

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة محمد البشير الإبراهيمي - برج بوعريريج

Université de Mohamed El-Bachir El-Ibrahimi - Bordj Bou Arreridj

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département : Eléctromécanique

MÉMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme** de **MASTER**

En : Eléctromécanique

Spécialité : Eléctromécanique

Par : - Benidir Hicham

- Hadidane Kheire eddine

Titre

Diagnostic des défauts dans la machines électriques par l'espace de parité et réseaux de neurone.

Mr Zaoui Fares

Mr Layadi Toufik Madani

Mr Sakhara Saadi

MCB

MCA

MCA

Univ-BBA

Univ-BBA

Univ-BBA

Président

Examineur

Encadrant

Année Universitaire 2023/2024

Remerciement



Je tiens tout d'abord à exprimer ma profonde gratitude à mon directeur de mémoire, saadi sakhara pour son encadrement, sa patience et sa confiance tout au long de ce travail de recherche. Ses précieux conseils, son expertise et son soutien inébranlable ont été d'une aide inestimable et ont grandement contribué à l'aboutissement de ce projet. Mes remerciements vont également à l'ensemble des professeurs du département Electromécanique 'Université De Mohamed El bachir El Ibrahimí _Bordj Bou Arreridj, pour leur enseignement de qualité et les connaissances qu'ils m'ont transmises durant mes années d'études. Leur passion et leur dévouement pour la recherche m'ont inspiré et motivé à poursuivre mes propres questionnements scientifiques.

Je ne saurais oublier ma famille, pour leur soutien indéfectible et pour avoir toujours cru en moi. Leurs encouragements ont été mon refuge et ma motivation durant tout le parcours académique.

Enfin, je tiens à remercier toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à la réalisation de ce soit à travers des discussions enrichissantes, des conseils ou simplement par leur présence, leur contribution a été précieuse. Ce mémoire est le fruit d'un travail collectif autant que personnel, et je suis profondément reconnaissant envers tous ceux qui m'ont accompagné

Résumé

Le travail présenté dans ce mémoire concerne le développement d'une approche fonctionnelle dans le domaine du diagnostic de défauts. Cette approche repose sur une classification des connaissances issues du système afin de détecter et localiser les défauts vis-à-vis des caractéristiques les plus représentatives de son comportement. L'objectif de ce travail de recherche est d'aboutir à une meilleure structuration de la connaissance, des moyens et des outils dont on dispose face à un problème de diagnostic afin d'augmenter le nombre de défauts à localiser. L'approche fonctionnelle du diagnostic repose sur la notion de fonction. Celle-ci est utilisée afin de localiser les défauts qui possèdent des signatures identiques. Les caractéristiques les plus représentatives de l'espace de parité, réseaux de neurones. L'application de l'approche proposée porte sur la simulation d'un moteur à courant continu.

Le modèle du moteur à courant continu est construit sous l'environnement Matlab/Simulink, dans l'état sain et en présence de défaut. Le diagnostic est effectué par les deux méthodes proposées. Les résultats de simulation sont validés par le logiciel

المخلص

العمل المقدم في هذه الأطروحة يتعلق بتطوير نهج وظيفي في مجال تشخيص الأخطاء. يعتمد هذا النهج على تصنيف المعرفة من النظام من أجل اكتشاف وتحديد الأخطاء فيما يتعلق بالخصائص الأكثر تمثيلاً لسلوكه. الهدف من هذا العمل البحثي هو تحقيق هيكلية أفضل للمعرفة والوسائل والأدوات المتاحة لنا عند مواجهة مشكلة تشخيصية من أجل زيادة عدد الأخطاء التي سيتم تحديد موقعها. يعتمد النهج الوظيفي للتشخيص على مفهوم الوظيفة. يتم استخدام هذا لتحديد العيوب التي لها توقعات متطابقة. الخصائص الأكثر تمثيلاً لمساحة التكافؤ والشبكات العصبية. تطبيق النهج المقترح يتعلق بمحاكاة محرك التيار المباشر ، في حالة صحية وفي حالة وجود خطأ. يتم التشخيص Matlab/Simulink تم بناء نموذج محرك التيار المستمر في بيئة بالطريقتين المقترحتين. يتم التحقق من صحة نتائج المحاكاة بواسطة البرنامج

Abstract

The work presented in this dissertation concerns the development of a functional approach in the field of fault diagnosis. This approach is based on a classification of knowledge from the system in order to detect and locate faults with respect to the characteristics most representative of its behavior. The objective of this research work is to achieve a better structuring of the knowledge, means and tools available to us when faced with a diagnostic problem in order to increase the number of faults to be located. The functional approach to diagnosis is based on the notion of function. This is used to locate defects that have identical signatures. The most representative characteristics of the parity space, neural networks. The application of the proposed approach concerns the simulation of a direct current motor.

The DC motor model is built in the Matlab/Simulink environment, in the healthy state and in the

presence of a fault. The diagnosis is carried out by the two methods proposed. Simulation results are validated by the software

Table des matières

INTRODUCTION GENERALE	1
Chapitre 1 : modélisation et Généralité sur le moteur à courant continu	
I. Introduction	4
II.1. Généralité sur le moteur à courant continu	4
Définition	4
1.2: Construction d'un moteur à courant continu	4
1.3: Différents types d'un moteur à courant continu	5
1.3.1: Le moteur à excitation séparée	5
1.3.2: Le moteur à excitation shunt	6
1.3.3: Le moteur à excitation série	6
1.3.4: Le moteur à excitation composée	7
2: Modélisation du moteur à courant continu	8
2.1. Equations Electromécaniques du moteur à courant continu en régime dynamique	8
III.1.Les types défauts dans machine électrique	9
1. Défauts Électriques	9
2. Défauts Mécaniques	10
3. Défauts Thermiques	10
4. Défauts Magnétiques	10
5. Défauts de Commutation	10
6. Défauts de Conception et de Fabrication	10
7. Défauts Opérationnels	11
III. Les avantages et les inconvénients	11
2.1Avantages	11
2.2Inconvénients	12
IV.Conclusion	13
Chapitre02 : La maintenance, la surveillance et le diagnostic	
I. Introduction	15
II.1LA Définition et objectif du diagnostic	15
Définition	15
1.2Objectif du diagnostic	16
1.3Les différentes étapes de diagnostic	16
1.3.1La detection	16

1.3.2	La localization	16
1.3.3	L'identification	16
2.	Définitions et terminologie	17
2.1	Défaut	17
2.1.2.	Différents types de défauts	17
2.2	Défaillance	18
2.3	Panne	18
2.4	Erreur	18
2.5	Faute	18
2.6	Dégradation	18
2.7	Dysfonctionnement	19
2.8	Fonctionnement normal d'un système	19
2.9	Résidu	19
2.10	Perturbation	19
2.11	symptôme	19
3.	Considération générales sur les systèmes de diagnostics	19
4.	Principe de diagnostic de défaut	20
4.1	Redondance physique (matérielle)	20
4.2	Redondance analytique	21
5.	Classification des méthodes de diagnostic	21
5.1.1	Méthode à base de modèles	22
5.1.2	Méthodes à base de modèle quantitatif	22
5.1.3	Méthodes à base de modèle qualitatif	22
5.1.4	Méthodes sans modèles	22
III.1.	Espace de parité	24
III.2	Génération et évaluation de résidus	27
2.1	Génération de résidus	27
2.2	évaluation de résidus	27
III.2	Les réseaux de neurones artificiels (RNA)	28
2.1	Structure d'un Réseau de Neurones	29
2.2	Fonctionnement	29
2.3	Types de Réseaux de Neurones	31
2.4	Applications	31

IV.Conclusion	33
---------------	----

Chapitre 03 : diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

Introduction	35
III .III-1 L'application de l'espace de parité sur les machines électriques	35
III .III-1-1Diagnostic des défauts d'un moteur à courant continu	35
III .III.1.1.1Description du système simulé	35
III.1.1.Les conditions de simulation	36
III.1.2.Génération de Résidus	36
III.1.3.Le Filtre de Variables d'Etat (FVE)	37
III.1.1.1L'espace de parité en continu	38
III.2.6.Bloc de simulation	39
III.1.1.2 Résultat de simulation	40
III.2Application de Réseaux de neurone au diagnostic	43
III.2.1Choix des variables d'entrées	43
III.2.2Acquisition des données (base d'apprentissage)	44
III.3.Description de l'architecture du système automatique de diagnostic des défauts	44
III.4.Construction des blocs RNA	45
III.5Résultats d'essais des réseaux sélectionnés	47
III.5.1Résultats de l'apprentissage	47
III.5.2Résultats de sortie	48
III.5.3Résultats de Tests du RNA pour la détection de défaut	48
III.6Discussion des résultats	50
III.7Conclusion	51
Conclusion générale	52

