V_6, V_1, V_2	V_1, V_2, V_3	V_2, V_3, V_4

Tableau II.2: Table de commande du flux.

II-12-2. Table de commande du couple :[12]

Tableau de contrôle du couple Le tableau II.3 suivant résume la séquence d'augmentation ou de diminution de la tension active appliquée du couple électromagnétique en fonction du secteur:

	N=1	N=2	N=3	N=4	N=5	N=6
$C_{em} \uparrow$	V_2, V_3	V_3, V_4	V_4, V_5	V_5, V_6	V_6, V_1	V_1, V_2
$C_{em} \downarrow$	V_5, V_6	V_6, V_1	V_1, V_2	V_2, V_3	V_3, V_4	V_4, V_5

Tableau II.3: Table de commande du couple

La comparaison des tables de contrôle du module de flux magnétique et du module de couple permet la synthèse d'une seule table de contrôle présentée dans le tableau II.4.

	N=1	N=2	N=3	N=4	N=5	N=6
$\uparrow C_{em} \uparrow \Phi_s$	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_1
$\uparrow C_{em} \downarrow \Phi_s$	V_3	V_4	V_5	V_6	V_1	V_2
$\downarrow C_{em} \uparrow \Phi_s$	V_6	V_1	V_2	V_3	V_4	V_5
$\downarrow C_{em} \downarrow \Phi_s$	V_5	V_6	V_1	V_2	V_3	V_4

Tableau II.4: vecteurs de tensions à appliquer pour chaque secteur pour le contrôle du couple et du flux

II-12-3. Table à interrupteurs avec vecteur tension effective et nulle: [14]

Enfin, en comparant la table des modules de flux statoriques et la table de contrôle du couple électromagnétique, une table de contrôle peut être finalement synthétisée, mais elle peut aussi être décomposée en deux autres tables.

La première table contient le vecteur tension effective et le deuxième vecteur.

Flux	Couple	N=1	N=2	N=3	N=4	N=5	N=6	Correcteur
Cflx=0	Ccpl=1	V_3	V_4	V_5	V_6	V_1	V_2	2 Niveaux
	Ccpl=0	V_0	V_7	V_0	V_7	V_0	V_7	
	Ccpl=-1	V_5	V_6	V_1	V_2	V_3	V_4	3 Niveaux
Cflx=1	Ccpl=1	V_2	V_3	V_4	V_5	V_6	V_1	2 Niveaux
	Ccpl=0	V_7	V_0	V_7	V_0	V_7	V_0	
	Ccpl=-1	V_6	V_1	V_2	V_3	V_4	V_5	3 Niveaux

Tableau II.5 : Stratégie de contrôle avec comparateur à hystérésis à trois niveaux avec les vecteurs de tension nuls.

II-13. Structure générale du contrôle direct de couple :[13]

La structure complète de la commande, est représentée sur la figure II.10 .

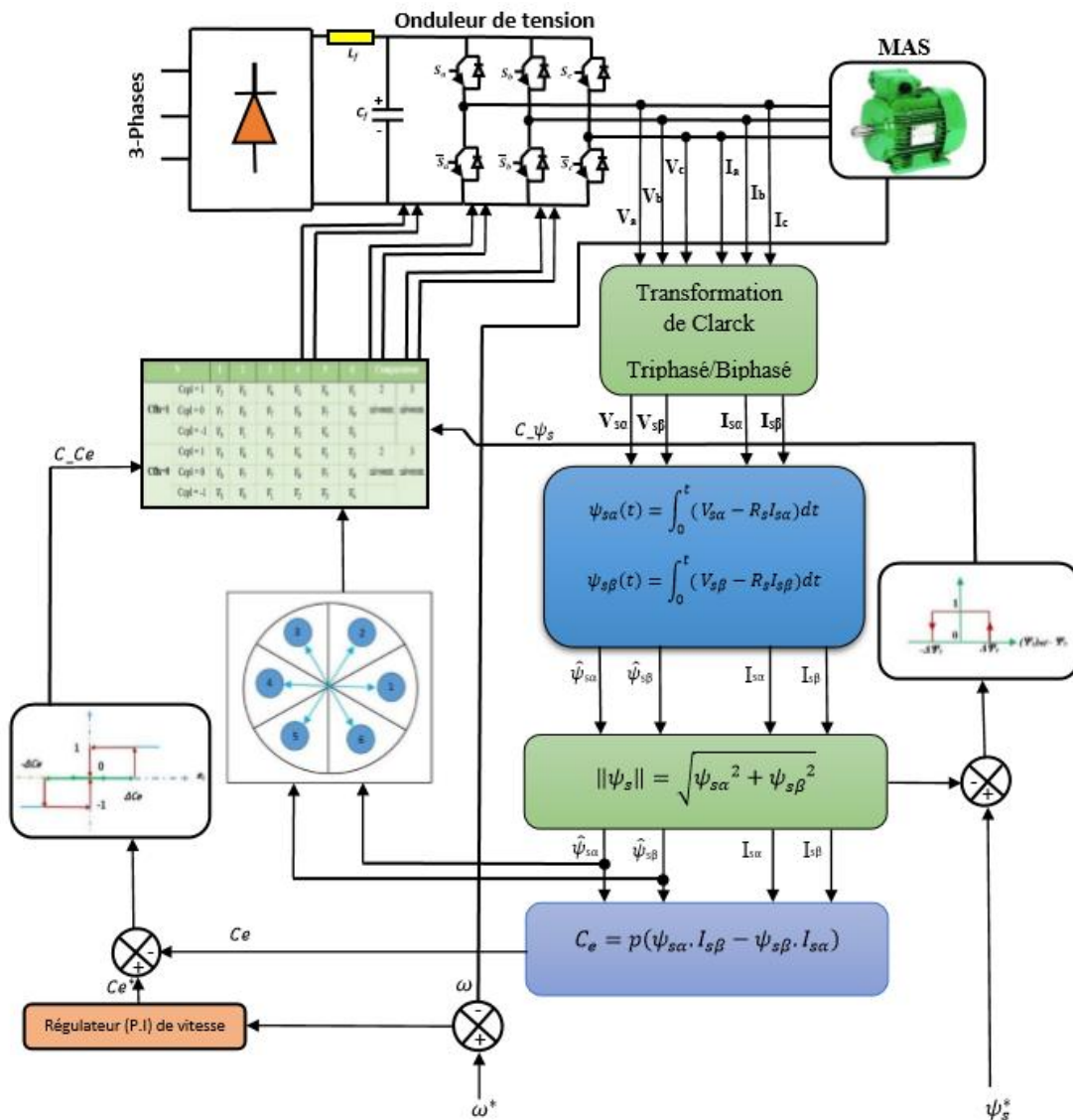


Figure II.10 : Schéma de contrôle direct du couple pour un onduleur à deux niveaux.

II-14.DEFAUTS D'ONDULEUR :[11]

La Figure 11 montre une étude montrant la répartition des défauts entre les composants électroniques de puissance. On peut noter que les condensateurs et les semi-conducteurs sont les composants électroniques de puissance les plus fragiles ; d'autres études l'ont confirmé. Il convient de noter que la durée de vie d'un condensateur électrolytique dépend des conditions nominales et de la contrainte réelle subie lors des opérations sur le terrain. Il a une large marge de conception en termes de tension, de courant d'ondulation et de température, et peut atteindre une longue durée de vie. La température, les vibrations et l'humidité sont les trois principales sources de pression qui provoquent directement ou indirectement la défaillance

des composants électroniques de puissance, comme le montre la figure II.12. La figure II.13 montre que les transistors bipolaires à grille isolée (IGBT) sont les dispositifs les plus largement utilisés, suivis des MOSFET, des thyristors, des diodes p-i-n, des GTO et des thyristors à commutation de grille intégrée (IGCT). La plupart des onduleurs utilisent des transistors bipolaires à grille isolée (IGBT) comme dispositifs d'alimentation car ils ont des tensions et des courants élevés et peuvent supporter des courants de court-circuit de plus de 10 s. Bien que les IGBT soient robustes et durables, ils échoueront en raison des contraintes électriques et thermiques excessives rencontrées dans de nombreuses applications. Les défauts IGBT peuvent être classés dans les catégories suivantes :

Défaut de circuit ouvert, défaut de court-circuit et défaut intermittent. Un schéma simplifié de l'onduleur associé à la machine est présenté à la figure II.14.