Liste des figures

Figure I. 1 Fonctionnement d'une machine à courant continu	4
Figure I.2 Construction du moteur à courant continu	5
Figure I. 3 Moteur à excitation séparée	5
Figure I. 4 Moteur à excitation shunt.	6
Figure I. 5 Moteur à excitation série.	7
Figure I. 6 Moteur excitation composée	7
Figure I. 7 modèle équivalent du moteur à courant continu	8
Figure II.1 Différent type de défaut agissant sur un système	16
Figure II.2 Différent type de défauts agissant sur un système	17
Figure II.3 Ordonnancement des notions.	18
Figure II.4 Redondance physique et analytique	22
Figure II.5 Classifications des méthodologies de diagnostic	23
Figure II.6 L'Espace de Parité en Continu.	27
Figure II.7 Génération de Résidus	27
Figure II.8 Evaluation de Résidus.	28
Figure II.9 Structure d'un Réseau Neurones	29
Figure. III.1 : Moteur à Courant Continu	35
Figure. III.2 :Filtre de Variables d'Etat[4]	37
Figure. III.3 :Génération de Résidus en Continu[4]	38
Figure. III.4: Bloc de simulation d'une machine a CC avec espace de parité	39
Figure.III.5: les résidus de MMC dans le cas sain	40
Figure.III.6 :Les résidus de MMC avec défaut capteur U_a (+5%)	40
Figure.III.7: les résidus de MMC avec défaut capteur I_a (-5%)	40
Figure. III.8 :les résidus de MMC avec défaut capteur W (-5%)	41
Figure.III.9. Architecture du système automatique de diagnostic des défauts	45
Figure.III.10. Structure du réseau à étudier	45
Figure.III.11. Principe de classification des signaux des défaillances	46
Figure.III.12. Schéma graphique du réseau de neurones	47
Figure.III.13. Performance du RNA	47
Figure.III.14: Classification de la sortie C_1 C_2 C_3 C_4 de réseaux RNA	48
Figure.III.15. Structure de réseau de neurones dans MATLAB/Simulink	49
Figure.III.16. Tests de la machine	50

Liste des tableaux

Tableau.II.2 : Les critères d'évaluations d'un Système de diagnostic	20
Tableau. III.1 :Les valeurs des paramètres de simulation	36
Tableau. III.2:Résultat de résidé à chaque défaut	41
Tableau. III.3: Matrice de Diagnostic pour les Défauts de Capteurs	42
Tableau.III.4: Matrice de Diagnostic pour les Défauts de Capteurs et de Paramètres	43
Tableau.III.5.La base de données utilisée dans l'étude	44

Liste des symboles

I : Intensité de courant qui parcourt le conducteur (en A).

E: Force électromotrice (en V)

R: Résistance de bobinage d'induit (en Ohm)

I_e : courant d'excitation

U_e : tension d'excitation

J : Moment d'inertie du moteur à courant continu (en Kg.m²)

C_{em} : Le couple électromagnétique du moteur (en Nm).

C_e : Le couple électromécanique du moteur (en Nm).

C_r : Le couple résistant du charge (en Nm).

f : Coefficient de frottement crée par la rotation du moteur.

K_a : Grandeur constante propre au moteur.

U_f : Tension de l'inducteur (excitation) [V].

U_a : Tension de l'induit (alimentation) [V]

I_a : Courant de l'induit [A].

R_a : Résistance de l'induit [Ω].

L_a : Inductance de l'induit [H].

I_f : Courant de l'inducteur [A].

R_f : Résistance de l'inducteur [Ω].

L_f : Inductance de l'inducteur [H].

M : Inductance mutuelle [H].

Φ : Flux magnétique inducteur créé par un courant inducteur.

Ω : La vitesse de rotation en radians/seconds.

S : Variable de Laplace.

r 1: Le résidu 1 est indépendant des mesures du capteur de couple ($C_r(t)$);

r 2 :Le résidu 2 est indépendant des mesures du capteur de tension ($U_a(t)$);

r 3 : Le résidu 3 est indépendant des mesures du capteur de vitesse ($w(t)$);

r4:Le résidu 4 est indépendant des mesures du capteur de courant ($I_a(t)$).

INTRODUCTION GENERALE

La surveillance des machines électriques tournantes est aujourd'hui un point essentiel de la fiabilité et de la sûreté de fonctionnement des systèmes électriques. Les aspects diagnostic et détection de défaut des organes de conversion électromécanique en font partie intégrante et requièrent la mise au point de techniques de mesure, d'acquisition, d'analyse et d'aide à la décision. Le succès de ces techniques passe nécessairement par une bonne connaissance de la machine ainsi que de son comportement en présence d'un défaut interne. La détection des défauts dans une machine électrique est bien sûr une thématique ancienne, des techniques telles que celles qui sont basées sur l'analyse des vibrations, ou bien des courants ont déjà fait leurs preuves au-delà du cadre des laboratoires de recherche pour trouver leur place dans le milieu industriel [1, 2].

Plus récemment des méthodes basées sur l'analyse du champ de dispersion ont été développées, leur avantage réside essentiellement dans l'aspect non invasif de la mesure et dans la simplicité de mise en œuvre [3-4]. De plus ces méthodes peuvent donner des informations sur la localisation du défaut.

Généralement, les méthodes de diagnostic nécessitent la connaissance de l'état sain de la machine quelle que soit la grandeur physique exploitée. La détection d'un défaut est alors basée sur la comparaison de la signature d'un état donné avec celle de l'état supposé sain, en considérant un indicateur issu d'une mesure que l'on sait sensible à un défaut particulier. La difficulté de cette démarche est que, souvent, les indicateurs sensibles existent déjà pour la machine saine (cas de raies d'un spectre). C'est alors leur variation, souvent leur augmentation, qui est susceptible de donner des informations sur la présence d'un défaut. D'autre part, la charge de la machine peut constituer pour le diagnostic un facteur perturbant, car elle induit plusieurs états sains. Une difficulté supplémentaire réside dans le fait que l'état supposé sain n'est pratiquement jamais connu avant l'apparition de la défaillance, car l'exploitant de la machine n'a pas pris la précaution de faire les relevés correspondants pour caractériser la machine (ou alors des modifications ont été apportées entre-temps)

Afin de pallier ces problèmes d'analyse, on propose une nouvelle méthode non invasive de diagnostic des défauts au MMC, (espace parité) et Les réseaux de neurones.

Le diagnostic des défauts sur les machines à courant continu (CC) par la méthode de l'espace parité est une approche avancée pour assurer le bon fonctionnement et la fiabilité de ces systèmes électriques cruciaux. Les machines à courant continu sont largement utilisées dans diverses applications industrielles, telles que les entraînements de moteurs, les générateurs et les systèmes de traction. Leur fonctionnement fiable est essentiel pour garantir la productivité et la sécurité des processus industriels.

La méthode de l'espace parité pour le diagnostic des défauts sur les machines à courant continu repose sur le principe de surveillance et d'analyse des variations d'état des composants clés de la machine.

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont fourni de bonnes performances pour résoudre les problèmes de diagnostic de défauts et l'automatisation de la procédure de surveillance. Les RNA ont montré par ailleurs leur pertinence pour la détection de défauts par reconnaissance de formes. Pour cette raison ce chapitre propose un système de surveillance basé sur l'application des réseaux de neurones pour la détection et le diagnostic des défauts de la machine à courant continu

Les réseaux de neurones sont des systèmes de traitement de l'information inspirés par le fonctionnement du cerveau humain. Ils sont composés de neurones artificiels interconnectés qui communiquent entre eux en envoyant des signaux. Un réseau de neurones est généralement organisé en couches :

- La couche d'entrée reçoit les données
- Les couches cachées effectuent le traitement
- La couche de sortie produit le résultat final

En résumé, le diagnostic des défauts sur les machines à courant continu par la méthode de l'espace parité est une stratégie proactive pour assurer la disponibilité, la sécurité et la durabilité de ces équipements essentiels dans les environnements industriels.(A)

Dans Le premier chapitre présente Généralité sur le moteur à courant continue et la définition de la MCC les défrances des types des MCC et la modélisation.

Dans le second chapitre permettra d'apporter quelques éléments de diagnostic des entraînements électriques. Ce diagnostic consiste à connaître, à évaluer, à prévoir, à mesurer et à maîtriser les défaillances des systèmes. Les différents concepts terminologiques et méthodologiques associés sont présentés dans ce chapitre.

Au troisième chapitre, un modèle de simulation est présenté. Le modèle de la machine a courant continu). Ainsi, nous présenterons les résultats de simulation du modèle de la machine a courant continu dans le domaine temporel pour différentes conditions de fonctionnement, (avec et sans défaut).

Chapitre 1 :
Modélisation et généralité sur
le moteur à courant continu

Chapitre 01 : modélisation et Généralité sur le moteur à courant continu

I. Introduction

Un moteur électrique à courant continu (MCC) est un convertisseur électromécanique permettant la conversion bidirectionnelle d'énergie entre une installation électrique parcourue par un courant continu et un dispositif mécanique. Une caractéristique essentielle des moteurs à courant continu est leur remarquable capacité de vitesse variable. Jusqu'à récemment, c'était la machine de choix pour les applications nécessitant un contrôle de la vitesse. De nombreuses applications nécessitent un couple de démarrage élevé. Cependant, les moteurs à courant continu ont intrinsèquement des caractéristiques de couple/vitesse à gradient élevé qui leur permettent de surmonter un couple résistant élevé et d'absorber facilement les surtensions de charge. Le régime moteur s'adapte à sa charge, Dans ce chapitre on s'intéresse de l'étude des caractéristiques du moteur à courant continu à excitation série ainsi que sa modélisation et simulation sous l'environnement MATLAB/Simulink [5]

II.1. Généralité sur le moteur à courant continu:

1.1 Définition :

Une machine à courant continu (MCC) est un convertisseur électromécanique qui permet la transmission d'énergie dans les deux sens entre des installations électriques traversées par un courant continu et un dispositif mécanique comportant un moteur.