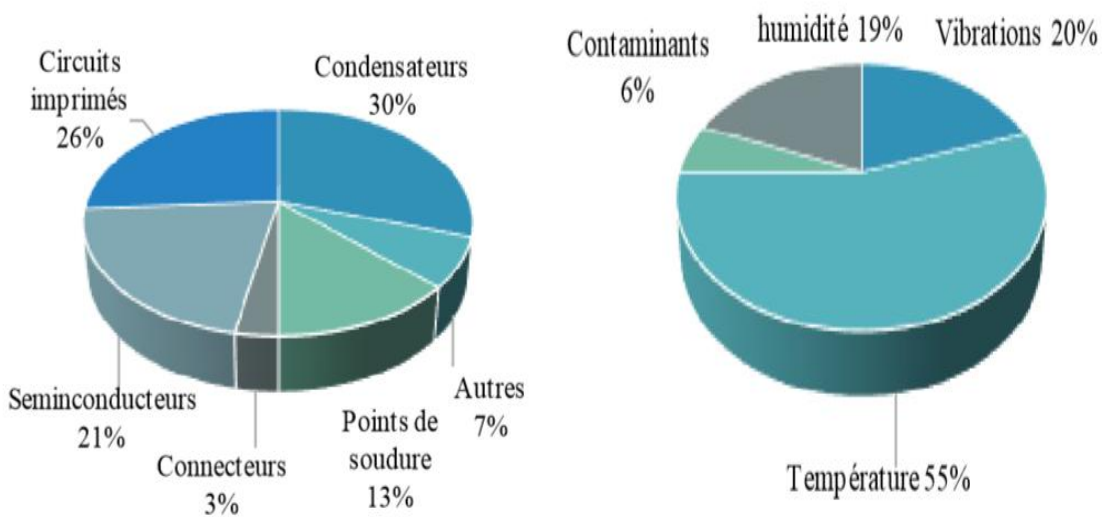


Figure II.11: Taux de défaillance des composants d'un onduleur .

Figure II.12: Les causes de défaillance dans l'onduleur avec leurs pourcentages .

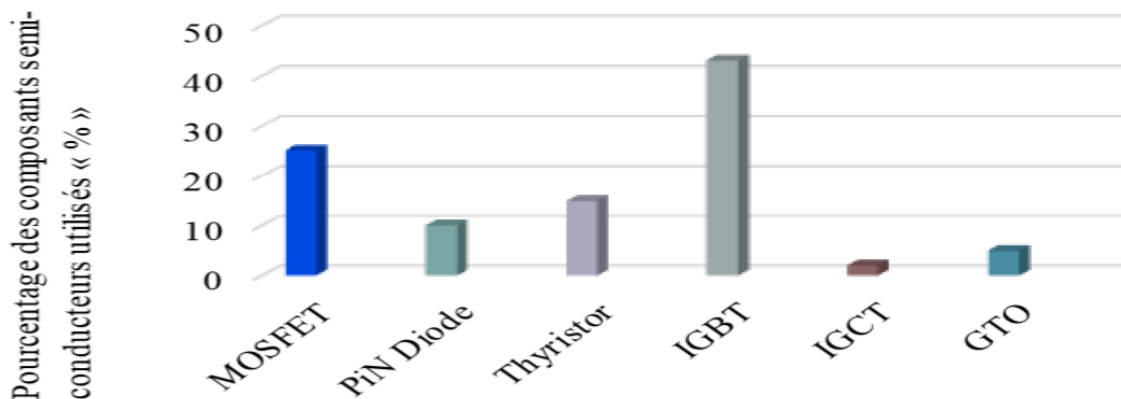


Figure II.13 : pourcentage de composants semi-conducteurs utilisé dans les Convertisseurs .

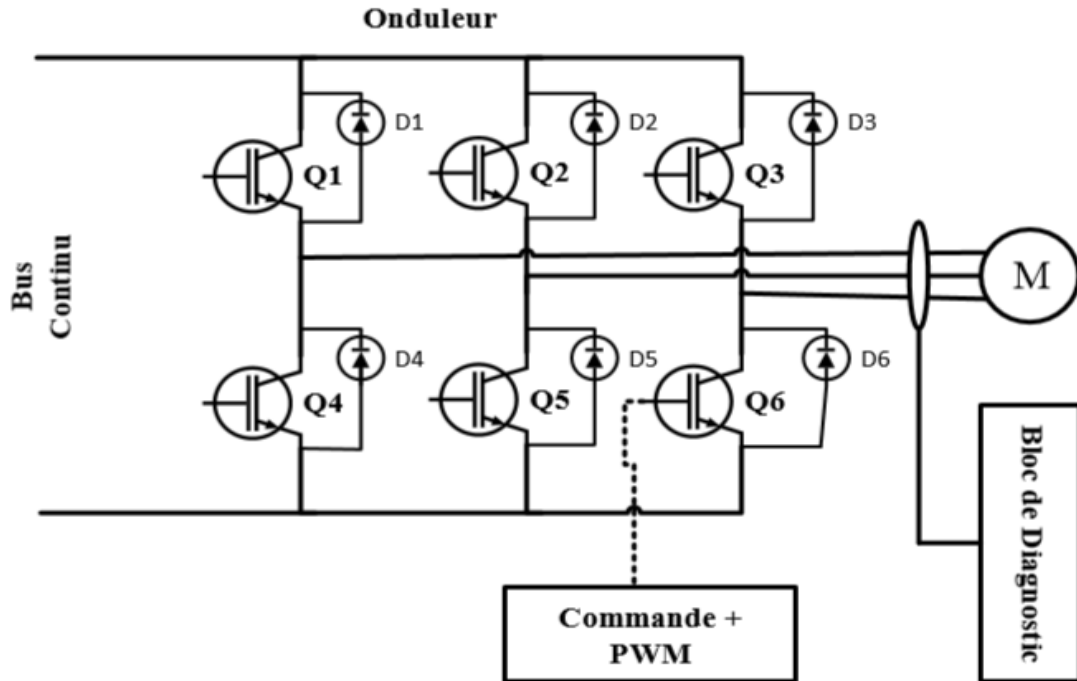
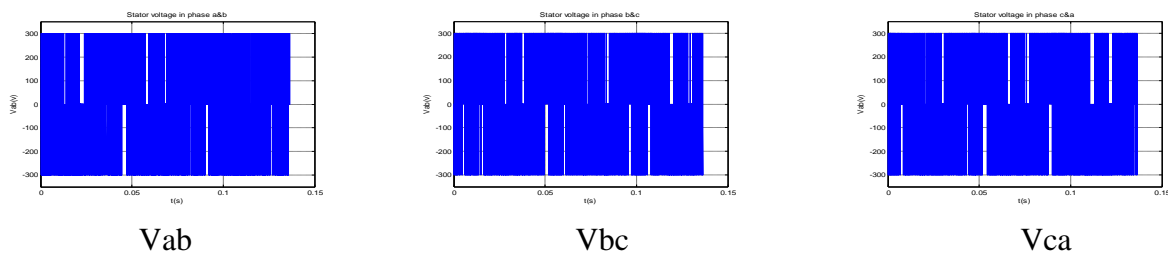