- En fonctionnement moteur, l'énergie électrique est transformée en énergie mécanique.
- En fonctionnement générateur, l'énergie mécanique est transformée en énergie électrique

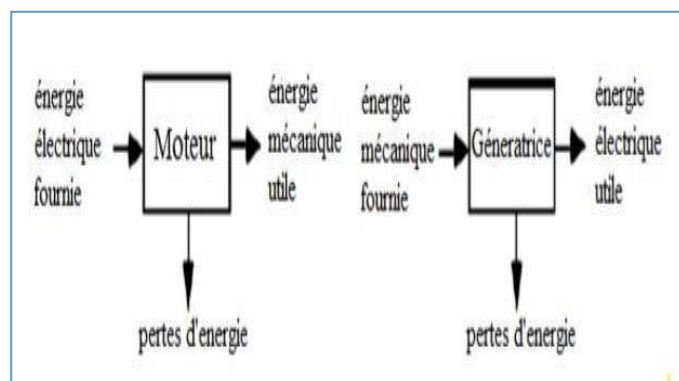


Figure I. 1 Fonctionnement d'une machine à courant continu [6]

1.2: Construction d'un moteur à courant continu :

Le moteur à courant continu est constitué principalement de :

- L'inducteur (stator).
- L'induit (rotor).
- Le Collecteur

Chapitre 01 : modélisation et Généralité sur le moteur à courant continu

- Les Ballais

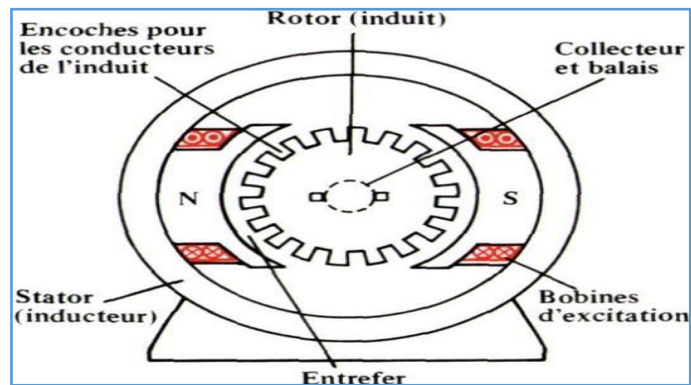


Figure I.2 Construction du moteur à courant continu[6]

1.3: Différents types d'un moteur à courant continu :

Il existe quatre types de moteurs adaptés aux différentes tâches dans le secteur industriel:

1.3.1: Le moteur à excitation séparée [6] :

Dans un moteur à excitation séparée, l'inducteur et l'induit sont alimentés par deux sources distinctes. Les cas fréquents, la tension d'excitation est constante, équivalents à ceux-ci, les moteurs à aimants permanents, dont le flux est constant.

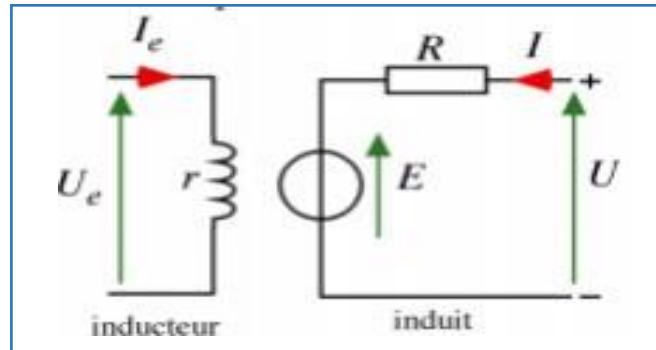


Figure I. 3 Moteur à excitation séparée [6]

Caractéristiques :

D'après le schéma équivalent de la figure (I. 03) on aura les équations suivantes :

$$U_a = E + RI \quad (I.1)$$

$$U_e = r \cdot I_e \quad (I.2)$$

$$E = K_a \cdot \Phi(I) \cdot \Omega \quad (I.3)$$

$$C_{em} = K_a / 2\pi \cdot \Phi(I) \cdot I \quad (I.4)$$

Les principales caractéristiques de ce moteur sont :

- Sa vitesse réglable par la tension et indépendante de la charge;

Chapitre 01 : modélisation et Généralité sur le moteur à courant continu

- Fournit un couple élevé si la vitesse est faible ; et il est souvent utilisé en asservissement avec une régulation de vitesse;
- Large gamme de vitesse.

1.3.2: Le moteur à excitation shunt :

Les enroulements du rotor et du stator sont connectés en parallèle, il est soumis à la même tension d'alimentation.

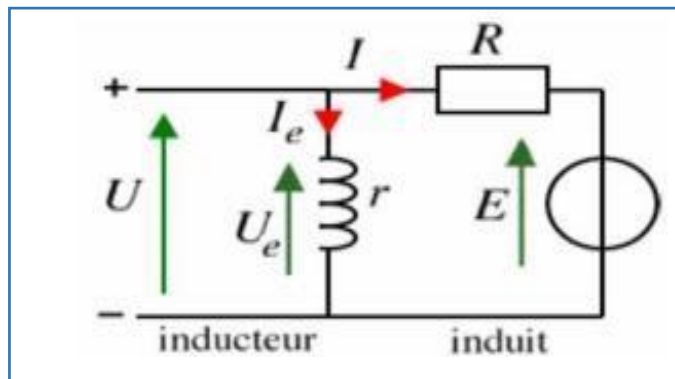


Figure I. 4 Moteur à excitation shunt. [6]

Caractéristiques :

$$Ua = E + RI \quad (I.5)$$

$$E = Ka. \Phi(I). \Omega \quad (I.6)$$

$$K. \Phi = k' \rightarrow E = K'. \Omega. \quad (I.7)$$

$$Cem = K/2\pi. \Phi. I \quad (I.8)$$

- Fort couple de démarrage;
- Le moteur shunt est un autorégulateur de vitesse;
- En petite puissance, il est employé comme démarreur des moteurs à explosion.

1.3.3: Le moteur à excitation série [7] :

Le bobinage du stator est connecté en série avec le bobinage du rotor. Le contrôle de la vitesse est effectué en variant la tension d'alimentation. Cependant, ce type de moteur offre un contrôle médiocre de la vitesse et lorsque le couple vers le moteur augmente, sa vitesse chute. Ces moteurs sont utilisés dans les applications exigeant un couple de démarrage élevé comme les automobiles, les palans, ascenseurs et grues.

Chapitre 01 : modélisation et Généralité sur le moteur à courant continu

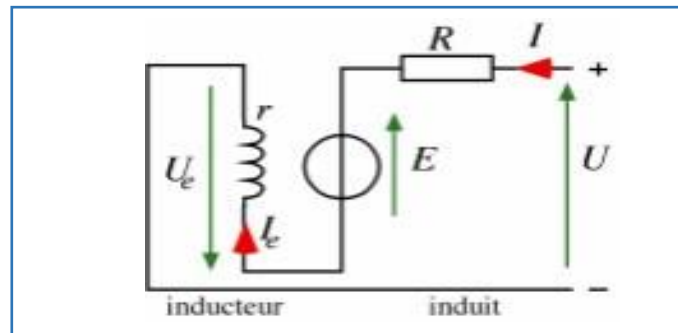


Figure I. 5 Moteur à excitation série[7]

Caractéristiques:

$$Ua = E + (R+r)I \quad (\text{I.9})$$

$$E = Ka. \Phi(I). \Omega \quad (\text{I.10})$$

$$Cem = K/2\pi. \Phi(I). I \quad (\text{I.11})$$

- Moteur autorégulateur de puissance;
- Sa vitesse décroît quand la charge augmente;
- Très fort au démarrage.

1.3.4: Le moteur à excitation composée [7] :

Ce type de moteur combine la structure à excitation série et celle du bobinage "shunt". Ainsi la polarité du bobinage shunt s'ajoute aux champs en série. Ce type de moteur possède un couple de démarrage élevé et offre une large variation de vitesse. Il est utilisé pour piloter décompresseurs, pompes centrifuges à tête variable, presses rotatives, scies circulaires, machines de cisaillement et ascenseurs.

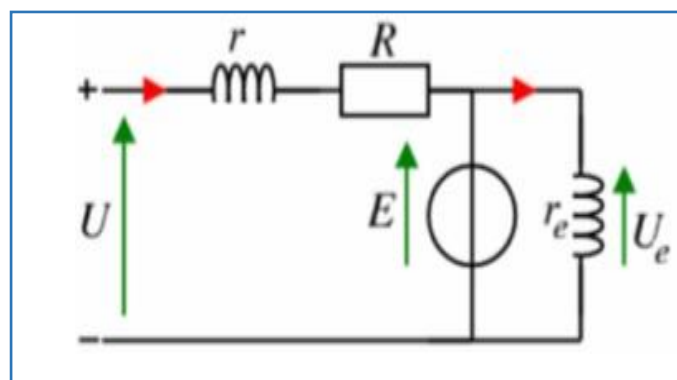


Figure I. 6 Moteur excitation composée[7]

Caractéristiques :

$$U = E + RI + rI \quad (\text{I.12})$$

Chapitre 01 : modélisation et Généralité sur le moteur à courant continu

$$E = Ka. \Phi (I,a) \Omega . \quad (I.13)$$

$$Cem = K/2\pi. \Phi (I,a).I \quad (I.14)$$

- Couple très variable avec la vitesse
- L'inducteur est divisé en deux parties, l'une connectée en série et l'autre en parallèle
- Entraînements de grande inertie

2: Modélisation du moteur à courant continu

Dans cette partie, nous mettrons en évidence les équations du système à contrôler. Ce dernier est un Moteur à courant continu commandé par la tension de l'induit. Les applications basées sur un tel système sont très larges, notamment dans le domaine de la robotique ; ces dernières années ont considérablement évolué. Dans ce mémoire, on propose l'utilisation d'un moteur à courant continu à excitation séparée constante.

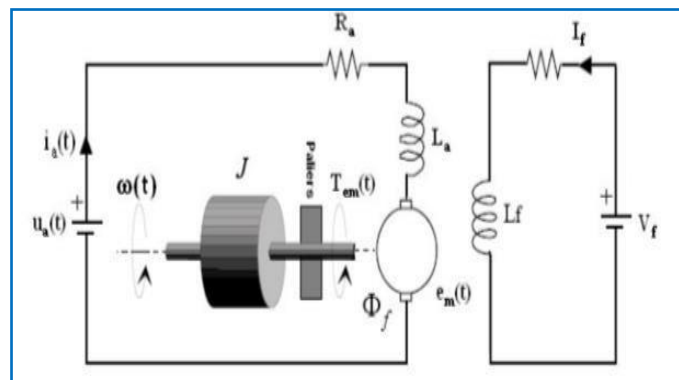


Figure I. 7 modèle équivalent du moteur à courant continu

2.1. Equations Electromécaniques du moteur à courant continu en régime dynamique :

Considérons le schéma de la figure (I.7) Celui -ci électriques et mécaniques dans un moteur à courant continu représente un modèle mathématique des phénomènes

Modèle électrique:

- Equation de l'induit

$$U_a = R_a I_a + L_a dI_a/dt + E_a. \quad (I.15)$$

$$E_a = k \cdot \omega$$

- Equation de inducteur:

$$U_f = R_f I_f + L_f dI_f/dt + E_f \quad (I.16)$$

- **Equation mécanique:**

$$J d\omega/dt + f\omega = f_l I_a - C_r \quad (I.17)$$

Chapitre 01 : modélisation et Généralité sur le moteur à courant continu

Dans cette modélisation, l'excitation est supposée constante ($I_f = \text{Cste}$)

$$\phi = M \cdot I_f \quad (\text{I.18})$$

$$E = M \cdot I_f \cdot \omega = K_a \cdot \omega \quad (\text{I.19})$$

$$C_e = M \cdot I_f \cdot I_a \quad (\text{I.20})$$

3. Equations électromécaniques dans le domaine de Laplace

$$V_a - E = (R_a + L_a s) I_a \quad (\text{I.21})$$

$$C_e - C_r = (J s + f) \Omega \quad (\text{I.22})$$

En considérant les équations (I.22) et (I.23), on aura le schéma bloc suivant:

Le modèle du système s'écrit sous forme d'état :

$$\begin{bmatrix} \dot{I}_a(t) \\ \dot{W}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-R_a}{L_a} & \frac{-F\phi}{L_a} \\ \frac{F\phi}{J} & \frac{-f}{j} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_a(t) \\ W(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{L_a} & 0 \\ 0 & \frac{-1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_a(t) \\ C_r(t) \end{bmatrix} \quad (\text{I.24})$$

$$y(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_a(t) \\ W(t) \end{bmatrix} \quad (\text{I.25})$$

III.1. Les types défauts dans machine électrique

Les machines à courant continu (CC) peuvent subir divers types de défauts, qui peuvent être classés en plusieurs catégories en fonction de leur origine et de leurs effets. Voici les principaux types de défauts dans les machines à courant continu :

1. Défauts Électriques

Court-circuit entre spires : Ce défaut se produit lorsqu'il y a un court-circuit entre les spires d'un enroulement, ce qui entraîne une augmentation de la chaleur et une diminution de la performance.

Court-circuit entre enroulements : Un court-circuit entre différents enroulements peut provoquer une perte de puissance et une surchauffe.

Court-circuit à la masse : Lorsque l'isolation des enroulements échoue, un court-circuit peut se produire entre l'enroulement et la masse (carcasse), entraînant des courants de fuite et des risques de chocs électriques.

Défaut d'isolement : La dégradation de l'isolation entre les enroulements ou entre les enroulements et la carcasse peut entraîner des courts-circuits et des décharges électriques.

Chapitre 01 : modélisation et Généralité sur le moteur à courant continu

2. Défauts Mécaniques

Usure des balais et collecteurs : L'interaction continue entre les balais et le collecteur provoque une usure, nécessitant un entretien régulier pour éviter des problèmes de commutation.

Défauts des roulements : Les roulements peuvent s'user ou se détériorer, provoquant des vibrations excessives, du bruit, et éventuellement une défaillance mécanique.

Déséquilibre de l'induit : Un induit déséquilibré peut causer des vibrations et des dommages supplémentaires aux composants mécaniques.

3. Défauts Thermiques

Surchauffe : La surchauffe peut résulter d'une surcharge, d'une ventilation inadéquate, ou de courants excessifs, ce qui peut endommager l'isolation des enroulements et d'autres composants.

Ventilation inadéquate : Des blocages dans les conduits de ventilation ou une conception de refroidissement inefficace peuvent entraîner une accumulation de chaleur.

4. Défauts Magnétiques

Démagnétisation : Une exposition à des champs magnétiques opposés ou une surchauffe peut entraîner une perte de magnétisation dans les pôles de la machine.

Problèmes d'excitation : Une alimentation instable ou défaillante des enroulements de champ peut affecter le champ magnétique nécessaire à la production de couple.

5. Défauts de Commutation

Étincelage : Une mauvaise commutation due à une usure inégale des balais, un mauvais alignement, ou des segments de collecteur endommagés peut entraîner des étincelles et endommager le collecteur.

Mauvais contact des balais : Un mauvais contact entre les balais et le collecteur peut entraîner une commutation inefficace, provoquant des arcs électriques et une usure accélérée.

6. Défauts de Conception et de Fabrication

Problèmes de fabrication : Des erreurs dans la fabrication des enroulements, du collecteur, ou d'autres composants peuvent entraîner des défauts initiaux qui se manifestent pendant le fonctionnement.

Défauts de conception : Une conception inadéquate de la machine, incluant un dimension-

Chapitre 01 : modélisation et Généralité sur le moteur à courant continu

nement incorrect des composants ou une mauvaise gestion thermique, peut provoquer des problèmes de performance et de fiabilité.

7. Défauts Opérationnels

Surcharge : Fonctionner à des charges supérieures à la capacité nominale peut provoquer une surchauffe, une usure excessive des composants, et une défaillance prématurée.

Mauvaise maintenance : Un entretien inadéquat ou irrégulier peut permettre aux petits défauts de s'aggraver, entraînant des pannes majeures.

Pour prévenir et gérer ces défauts, il est essentiel de suivre un programme de maintenance régulier, de surveiller les conditions de fonctionnement, et d'utiliser des techniques de diagnostic avancées pour détecter les anomalies avant qu'elles ne conduisent à des pannes graves.

III.2. Les avantages et les inconvénients :

2.1 Avantages:

Un moteur à courant continu présente plusieurs avantages notables :

. **Contrôle précis de la vitesse et du couple** : Un moteur à courant continu permet un contrôle précis de la vitesse et du couple, ce qui le rend adapté à de nombreuses applications industrielles. Il peut être facilement réglé en modifiant la tension d'alimentation ou la valeur du courant.

. **Réponse rapide et dynamique** : Les moteurs à courant continu sont capables de fournir une réponse rapide et dynamique aux changements de charge, ce qui les rend adaptés aux machines nécessitant une régulation rapide et précise de la vitesse.

. **Facilité de démarrage et d'arrêt** : Les moteurs à courant continu permettent un démarrage et un arrêt en douceur grâce à leur capacité à contrôler la vitesse et le couple dès les premiers instants de fonctionnement. Cela réduit les chocs mécaniques et prolonge la durée de vie des dispositifs mécaniques associés.

. **Large plage de vitesses** : Les moteurs à courant continu offrent une large plage de vitesses, allant de très lentes à très rapides, ce qui les rend polyvalents dans différentes applications industrielles, telles que les robots, les convoyeurs, les machines-outils, etc.

. **Haute efficacité** : Les moteurs à courant continu peuvent atteindre des niveaux d'efficacité élevés, ce qui se traduit par une consommation d'énergie réduite et des coûts d'exploitation plus bas.

Chapitre 01 : modélisation et Généralité sur le moteur à courant continu

En conclusion, les moteurs à courant continu offrent un contrôle précis, une réponse rapide et dynamique, une facilité de démarrage et d'arrêt, une large plage de vitesses et une haute efficacité. Ces caractéristiques en font un choix idéal pour de nombreuses applications industrielles.

2.2 Inconvénients :

Le courant continu présente plusieurs inconvénients, notamment dans le contexte de l'alimentation électrique. Les voici :

. **Distance de transmission limitée** : Le courant continu présente une capacité de transmission limitée sur de longues distances. Cela signifie que l'électricité peut être perdue en chemin et nécessite des stations de conversion pour réguler la tension.

. **Coûts élevés de transmission** : En raison de la nécessité d'installer des stations de conversion à intervalles réguliers, le coût de transmission du courant continu est généralement plus élevé que celui du courant alternatif. Cela peut avoir un impact négatif sur les coûts d'exploitation et de maintenance des infrastructures électriques.

. **Complexité de la conversion** : La conversion du courant alternatif en courant continu et vice-versa nécessite des équipements spécifiques, tels que des redresseurs et des onduleurs. Cette complexité technique peut rendre l'installation et la maintenance plus difficiles et coûteuses.