Figure II.14 : Schéma simplifié de l'onduleur et la MAS

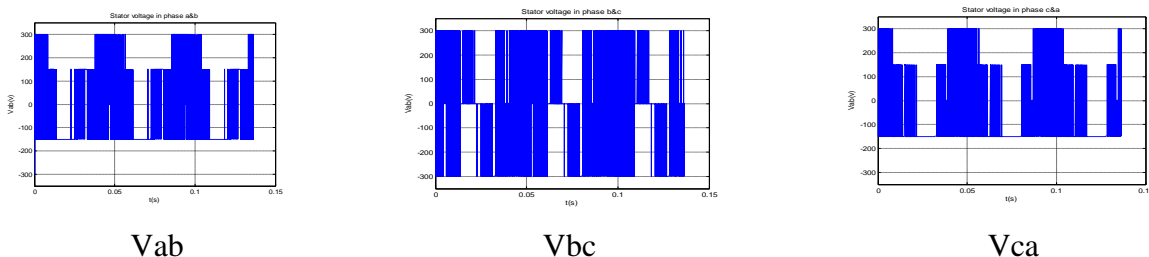
II-15.Méthode de diagnostic du défaut: [16]

La figure II.15 illustre, en mode sans défaut trois tensions stators (V_{ab} , V_{bc} , V_{ca}) varient entre (-300,300) tension alors que dans différents modes de défauts trois tensions stator sont variées entre (-300,- 150.150.300) on peut voir par exemple un court-circuit dans l'interrupteur T1 les tensions stators ($V_{ab}(-150.300)$, $V_{bc}(-300.300)$, $V_{ca}(-150.300)$) sont différentes dans l'interrupteur T2 ($V_{ab}(150.300)$, $V_{bc}(-150.300)$, $V_{ca} (-300.300)$)

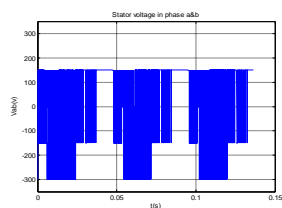
Sans défaut :



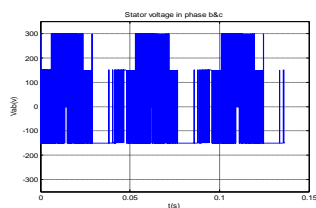
T1 en défaut :



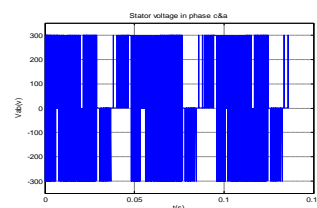
T2 en défaut :



Vab

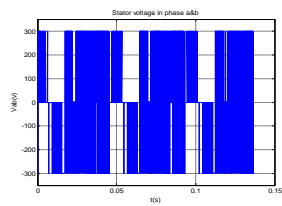


Vbc

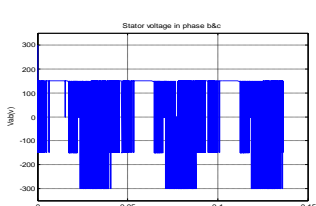


Vca

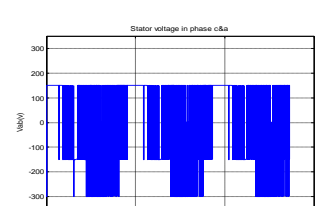
T3 en défaut :



Vab

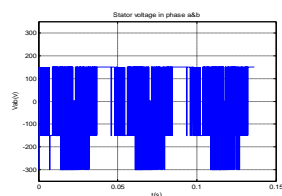


Vbc

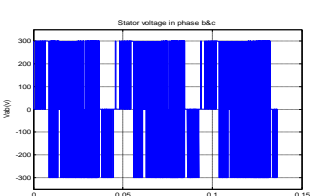


Vca

T4 en défaut :



Vab

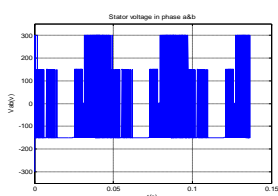


Vbc

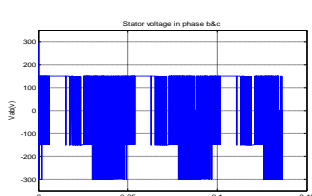


Vca

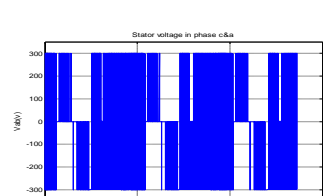
T5 en défaut :



Vab

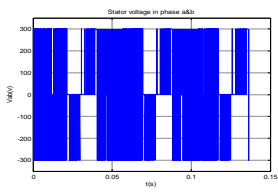


Vbc

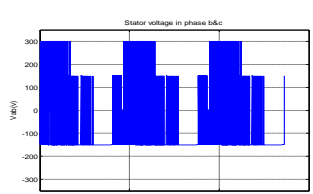


Vca

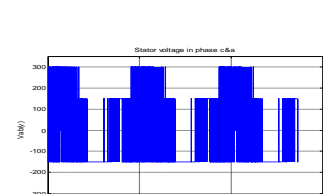
T6 en défaut :



Va



Vb



Vca

Figure II.15 : Les Tensions Stators D'un Moteur En Mode Défaut

II-16. Méthode de comparaison entre la tension AC réelle et la référence dans le domaine temporel : [11]

Cette méthode compare la valeur de mesure de tension avec la valeur de mesure de tension estimée à partir du modèle d'analyse de l'onduleur. Cette méthode a été développée pour minimiser le temps entre l'apparition de la défaillance et le diagnostic. L'analyse est basée sur le fait que l'apparition d'un défaut va introduire des erreurs dans la tension de phase liées à son fonctionnement normal. Ces technologies sont classées en fonction des paramètres mesurés, tels que la tension de l'onduleur, la tension de phase de la machine, la tension de la ligne du système et la tension du neutre de la machine. L'erreur entre la tension de référence (la tension du modèle de santé de la machine) et la valeur mesurée est utilisée pour détecter les défauts et identifier les commutateurs défectueux. Un quart de cycle de temps de détection est indiqué dans la référence.

II-17. Diagnostic en mesurant la tension à travers l'interrupteur inférieur :

Cette méthode est basée sur le fait qu'en cas de défaut de circuit ouvert, la tension aux bornes de l'interrupteur inférieur est d'environ la moitié de la tension du bus. Dans des conditions normales, cette tension est généralement nulle ou égale à la tension du bus continu. Le schéma de détection comprend un circuit de régulation de tension basé sur un amplificateur opérationnel et un détecteur de défaut utilisant une bascule. Selon les rapports, le temps de détection dans la simulation est d'environ 2,7 millisecondes. [11]

II-18. analyse du spectre :

Le spectre de tension dont la transformée de Fourier rapide en est un des recours.