. **Compatibilité avec les appareils électriques** : De nombreux appareils électriques, tels que les appareils ménagers, sont conçus pour fonctionner avec du courant alternatif. Par conséquent, il est souvent nécessaire d'utiliser des convertisseurs pour alimenter ces appareils en courant continu, ce qui peut ajouter une étape supplémentaire et augmenter les coûts.

. **Risques de sécurité** : Le courant continu peut poser des risques de sécurité plus importants, notamment en ce qui concerne les chocs électriques. En raison de sa constance de flux, le courant continu peut provoquer une sensation de « choc » qui dure plus longtemps par rapport au courant alternatif, ce qui peut être dangereux dans certaines situations.

Chapitre 01 : modélisation et Généralité sur le moteur à courant continu

IV. Conclusion :

Les moteurs à courant continu sont idéaux pour de nombreuses applications industrielles c'est le principal actionneur utilisé dans les applications à vitesse variable depuis de nombreuses années. En effet, il a été prouvé que le contrôle de la vitesse est facilement obtenu en agissant sur la force électromotrice de l'induit du moteur. Dans ce chapitre, nous avons parlé de la machine à courant continu (moteur), ses éléments, principe de fonctionnement et ses différents types d'excitations. Après nous avons utilisé l'environnement matlab/simulink pour réaliser la modélisation et présenté quelque caractéristique du moteur à courant continue à excitation série. A partir de ces résultats de simulation, nous constatons que la modélisation est simple et prend compte des équations mathématiques et cela nous permet à passer à l'étape de la surveillance et qui sera présentée dans le chapitre suivant,

Chapitre02 :

Les technique de la surveil-
lance et le diagnostic des ma-
chine électrique

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

I. Introduction

D'une manière générale, la maintenance a pour but d'assurer la disponibilité maximale des équipements de production à un coût optimal dans de bonnes conditions de qualité et de sécurité. Pour atteindre ces objectifs les chercheurs ont développé plusieurs techniques et méthodes de surveillance des installations industriels avec ou sans modèle. Le principe général des algorithmes de diagnostic est basé sur l'exploitation des données relevées sur le système et de la connaissance que l'on possède de son fonctionnement sain (pour la détection) ou de son fonctionnement défaillant (pour la localisation). Ces algorithmes élaborent des symptômes révélateurs du comportement défaillant et de la nature du dysfonctionnement. Ce chapitre est consacré à la présentation du principe de diagnostic, les définitions et la terminologie utilisée dans la littérature dans le but de donner un état de l'art sur les techniques et les méthodes utilisées dans le domaine de la surveillance et la supervision des systèmes. Les principales approches de diagnostic seront présentées.

Le principe général des algorithmes de diagnostic est basé sur l'exploitation des données relevées sur le système et de la connaissance que l'on possède de son fonctionnement sain (pour la détection) ou de son fonctionnement défaillant (pour la localisation). Ces algorithmes élaborent des symptômes révélateurs du comportement défaillant et de la nature du dysfonctionnement.

Ce chapitre est consacré à la présentation du principe de diagnostic, les définitions et la terminologie utilisée dans la littérature dans le but de donner un état de l'art sur les techniques et les méthodes utilisées dans le domaine de la surveillance et la supervision des systèmes. Les principales approches de diagnostic seront présentées

II.1 LA Définition et objectif du diagnostic

1.1 Définition : La définition du diagnostic selon la norme AFNOR et CEI stipule que : « Le diagnostic est l'identification de la cause probable de la défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test [8] ». Cette définition résume les deux tâches essentielles du diagnostic :

- Observer les symptômes de la défaillance ;
- Identifier la cause de la défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur les observations.

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

1.2 Objectif du diagnostic

L'objectif d'un système de diagnostic est de prévoir l'apparition d'un défaut le plus rapidement possible et le plus précisément possible. Pour pouvoir expliquer ce principe avec plus de précision, nous allons tout d'abord définir ce que nous entendons par défaut, puis nous rappellerons les fonctions du diagnostic telles que la détection, la localisation, et l'identification des défauts [9].

1.3 Les différentes étapes de diagnostic

Le terme diagnostic correspond à la caractérisation du défaut, pour effectuer ce dernier il faut passer par un certain nombre d'étapes qui s'enchaînent.

1.3.1 La détection

Normalement. En pratique, le problème est beaucoup plus compliqué, car le système à surveiller et la quantité mesurée sont toujours soumis à des perturbations non mesurables, de sorte que le modèle est généralement imparfait, nous ne pouvons donc pas tirer de conclusions sur la valeur non nulle du résidu. Pour cela, nous utilisons des tests statistiques, ou de manière plus simple grâce à des méthodes de seuillage [10].

1.3.2 La localisation

C'est l'identification de l'élément qui a causé le défaut. Parfois il est impossible de localiser les interactions entre les composants du système et l'instrumentation. La solution est d'isoler un sous-système comportant des composants susceptibles de contenir le ou les défauts [11]

1.3.3 L'identification

L'objectif de l'identification est de caractériser plus finement le défaut et déterminer les causes qui ont engendré la défaillance constatée

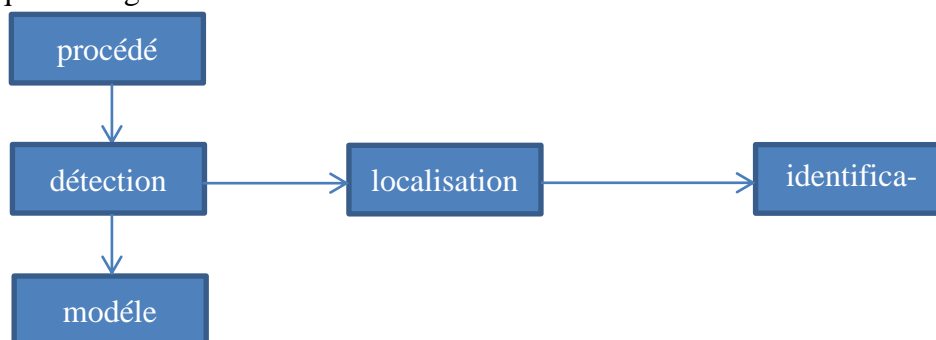


Figure II. 1 Différente étape de diagnostic [9]

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

2. Définitions et terminologies

2.1 Défaut

Le défaut est défini comme étant un écart existant entre la valeur observée d'une caractéristique du système et sa valeur théorique et en conséquence, il peut conduire à un mauvais fonctionnement ou dans certains cas à une défaillance complète du système. Il convient de montrer que les défauts peuvent apparaître au niveau des capteurs, des actionneurs ou au niveau du système lui-même. Ces défauts apparaissent suite à l'évolution dynamique d'une dégradation dans un système. [12] , le comportement de défaut est présenté en fonction de la dépendance au temps.

2.1.2. Différents types de défauts

Un défaut correspond à une déviation du comportement normal du système, de son unité de commande ou de son système d'instrumentation. Les défauts peuvent être aléatoires ou progressifs, dans le cas du vieillissement ou de l'usure.

Les défauts apparaissent à différents endroits du système [9]. Une classification pertinente des défauts peut être basée sur la nature du composant affecté. Nous distinguerons donc, les défauts d'actionneurs, de celles liées aux capteurs et celles du système de commande figure II.2

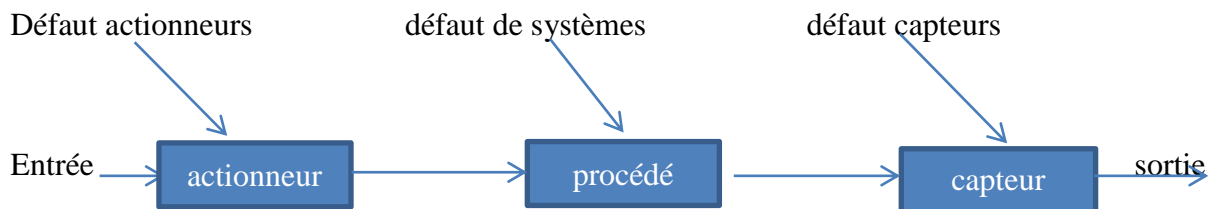


Figure II.2 Différent type de défauts agissant sur un système

Défauts actionneurs : signaux modélisés en général comme des signaux additifs aux d'entrée, ils agissent au niveau de la partie opérative et détériore ainsi le signal d'entrée du système.

Défauts systèmes : modélisés en général comme des dynamiques additionnelles avec une matrice de distribution, ils s'identifient par la modification des caractéristiques du système.

Défauts capteur : modélisés en général par des signaux additifs aux signaux de sortie, ils fournissent une mauvaise image de l'état physique du système [9].

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

2.2 Défaillance

Une défaillance correspond à une perte partielle ou totale des fonctions assurées par un système qui le rend incapable de délivrer le service pour lequel il a été conçu. • Défaillance partielle : Une défaillance partielle correspond à une dégradation de l'aptitude d'un système à accomplir des fonctions requises. [13], une défaillance partielle résulte de déviations d'une ou plusieurs caractéristiques du système au-delà des limites spécifiées, telle qu'elle n'entraîne pas une disparition complète des fonctions requises.

- une défaillance complète s'agit d'une défaillance qui entraîne une disparition complète des fonctions du système, ou une cessation de l'aptitude d'un système à accomplir une fonction requise.

2.3 Panne

On dit qu'un dispositif est en panne lorsque il est incapable d'accomplir sa fonction, lors de l'apparition d'une défaillance on déclare que le dispositif est en panne donc une panne résulte toujours d'une défaillance [13]. La diversité des activités de diagnostic conduit à employer assez souvent les termes de pannes et de défauts, si bien que la différence entre les concepts de défaillance, défaut et panne est parfois très subtile. Une panne résulte d'une défaillance (figure II.3)



Figure II.3 Ordonnancement des notions.

2.4 Erreur

On peut définir l'erreur comme une partie du système ne réagit pas de manière parfaite au cahier de charge. En toute logique, une erreur est la conséquence d'une faute.

2.5 Faute

La faute c'est une action dont le résultat est le non prise en compte d'une instruction ou d'une contrainte exprimée par le cahier de charge de manière correcte.

2.6 Dégradation

La dégradation est l'évolution d'un système vers des états moins performants au cours de sa durée de vie. Ces états dégradés sont ceux qui présentent une fiabilité plus petite, autrement dit, un risque de défaillance majeur. Or, un certain niveau de dégradation ou de perte de la per-

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

formance d'un système est considéré une défaillance dite soft [14]. La dégradation de performance peut affecter localement une fonction ou globalement le système. En effet, l'évolution de l'état de bon fonctionnement et des performances de ces systèmes est directement liée à leurs caractéristiques intrinsèques, à leur environnement ainsi qu'à leur utilisation.

2.7 Dysfonctionnement

Dans ce cas, le processus présente un fonctionnement inacceptable du point de vue des performances.

2.8 Fonctionnement normal d'un système

Un système est en fonctionnement normal lorsque les variables qui le caractérisent (variables d'états, variables de sorties, variables d'entrées, paramètres du système) se convergent au voisinage des valeurs nominales

2.9 Résidu

Le résidu est un indicateur de faute qui exprime la différence entre les informations disponibles et les informations fournies par le modèle « qui décrit le fonctionnement du processus » [15].

2.10 Perturbation

C'est une entrée non contrôlée elle influe sur le comportement du système.

2.11 symptôme

•est un caractère distinctif d'un état fonctionnel ou comportement anormal. [16]

3. Considération générales sur les systèmes de diagnostics

Il existe plusieurs critères permettant d'évaluer les performances d'un système de diagnostic. De manière générale, on note:

- * Rapidité :
- * Isolabilité :
- * Robustesse :
- * Adaptabilité :
- * Identification de défauts multiples :
- * La sensibilité :

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

Critères d'évaluations	Définitions
Rapidité	Lors de dysfonctionnement de la chaîne de production, le système de surveillance doit réagir rapidement dans cette situation, ainsi que, un système de diagnostic rapide permet d'éviter des dégâts matériels et humains [17].
Isolabilité	D'après [18][19], c'est l'aptitude du système de surveillance à distinguer les différents modes de dysfonctionnement du processus. Une défaillance engendre souvent une cascade d'alarmes et il peut être difficile de remonter à l'organe défaillant. Le degré d'isolabilité des défaillances est lié à la structure des résidus (signal de détection de défaut) et à la procédure de détections mise en œuvre
Robustesse	Il s'agit de vérifier l'aptitude du système de surveillance à détecter et à isoler les défauts affectant le processus surveillé dans un environnement incertain. Il convient de noter que le critère de la robustesse concerne non seulement les méthodes de génération des résidus mais aussi les méthodes d'évaluation. L'évaluation robuste des résidus avait tout particulièrement concerné le problème du seuillage avec l'objectif de minimiser les fausses alarmes [17].
Sensibilité	Caractérise l'aptitude du système de diagnostic à détecter des défauts d'une certaine amplitude, elle dépend non seulement de la structure des résidus mais aussi du rapport entre le bruit de mesure et le défaut [20].

Tableau. II.1 : Les critères d'évaluations d'un Système de diagnostic

4. Principe de diagnostic de défaut

4.1 Redondance physique (matérielle)

La redondance physique consiste à utiliser plusieurs capteurs, actionneurs, processeur et logiciels pour mesurer et/ou contrôler une variable particulière. Un principe de vote majoritaire

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

est appliqué sur les valeurs redondantes pour savoir s'il y a une faute ou non. Elle entraîne un coût important en instrumentation mais fiable, sûr et simple à implanter [9].

4.2 Redondance analytique

Son rôle est d'exploiter les contraintes liant les différentes variables du système. Ces dernières peuvent s'exprimer sous la forme de relation analytique liant les variables connues (relation entrée/sortie ou sortie/sortie). Le diagnostic utilisant la redondance analytique consiste à vérifier si les relations analytiques sont égales à zéro en utilisant les mesures prélevées en ligne sur le système. Le concept de redondance analytique repose sur l'utilisation d'un modèle mathématique du système à surveiller [21][22].

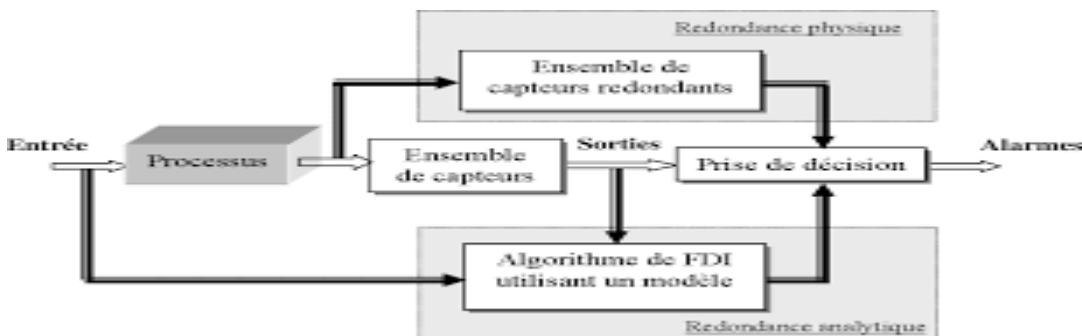


Figure II.4 Redondance physique et analytique [09]

5. Classification des méthodes de diagnostic

Les méthodes de diagnostic des défauts utilisées dans le milieu industriel sont très variées. Leur principe général repose sur une comparaison entre les données observées au cours du fonctionnement du système et les connaissances acquises sur son comportement normal et ses comportements de défaillance [23].

Il y a deux principales méthodes de diagnostic

- Méthodes à base de modèle
- Méthodes sans modèle

Actuellement, on s'oriente vers des systèmes de surveillance mettant en œuvre différentes techniques de détection. En effet, chacune d'entre elles est plus ou moins bien adaptée pour appréhender tel ou tel type de défaut. la figure ci-dessous (figure.II.5)

5.1.1 Méthode à base de modèles

L'approche diagnostic basée sur le contrôle repose sur la connaissance précise du système

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

spécifique permettant d'obtenir, d'analyser et de comparer les données avec le système réel afin de détecter les défauts potentiels, sous la forme d'un modèle quantitatif ou qualitatif.

5.1.2 Méthodes à base de modèle quantitatif

Ces modèles sont construits à partir des lois fondamentales (physique, chimie, . . .) et décrit par des relations mathématiques sur les entrées-sorties du système. Diverses approches pour la détection de défaillances à partir des modèles mathématiques ont été développées depuis les années 70 [24].

Les techniques les plus utilisées pour la génération des résidus, à partir des modèles analytiques sont :

- Espace de parité
- Estimations d'états.
- Estimations paramétrique.

5.1.3 Méthodes à base de modèle qualitatif : Les méthodes à base de modèles qualitatifs permettent de représenter le comportement du procédé avec un certain degré d'abstraction à travers des modèles non plus mathématiques mais des modèles de type symbolique. Les modèles qualitatifs doivent représenter de manière qualitative des systèmes continus, discrets et/ou hybrides pour que le diagnostic soit capable de détecter les déviations du fonctionnement normal, localiser la défaillance et en déterminer la ou les causes. Une abstraction qualitative des comportements continus peut être représentée par des modèles à base d'événements discrets (SED). De nombreuses approches sont proposées utilisant des outils tels que les automates, les équations logiques ou les Réseaux de Pétri (RdP) avec observation partielle ou totale du fonctionnement du procédé [25]

5.1.4 Méthodes sans modèles

Les méthodes de détection et de diagnostic sans modèle de référence sont employées pour des systèmes dont le modèle comportemental est difficile à obtenir. Elles reposent sur l'utilisation des données