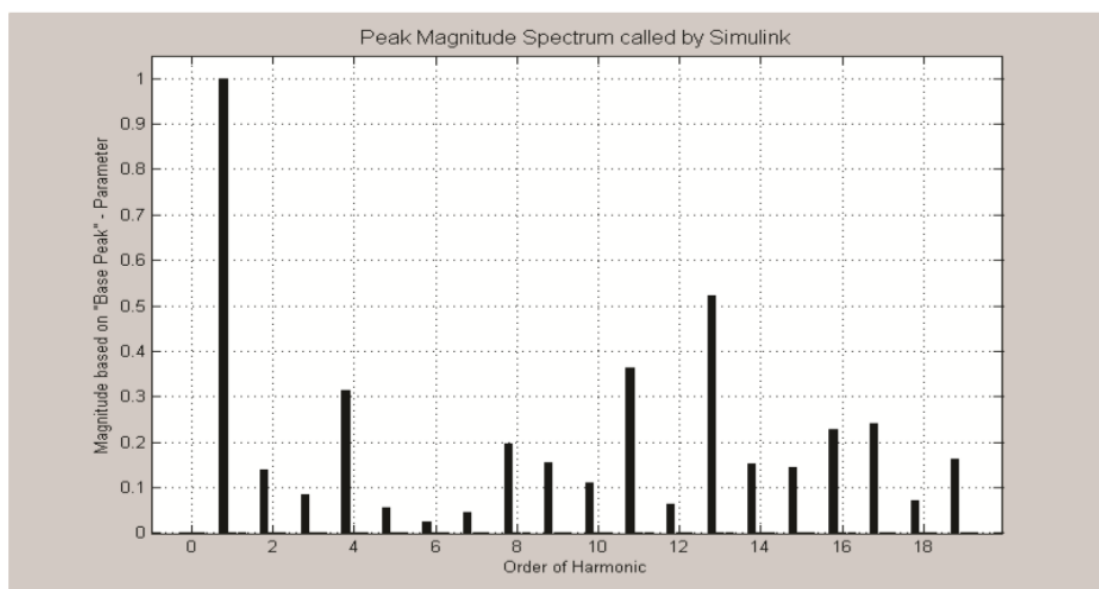
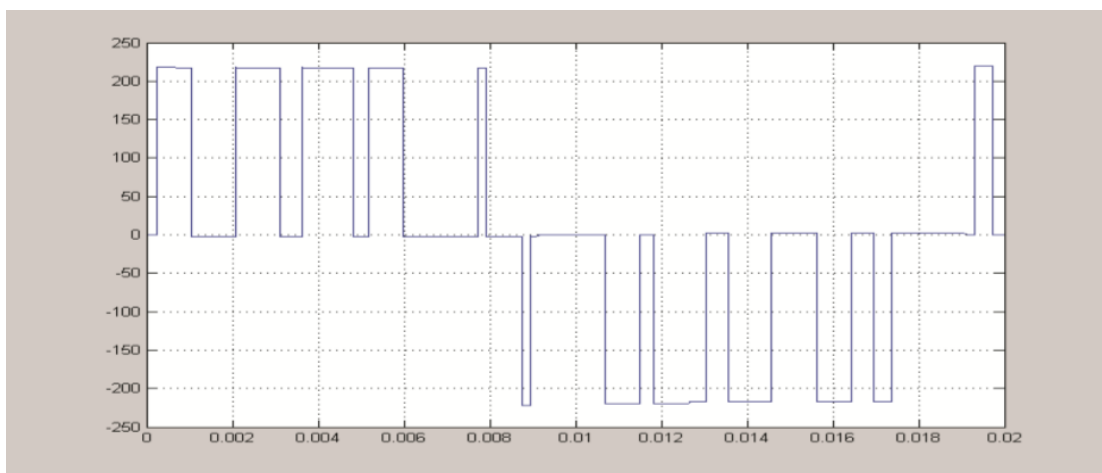


Figure II.16 [16] :Le spectre d'harmonique de la tension

II-19. Tension de onduleur-moteur : [16]**Figure II.17 : Tension simple****Figure II.18: Tension composée****II-20. CONCLUSION :[12]**

Dans ce chapitre, les principaux concepts de base de la commande directe du couple (DTC) ont été présentés. Nous avons vu comment s'effectue le contrôle découplé du couple et du flux statorique en utilisant un choix convenable du vecteur de tension pour la commande de l'onduleur de tension à deux niveaux. L'un des avantages de ce type de commande est le non nécessité du capteur mécanique. D'un autre côté, L'inconvénient principal de cette commande c'est la présence des oscillations au niveau du courant et du couple, qui sont dues à la variation de la fréquence de commutation et à la présence des régulateurs à hystérésis.



**Chapitre III:
Diagnostic des défauts
dans un onduleur de
tension**

III-1.Introduction :

Habituellement, les moteurs électriques relient l'onduleur et la machine à induction.

Par conséquent, le variateur doit être pris en compte avec le moteur asynchrone afin de fournir des diagnostics pertinents et efficaces pour ces systèmes.

Divers défauts de l'onduleur peuvent affecter le fonctionnement du système par une maintenance inattendue, ce qui augmente le facteur de coût et réduit l'efficacité globale.

Dans cette note, la détection des défauts et les diagnostics basés sur l'extraction de caractéristiques et la technologie de réseau neuronal à onduleur triphasé sont présentés. L'objectif principal du système de détection et de diagnostic des défauts est la détection efficace des défauts individuels.

Plusieurs propriétés sont extraites de la sortie du tenseur de transformation de Clark et utilisées dans le réseau de neurones comme entrée pour la détection et le diagnostic des erreurs. Ainsi, des études de simulation ainsi que la mise en œuvre et l'expérimentation de matériaux sont réalisées pour vérifier la faisabilité du schéma proposé.

III-2. Etudes de simulation :

La section décrit brièvement un système de détection et de diagnostic basé sur un réseau neuronal pour les transformateurs à induction triphasés avec un moteur à induction. L'étude de simulation Matlab/Simulink dans cette section est maintenant examinée pour confirmer sa fiabilité.

III-3. Fonction d'extraction du système :

Nous avons utilisé Simulink pour obtenir les fonctionnalités dans des conditions défectueuses à 2 secondes par condition, nous générons manuellement les erreurs du système d'onduleur pour chaque scénario possible, observables s'il y a des défauts en faisant 0 en cas d'absence de défaut et en faisant 1 en cas de défaut de niveau T1 T2 , T3, T4, T5, T6.

Ce processus est répété plusieurs fois pour prendre en compte chaque changement possible des valeurs des caractéristiques en raison du bruit et d'autres incertitudes dans l'environnement en temps réel. La plage de données de chaque caractéristique dans chaque condition d'erreur est déterminée sur la base des résultats du processus itératif à l'étape suivante pour utiliser les meilleures données possibles pour l'apprentissage du réseau neuronal.

Le réseau de neurones est ensuite entraîné à l'aide de ces données pour un fonctionnement ultérieur .

III-4. Surveillance des défauts :

Les tensions V_{ab} , V_{bc} , V_{ca} sont converties en 3 spectres de chacune, on note les différentes valeurs pour chacun d'eux.

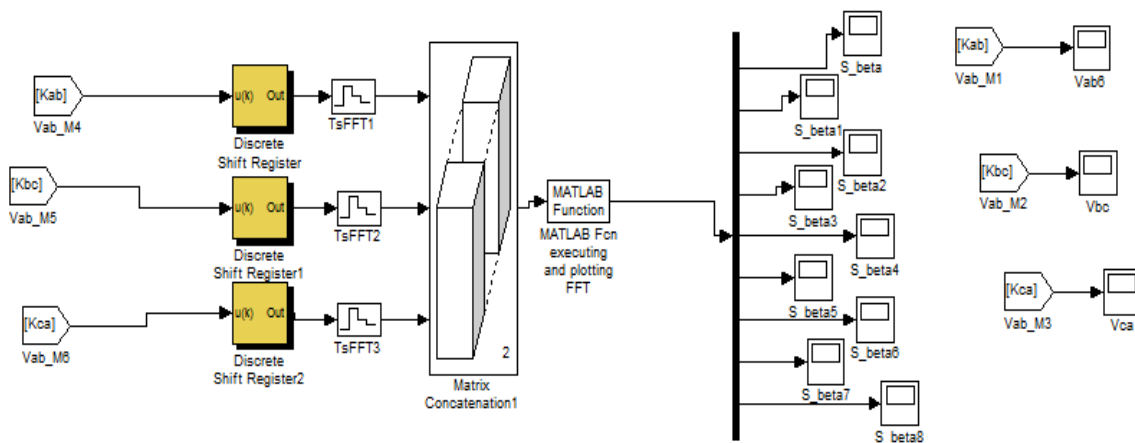


Figure III.1 : Structure de détection de défaut et système de diagnostic

III-5.Fonction de données pour l'entraînement des réseaux de neurones :

Tout d'abord, nous devons entraîner le réseau de neurones à fonctionner efficacement en fonction de l'environnement souhaité. Le système nécessite des données de caractéristiques physiques et cellulaires à des fins d'entraînement .