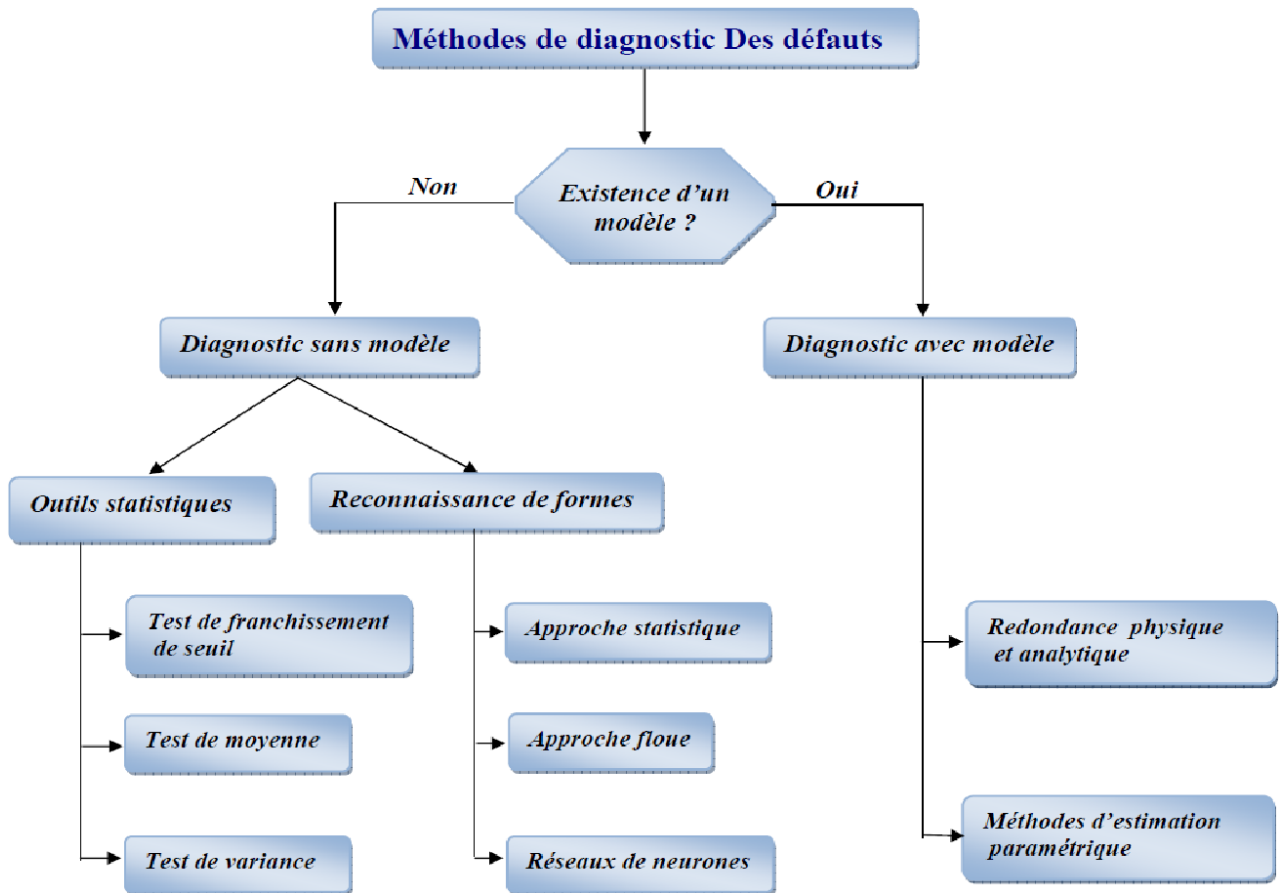


Figure II.5 Classifications des méthodologies de diagnostic

Obtenues à partir du système et des données issues de l'expertise humaine (intelligence artificielle, reconnaissance de formes, systèmes experts ou à base de connaissances). Dans ce cadre, il existe plusieurs techniques de diagnostic. Une classification de ces méthodes est bien montrée dans la figure (Fig. II.5).

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

III.1.Espace de parité

Le terme « parité » a été emprunté au vocabulaire employé pour les systèmes logiques où la génération de bits de parité à partir d'une relation de redondance analytique, permet la détection d'erreur [26].

Une relation de redondance analytique (RRA) est une équation dans laquelle toutes les variables sont connues. Elle doit être sensible aux défauts et insensible aux perturbations [9]. La génération de telles relations permet d'engendrer des résidus en projetant les données mesurées dans un espace [9]. Elle est souvent définie comme l'orthogonale de la matrice d'observabilité, ce qui revient à éliminer l'influence de l'état sur le résidu. L'objet de cette méthode est d'explicitier son utilisation pour la détection et la localisation des défauts. Le principe est d'analyser la consistance des mesures et détecter les défauts en cherchant à établir des relations de parité qui sont indépendantes des grandeurs inconnues mais qui restent sensibles aux défauts. Cette approche conduit à une réécriture des équations d'état et de mesure, dans laquelle seules des variables connues (commandes et sorties) sont autorisées à figurer. Le principe de l'espace de parité repose sur la représentation numérique du vecteur de parité $r(t)$ projection du vecteur des mesures $y(t)$. Qui est présenté dans le cas général par l'équation de mesure [26].

Exemple l'espace de parité en continu

Soit le système :

$$\dot{X}(t) = AX(t) + BU(t) \quad (I.1)$$

$$Y(t) = CX(t) \quad (I.2)$$

Où :

$X(t)$ est le vecteur des états, de dimension $n \times 1$;

$\dot{X}(t)$ est la dérivée du vecteur d'état;

$U(t)$ est le vecteur des entrées, de dimension $p \times 1$;

$Y(t)$ est le vecteur des sorties mesurées, de dimension $q \times 1$;

A, B, C sont des matrices réelles et constantes de dimensions $n \times n, n \times p$ et $q \times n$

Avec : n, p, q des nombres entiers.

Ces équations peuvent être utilisées directement pour générer des résidus.

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

$$r_1(t) = X(t) - AX(t) - BU(t) \quad (I.3)$$

$$r_2(t) = Y(t) - CX(t) \quad (I.4)$$

Les équations (I.3) et (I.4) représentent soit des résidus primaires, soit des équations de parité primaires [27]. Il est à noter que les signatures sont des vecteurs de symptômes, obtenus à partir des résidus évalués. Dans ce contexte les résidus et l'espace de parité sont des concepts synonymes. Cependant, nous utilisons dans cet exemple de l'espace de parité, pour désigner les résidus obtenus à partir d'une représentation dans l'espace d'état, dont la sortie estimée $Y(t)$ est engendrée en utilisant seulement l'entrée $U(t)$. La représentation en continu de l'espace de parité peut être obtenue à partir de la description dans l'espace d'état du système. Il faut dériver l'équation I.2 et ensuite substituer $X(t)$.

$$Y(t) = CX(t) \quad (I.5)$$

$$Y(t) = C [A X(t) + B U(t)] \quad (I.6)$$

En répétant cette opération m fois, l'équation I.7 est obtenue.

$$\begin{bmatrix} y(t) \\ \dot{y}(t) \\ \ddot{y}(t) \\ \vdots \\ \dot{y}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_a(t) \\ W(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \cdot & \cdot \\ CB & 0 & 0 & \cdot & \cdot \\ CBA & CB & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_a(t) \\ \dot{U}_a(t) \\ \ddot{U}_a(t) \\ \vdots \\ \dot{U}_a(t) \end{bmatrix} \quad (I.7)$$

Où :

m est l'ordre de l'espace de parité;

n est le nombre d'équations de l'espace d'état; $m \leq n$.

La valeur optimale de m est obtenue à l'aide d'un test d'observabilité.

Si $m = n$ l'espace de parité est appelé espace de parité d'ordre complet [27]. Les dérivées successives des signaux $Y(t)$ et $U(t)$ sont obtenues à partir d'un filtre de variables d'état.

L'équation I.7 devient alors:

$$Yf(t) = TX(t) + QUf(t) \quad (I.8)$$

L'équation I.8 est multipliée à gauche par une matrice W qui décrit l'espace nul de T

$$\cdot WYf(t) = WTX(t) + WQUf(t) \quad (I.9)$$

$$WT = 0 \quad (I.10)$$

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

$$WYf(t) = WQUf(t) \text{ (I.11)}$$

La matrice W a un double objectif: en premier lieu, elle doit rendre les résidus indépendants des états $X(t)$ non mesurables et elle doit ensuite permettre de générer des résidus structurés. Le choix de la matrice W n'est pas unique. L'espace de parité ou espace de résidus est obtenu à partir de l'équation I.11.

$$r(t) = W Yf(t) - WQUf(t) \text{ (I.12)}$$

$$r(t) = W Yf(t) - WY\hat{f}(t) \text{ (I.13)}$$

Où $\hat{f}(t)$ est la valeur estimée de la sortie (t) à partir de l'entrée $Uf(t)$.

La Figure II.6 montre le synoptique de la génération de résidus représentée par l'équation II.12.

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

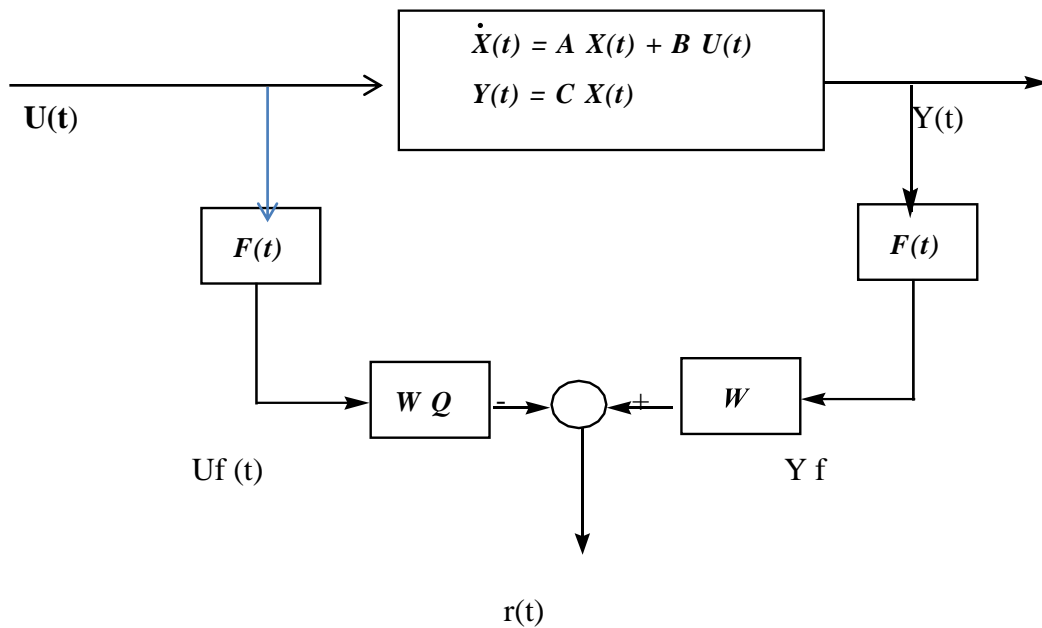


Figure II.6 L'Espace de Parité en Continu.