III-6.construire des réseaux de neurones :

Cela se fait en collectant les données extraites de Simulink et en les utilisant comme entrée pour détecter et diagnostiquer les erreurs, puis en organisant les informations proportionnellement au réseau de neurones, puis en construisant le réseau de neurones et en l'entraînant.

III-7.Création d'un réseau de neurones :

Le nombre de couches cachées du réseau de neurones a été sélectionné parmi deux couches.

III-8.formation en réseau de neurones :

Au cours du processus d'apprentissage, les pondérations sont ajustées pour se rapprocher des sorties réelles (attendues) des sorties cibles (mesurées) (Assi) du réseau ..

Après avoir formé le réseau neuronal avec les données ci-dessus, nous pouvons utiliser ce système de réseau neuronal pour détecter les défauts dans l'onduleur triphasé pour faire fonctionner le moteur à induction. Ce système fonctionne même lorsque les fonctions extraites dans l'environnement temps réel ne sont pas totalement identiques à l'apprentissage du réseau .

III-9.Données d'entraînement :

Nous effectuons un entraînement à la tension vab .

Le réseau est formé sur des données saines et incorrectes, la taille d'entrée la matrice est une colonne de données d'entrée et 560 lignes pour cette entrée des ensembles de données de test sont générés (entrée/sortie), 25% des données obtenu pour vérification, 25 % pour les tests et 50 % pour la formation.

En suivant les résultats du test de régression pour la forme ou le modèle des réseaux de neurones, il est clair que la validité du système est à un niveau de 78%, ce qui est similaire à la réponse d'entraînement de 78%, ainsi que la réponse du test interne du réseau 78%

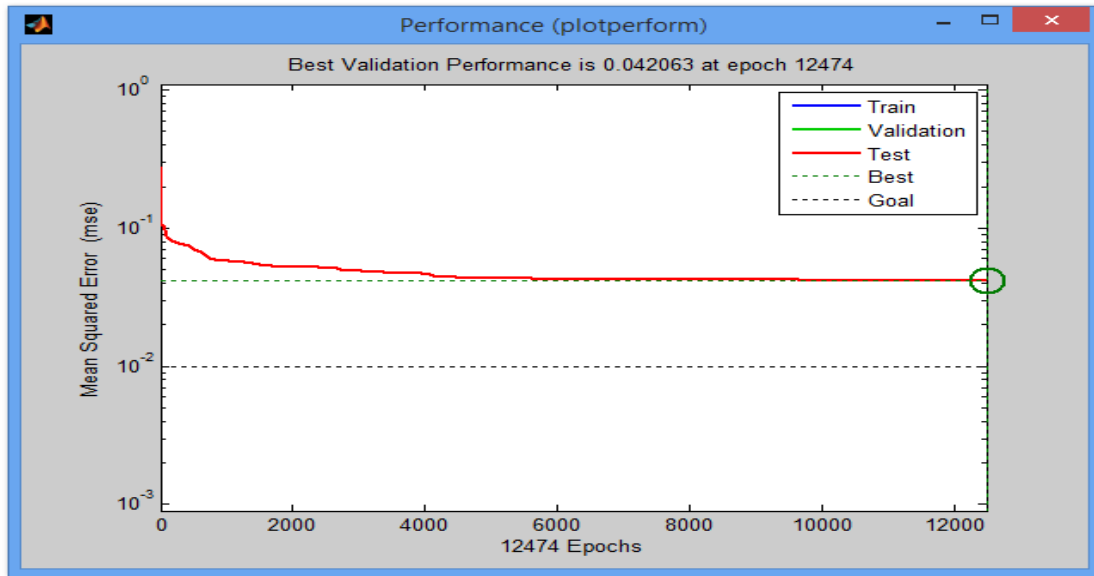


Figure III.2: Courbe de test des performances du système

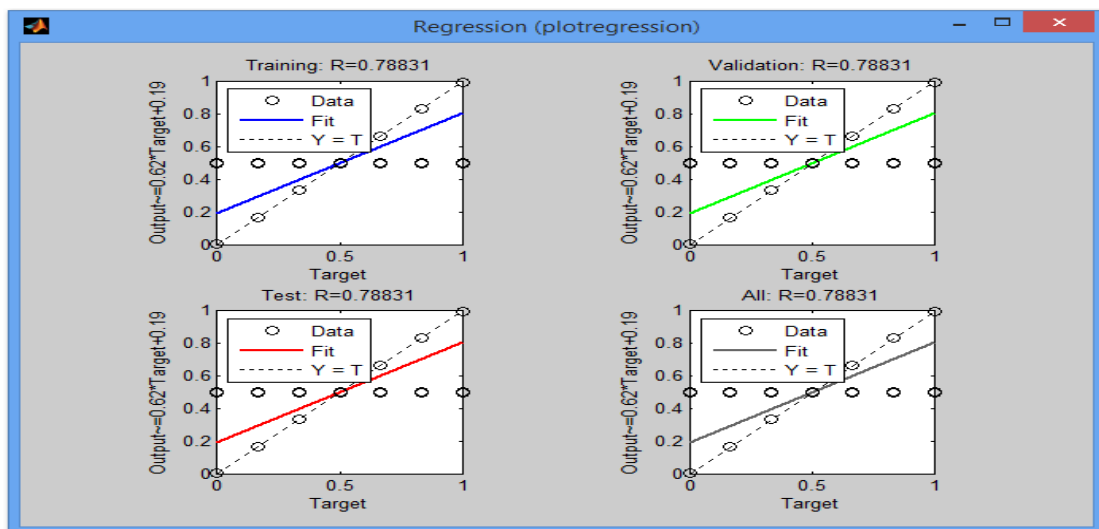
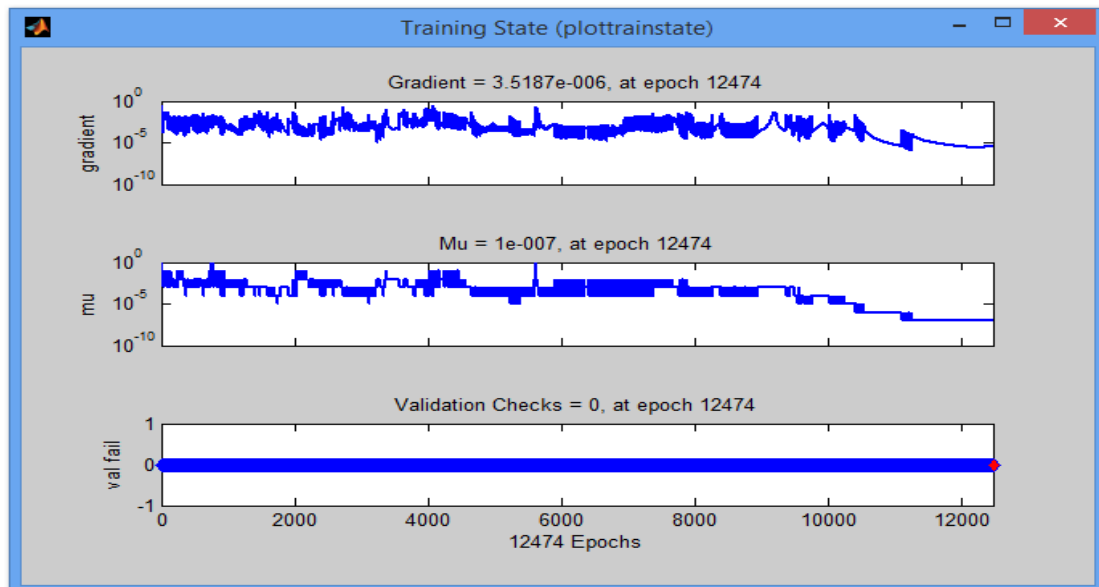


Figure III.3 :Tests de régression de la forme ou du modèle des réseaux de neurones

III-10.Reconfigurer l'onduleur en cas de défaut :

Pour configurer l'onduleur triphasé, nous ajoutons trois branches auxiliaires pour la déviation en cas de défaut où chaque branche est connectée en parallèle à la branche principale .

A travers ce travail, nous introduisons la structure d'onduleur triphasé, cette structure se compose de six bras symétriques et chaque bras a deux interrupteurs en succession, un centre pour chaque bras auxiliaire relié à la sortie du moteur asynchrone et les autres bras reliés à un changer.

Trois signaux en tant qu'entrées C1, C2 et C3 sont générés automatiquement par le

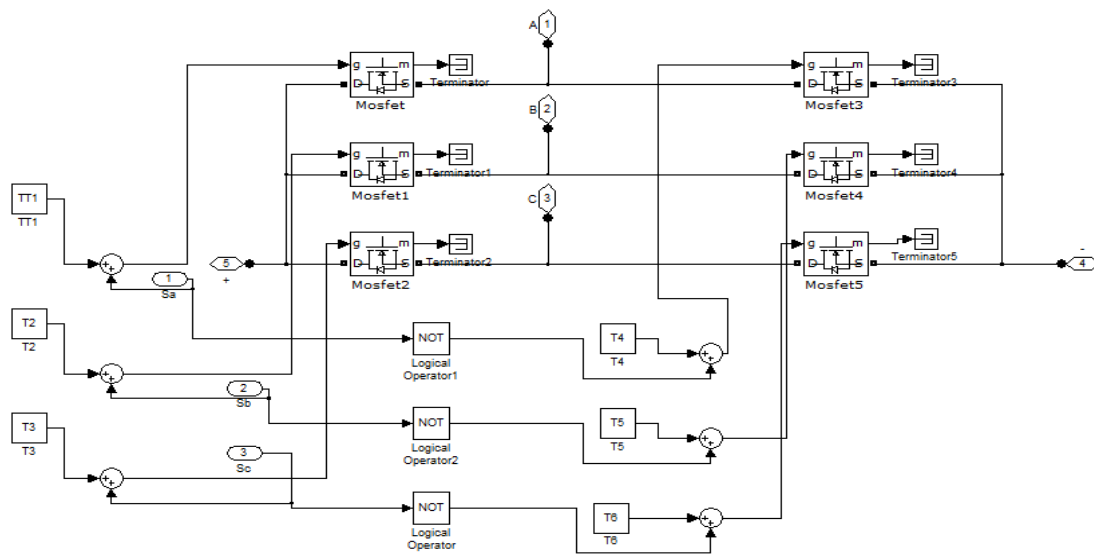


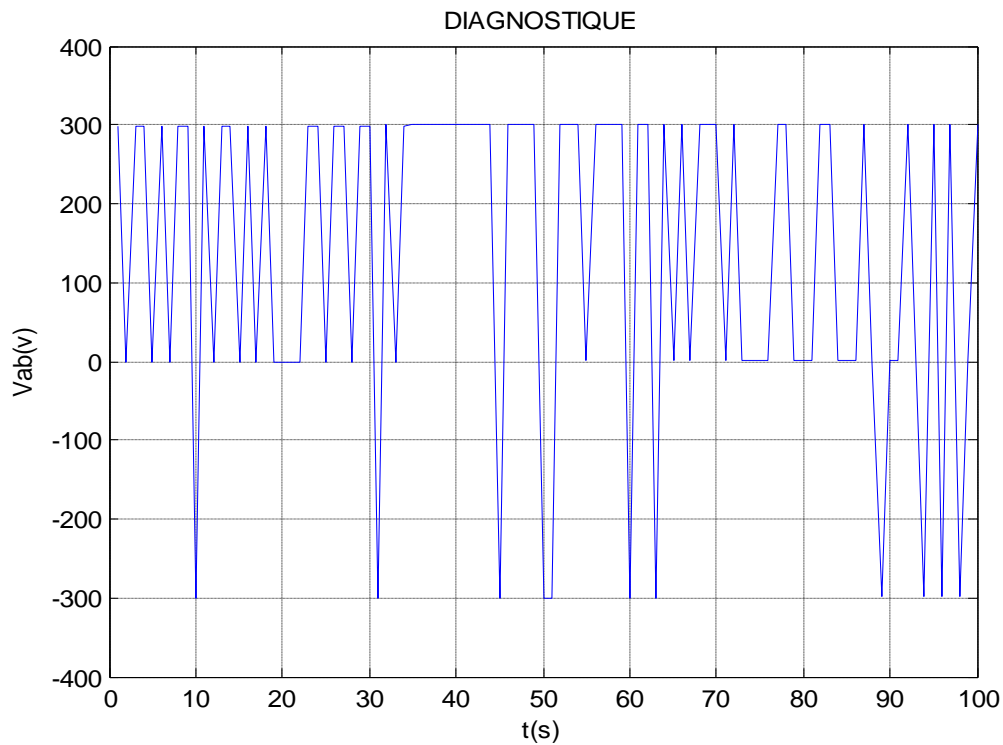
Figure III.4:Modèle SIMULINK d'onduleur MLI avec reconfiguration

système de diagnostic, ces signaux sont censés agir comme des codes pour désactiver ou activer les leviers de l'onduleur, et changer la reconfiguration à chaque fois en fonction du type de défaut. En cas de dysfonctionnement, le bras principal est déconnecté en verrouillant l'interrupteur et le bras auxiliaire est connecté.

La figure suivante montre comment redécouvrir les défauts d'un onduleur MLI contrôlé par DTC.

III-11.résultats de simulation :

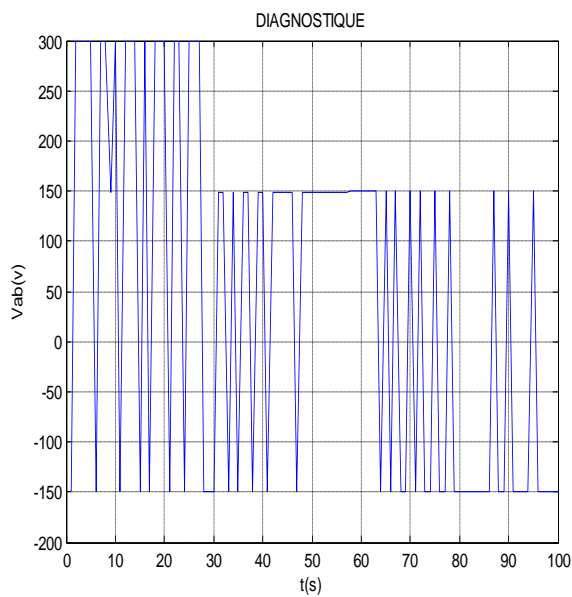
III-11-1.Modes de tension sans interrupteur de défaut :



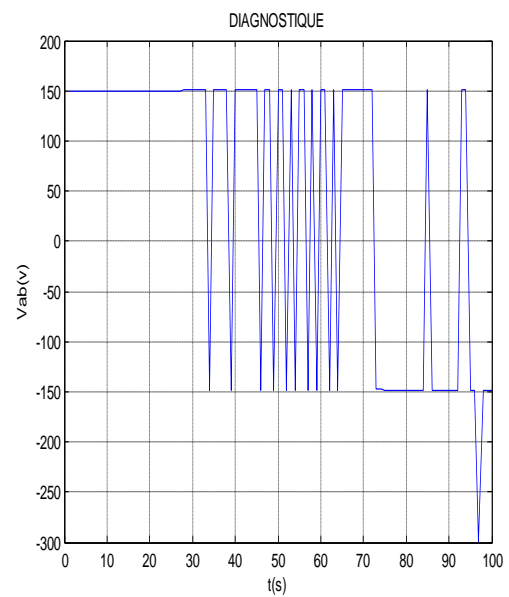
(a) : sans défaut

Figure III.6 :Simulation de stress et diagnostic de l'état de santé

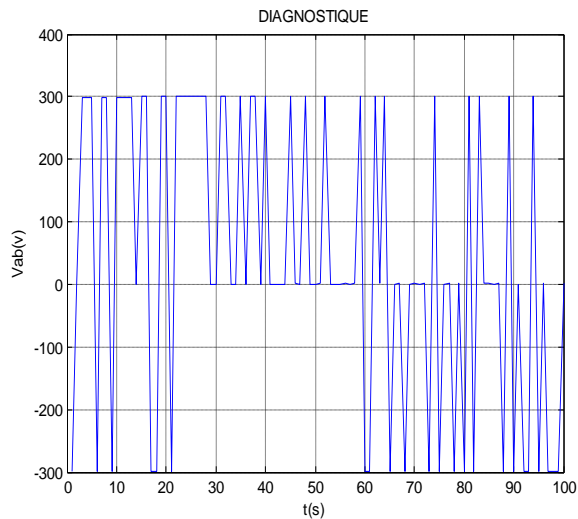
III-12-2.Modèles de tension électrique un interrupteur de défaut :



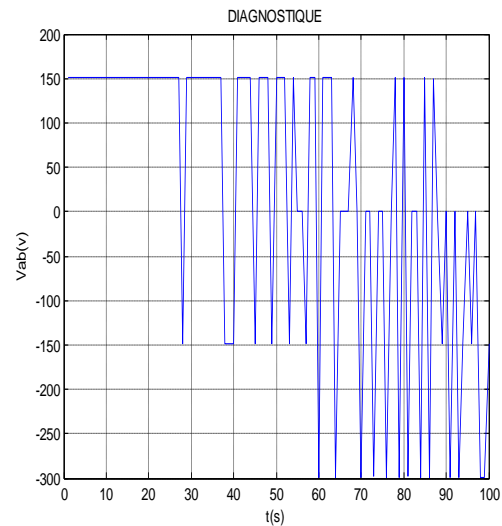
(b) : défaut T 1



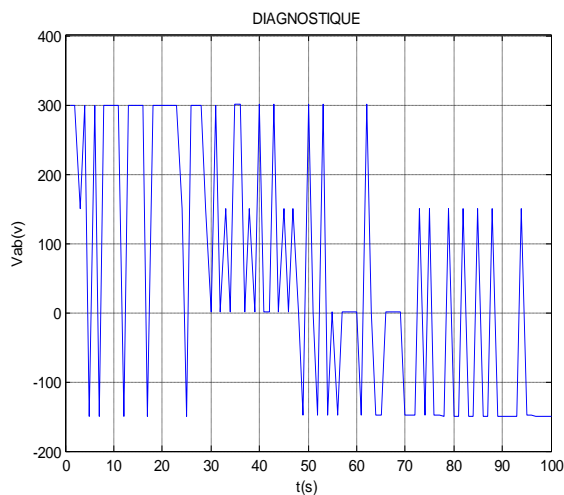
(c) : défaut T 2



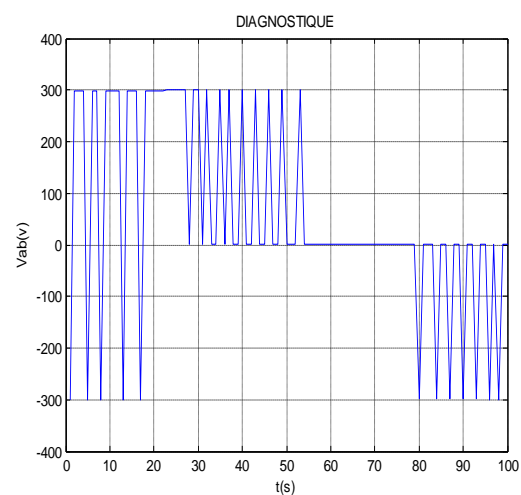
(d) : défaut T 3



(e) : défaut T 4



(f) : défaut T 5



(g) : défaut T 6

Figure III.7: Simulation de stress et diagnostic de fausse position individuelle

III-13. Discuter des résultats :

La figure montre l'emplacement de l'interrupteur défectueux ; Où l'on peut distinguer six types d'erreurs.

La figure (A) indique l'état de santé.

Figure (B) Il y a un défaut au niveau de T1 bars 1

Figure (C) Il y a un défaut au niveau de T2 bars 2

Figure (D) Il y a un défaut au niveau de T3 bars 3

Figure (E) Il y a un défaut au niveau de T4 bars 1

Figure (f) Il y a un défaut au niveau de T5 bars 2

Figure (g) Il y a un défaut au niveau de T6 bars 3

III-14. Conclusions :

Dans ce travail, un système de détection de défauts basé sur un réseau de neurones pour un moteur asynchrone triphasé a été conçu et testé dans un environnement de simulation MATLAB.

Les types d'erreurs pris en compte pour le système modifient les erreurs de périphérique ouvert. Dispose d'un système d'extraction basé sur les moyens existants.

Les fonctionnalités extraites jouent un rôle essentiel dans la détection et la localisation des bogues. Un algorithme puissant est nécessaire pour obtenir l'angle correct car une valeur inexacte peut conduire à des résultats incorrects. Il n'y a pas besoin de capteurs supplémentaires et de calculs complexes du système conçu. De plus, la détection et l'identification du commutateur défectueux peuvent être effectuées même à chaque cycle de courant ou de tension avec une grande précision, ce qui prouve que les performances du système sont bien meilleures que les systèmes de détection de défaut précédents.

Les résultats expérimentaux des dispositifs simulés ainsi que ceux décrits ci-dessus prouvent la fiabilité et montrent les performances satisfaisantes du système de détection et de diagnostic conçu pour l'onduleur triphasé alimentant le moteur à induction.



Conclusion
générale

Conclusion générale

Dans ce mémoire , nous avons introduit plusieurs stratégies de contrôle DTC modifiées pour le dispositif asynchrone à onduleur à deux niveaux basé sur des réseaux de neurones.

Ce sujet vise à réaliser un système de diagnostic et de contrôle des tolérant défauts de court circuits et efficace pour un système d'entraînement asynchrone basé sur une machine .

Dans ce travail, un système de détection de pannes basé sur le réseau de neurones du moteur asynchrone a été conçu et testé .

A la fois dans l'environnement de simulation MATLAB et la restructuration de l'onduleur contrôlé via un moteur à induction par des réseaux de neurones pour contrôler le couple DTC.

Des simulations et des tests matériels ont été effectués avec chaque condition de défaut au niveau de l'onduleur.

BIBLIOGRAPHIE :

[1]- Mouad, Z., & fatma Akram, B. (2020). Commande directe du couple d'un moteur asynchrone triphasé (MASTER dissertation, Commande Electrique , Université Mohamed Khaider Biskra).

[2]- REGHIOUI, H. (2017). *Amélioration des performances de la commande directe de couple (DTC) appliquée à une machine asynchrone triphasée* (Magister dissertation, Electrotechnique , Université Mohamed Khider–Biskra).

[3]- Chaiba, A. (2010). *Commande de la machine asynchrone à double alimentation par des techniques de l'intelligence artificielle* (Doctoral dissertation, Electrotechnique, Université de Batna 2).

[4]-Chekroun, S. (2009). commande neuro-floue sans capteur De vitesse d'une machine asynchrone Triphasée. (*Mémoire magister en Électrotechnique , Ecole Normale Supérieure d'Enseignement Technologique d'Oran*).

[5]-BOUHAFNA, S. (2013). *Commande par DTC d'un moteur asynchrone apport des réseaux de neurones* (MAGISTERE , dissertation, Electrotechniqu Université de Batna 2).

[6]Ammar, M. Y. (2007). *Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition batch/continu* (Doctoral dissertation, Ecole doctorale : Transfert, Dynamique des Fluides, Energétique & Procédés Spécialité : Génie des procédés et de l'Environnement).

[7]- Hamid, A., & Tassadit, A. Z. (2013). Commande par modèle inverse neuronal, application à la commande en vitesse d'un moteur à courant continu (Doctoral dissertation, AUTOMATIQUE ,Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou).

- [8]- BETTAHR Fatma Zohra, & MESBAHI Roufaida (2018). Diagnostique d'une chaîne des isolateurs de haute tension par la méthode RNA (MASTER ACADEMIQUE , Réseaux Électriques ,Université Echahid Hama Lakhder d'El-Oued).
- [9]- Ammar, B. (2007). Détection des défauts par les réseaux de neurones Artificiels de la machine asynchrone contrôlée par la technique du flux orienté (Doctoral dissertation, ELECTROMECHANIQUE, Université Mohamed Boudiaf-M'Sila).
- [10]-ZELACI MOHAMMED LAID (2016) .COMMANDE DIRECTE DU COUPLE (DTC) DU MOTEUR ASYNCHRONE à DOUBLE ALIMENTATION (MASTER ACADEMIQUE ,Commande Electrique, L'Université Echahid Hamma Lakhdar d'El Oued).
- [11]- BOUAKOURA, M. (2018). *Contribution au Diagnostic et à la Gestion d'une Commande Tolérante pour une Machine Asynchrone* (Doctoral dissertation, Electrotechnique Université de Batna 2).
- [12]- Abdelghani, G. U. E. C. H. I. (2019). *Commande directe du couple d'un moteur asynchrone" validation expérimentale"* (MASTAR dissertation, Electrotechnique, UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF-M'SILA).
- [13]- KACEMI, N. (2018). *Commande DTC-SVM D'un Moteur Asynchrone Alimenté Par Un Onduleur à Cinq Niveaux* (Master dissertation, ELECTROMECHANIQUE Université Mohamed Boudiaf-M'sila).
- [14]- ELAMINE, C. (2018). *Contrôle Direct du Couple basé sur la Logique Floue d'une Machine Asynchrone Double Etoile* (Master dissertation, ELECTROMECHANIQUE, Université Mohamed Boudiaf-M'sila).
- [15]- ZEGAI, M. L. (2017). *'Synthèses Des Techniques de Commande DTC Associe à L'intelligence Artificielle Appliquée au Contrôle D'un Moteur Asynchrone Alimenté par Onduleur Multi-Niveaux'* (Doctoral dissertation, Sciences , Université Mohamed Boudiaf des Sciences et de la Technologie-Mohamed Boudiaf d'Oran).

[16]- Gadi, Y. H. (2014). Détection De Défauts Dans Le Convertisseur A MLI D'une Machine Asynchrone. *Master Academique*, 9(06)(MASTER , Machine Electriques et Electronique de puissance , UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA).

ملخص

نظرًا لأن الأنظمة الصناعية تزداد تعقيدًا بمعدل متسارع ، فإنها أيضًا عرضة بشكل متزايد للفشل. هذا يجعل البحث في مجال التشخيص والتحكم ذا أهمية كبيرة. من المؤكد أن أحد الشواغل الرئيسية في التطبيقات الهندسية هو تحسين موثوقية ووظائف الأنظمة. من الواضح أن أنظمة الدفع والجر تُستخدم في جميع العمليات الصناعية ، وفي معظم الحالات تشتمل هذه الأنظمة على محرك غير متزامن. من هذه النقطة ، في هذه الرسالة ، نركز على دراسة جدوى اكتشاف الأخطاء وتشخيصها في محرك غير متزامن غير متزامن بمكونات عاكس ثلاثية الطور ، الأمر الذي يتطلب الكشف المبكر الذي لا يمكن تمييزه بالطرق المعتمدة . لهذا الغرض ، في هذا البحث ، تمت محاكاة نموذج محرك ثلاثي الطور باستخدام البرنامج الرياضي (SIMULINK/MATLAB) ولتمثيل النموذج المعطى في حالة التشغيل العادي وفي حالة الفشل. يتم تقديم كشف الأعطال وتشخيصها بناءً على استخراج الميزات وتقنية الشبكة العصبية باستخدام الذكاء الاصطناعي لعاكس ثلاثي الطور. الهدف الرئيسي لنظام الكشف عن الأخطاء وتشخيصها هو الكشف الفعال عن الأخطاء الفردية. يتم استخراج العديد من الخصائص وتحويلها إلى خرج حالي واستخدامها في الشبكة العصبية كمدخل لاكتشاف الأخطاء وتشخيصها. وبالتالي ، يتم إجراء دراسات المحاكاة وكذلك التنفيذ وتجريب المواد للتحقق من جدوى المخطط المقترح.

الكلمات الدالة : آلة غير متزامنة ، العاكس ثلاثي الطور ، تشخيص الأعطال ، التحكم بالشبكات العصبية الاصطناعية، ماتلاب.

Résumé

Alors que les systèmes industriels deviennent de plus en plus complexes à un rythme accéléré, ils sont également de plus en plus sujets aux défaillances. Cela rend la recherche dans le domaine du diagnostic et du contrôle d'une grande importance. Certes, une préoccupation majeure dans les applications d'ingénierie est d'améliorer la fiabilité et la fonctionnalité des systèmes. Il est clair que les systèmes de propulsion et de traction sont utilisés dans tous les procédés industriels, et dans la plupart des cas ces systèmes intègrent un moteur asynchrone. A partir de ce point, dans cette thèse, nous nous concentrons sur l'étude de la faisabilité de la détection et du diagnostic des défauts dans un moteur asynchrone avec des composants d'onduleurs triphasés, ce qui nécessite une détection précoce qui ne peut être distinguée par les méthodes approuvées. A cet effet, dans cette recherche, un modèle de moteur triphasé a été simulé à l'aide du programme mathématique (SIMULINK/MATLAB) et pour représenter le modèle donné en cas de fonctionnement normal et en cas de panne. La détection et le diagnostic des défauts basés sur l'extraction de caractéristiques et la technologie de réseau neuronal sont introduits à l'aide de l'IA d'un onduleur triphasé. L'objectif principal d'un système de détection et de diagnostic des défauts est de détecter efficacement les défauts individuels. Plusieurs caractéristiques sont extraites et transformées en sortie de courant et utilisées dans le réseau neuronal comme entrée pour la détection et le diagnostic des défauts. Ainsi, des études de simulation ainsi que la mise en œuvre et l'expérimentation matérielles sont réalisées pour vérifier la faisabilité du schéma proposé.

Mots clés : Mots clés : machine asynchrone, onduleur triphasé, diagnostic de panne, contrôle de réseaux de neurones artificiels, MATLAB

Abstract

As industrial systems become increasingly complex at an accelerating rate, they are also increasingly prone to failure. This makes research in the field of diagnostics and control of great importance. Certainly, a major concern in engineering applications is to improve the reliability and functionality of systems. It is clear that propulsion and traction systems are used in all industrial processes, and in most cases these systems include an asynchronous motor. From this point on, in this thesis, we focus on the feasibility study of fault detection and diagnosis in an asynchronous asynchronous motor with three-phase inverter components, which requires early detection that is indistinguishable by the approved methods. For this purpose, in this paper, a three-phase motor model has been simulated using the mathematical program (MATLAB/SIMULINK) and to represent the given model in the normal operation condition and in the failure condition. Fault detection and diagnosis are introduced based on feature extraction and neural network technology using the artificial intelligence of a three-phase inverter. The main objective of the fault detection and diagnosis system is the effective detection of individual faults. Various properties are extracted, converted into a current output, and used in the neural network as input for fault detection and diagnosis. Thus, simulation studies as well as implementation and experimentation of materials are carried out to verify the feasibility of the proposed scheme.

Keywords: asynchronous machine, three-phase inverter, fault diagnosis, control of artificial neural networks, MATLAB