III.2 Génération et évaluation de résidus

Un résidu ou indicateur de faute est un signal généralement électrique qui exprime l'incohérence entre les informations disponibles et les informations théoriques fournies par un modèle (supposées décrire correctement le processus).

2.1 Génération de résidus

Les résidus générés, en utilisant l'approche par redondance analytique, se basent sur les relations nominales du système en exploitant l'entrée U et la sortie mesurée Y . Les relations de redondance à évaluer peuvent être considérées comme la dynamique de la relation entrée/sortie. Dans le cas de l'apparition d'une faute, cette relation n'est jamais satisfaite et des résidus non nuls sont obtenus. Ces résidus sont utilisés pour prendre les décisions appropriées. Ils seront évalués dans la composante de la logique de décision de faute pour déterminer le temps d'apparition de la faute et localiser l'origine de la faute [28].

OBSERVATIONS

VALEURS DE REFERENCE

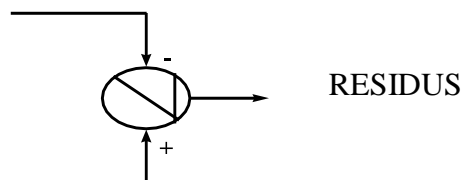


Figure II.7 Génération de Résidus.

2.2 Evaluation des résidus

Un résidu converge vers une valeur proche ou égale à zéro dans le cas sans défaut, et quitte d'une manière significative cette valeur après l'occurrence d'un défaut. Il est lié à la différence entre les sorties mesurées et leurs estimées [29]

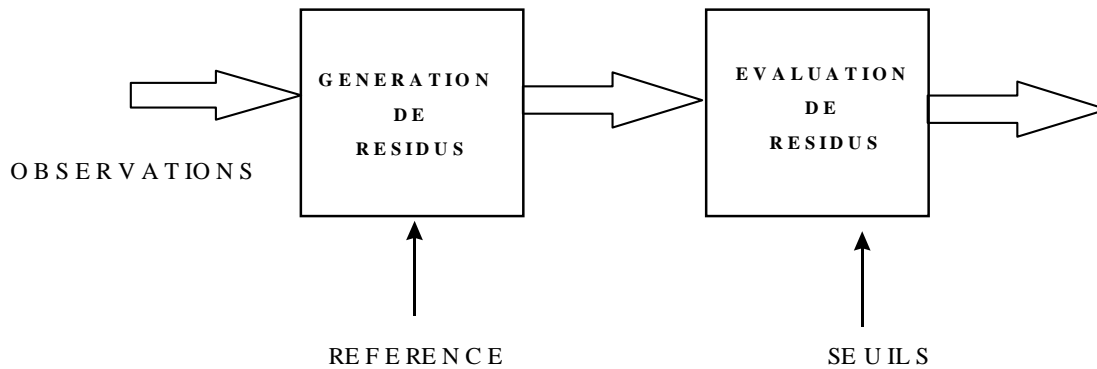


Figure II.8 Evaluation de Résidus.

III.2 Les réseaux de neurones artificiels (RNA)

Les réseaux de neurones sont un type de modèle informatique inspiré par la structure et le fonctionnement du cerveau humain. Ils sont utilisés en intelligence artificielle et apprentissage automatique pour résoudre divers problèmes, allant de la reconnaissance d'images à la prédiction de séries temporelles.

C'est un modèle de calcul, sa conception est inspirée de vrais neurones humains, c'est l'intelligence artificielle qui permet de prendre des décisions en s'appuyant sur la précipitation sur le raisonnement logique formel [8]. Cette approche fait l'objet de recherches dans beaucoup de domaines tels que la compréhension et la synthèse de la langue naturelle, la classification, le diagnostic, etc. Cette technique comporte des caractéristiques très intéressantes comme la faculté d'apprentissage et d'auto-organisation. Un réseau de neurones peut être considéré comme une boîte noire [30]. Pour identifier des défauts dans un système, le diagnostic réalisé par réseaux de neurones doit disposer d'un nombre suffisant d'exemples de bon fonctionnement et de défauts pour pouvoir les apprendre. La synthèse du réseau est réalisée et comprend plusieurs étapes : le choix du type de réseau, du type de neurones, du nombre de couches, des méthodes d'apprentissage [26]. Pendant la phase d'apprentissage qui consiste à ajuster de façon incrémentale les poids, ou forces des connexions entre neurones [31], les exemples sont présentés au réseau en entrée avec les diagnostics correspondants à la sortie. Après l'apprentissage, le réseau ne reconnaît pas seulement les exemples appris mais égale-

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

ment des paradigmes leur ressemblant, ce qui correspond à une certaine robustesse par rapport aux déformations de signaux par le bruit. [32].

2.1 Structure d'un Réseau de Neurones

Un réseau de neurones se compose de couches de neurones. Les principales composantes sont :

Couches d'entrée : Les neurones dans cette couche reçoivent les données initiales (les caractéristiques ou attributs du problème).

Couches cachées : Ces couches effectuent des transformations sur les entrées en utilisant des fonctions d'activation pour capturer des motifs complexes. Il peut y avoir une ou plusieurs couches cachées.

Couches de sortie : La dernière couche produit le résultat final ou la prédiction.

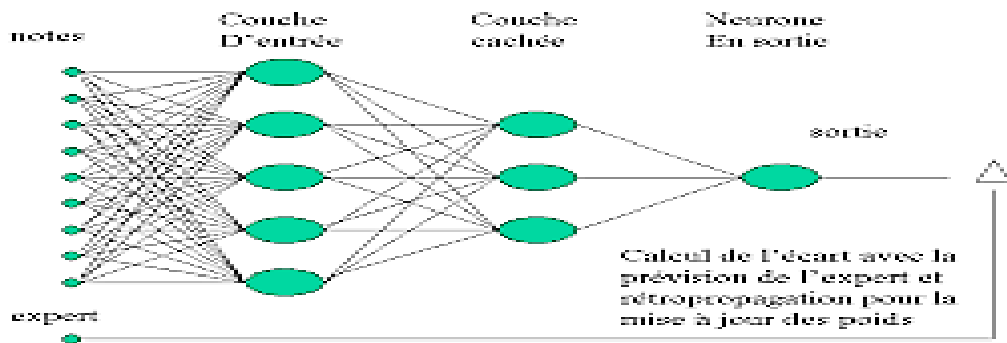


Figure II.9 Structure d'un Réseau de Neurones

2.2 Fonctionnement

Chaque neurone reçoit des signaux (valeurs numériques) des neurones de la couche précédente, les pondère, et applique une fonction d'activation pour déterminer si le signal doit être transmis aux neurones de la couche suivante. Les pondérations (ou poids) sont ajustées durant le processus d'entraînement pour améliorer la précision du modèle.

Entraînement des Réseaux de Neurones

L'entraînement d'un réseau de neurones implique :

Propagations vers l'avant : Les données d'entrée sont passées à travers le réseau pour générer une sortie.

Calcul de l'erreur : La sortie générée est comparée à la sortie attendue (étiquettes dans le cas d'un problème supervisé), et une fonction de coût (ou perte) est utilisée pour quantifier l'erreur.

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

Propagations en arrière : Utilise l'algorithme de rétro propagation pour ajuster les poids du réseau en fonction de l'erreur calculée, minimisant ainsi la fonction de coût.

2.3 Types de Réseaux de Neurones

Réseaux de Neurones Feedforward : Les connexions entre les neurones ne forment pas de cycles. Utilisés pour des tâches comme la classification et la régression.

Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN) : Spécialement conçus pour le traitement des données structurées en grille, comme les images. Ils utilisent des couches de convolution et de pooling.

Réseaux de Neurones Récurrents (RNN) : Capables de traiter des séquences de données en maintenant un état interne qui capture des informations sur les séquences précédentes. Utilisés dans le traitement du langage naturel et la prédiction de séries temporelles.

2.4 Applications

Les réseaux de neurones ont des applications variées :

-Reconnaissance d'images et de visages : Utilisés pour identifier des objets ou des personnes dans des images.

-Traitement du langage naturel (NLP) : Pour des tâches comme la traduction automatique, l'analyse de sentiments, et la génération de texte.

-Systèmes de recommandation : Pour suggérer des produits, des films ou de la musique aux utilisateurs en fonction de leurs préférences passées.

-Voitures autonomes : Pour interpréter les données des capteurs et prendre des décisions de conduite en temps réel.

En résumé, les réseaux de neurones sont des outils puissants dans le domaine de l'intelligence artificielle, capables de modéliser des relations complexes dans les données et d'apprendre à partir de l'expérience.

Le diagnostic des défauts de machines à courant continu (DC) est crucial pour maintenir leur fonctionnement optimal et prévenir les pannes. L'utilisation de réseaux de neurones pour ce diagnostic offre une approche efficace et précise grâce à leur capacité à modéliser des relations complexes dans les données. Voici une description détaillée de ce processus :

- Collecte de Données

Pour entraîner un réseau de neurones à diagnostiquer les défauts des machines à courant

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

continu, il est essentiel de collecter des données pertinentes, telles que :

Signaux de courant et de tension : Mesurés à différentes conditions de fonctionnement.

Signaux de vibration : Enregistrés à partir de capteurs placés sur la machine.

Température : Mesurée au niveau des enroulements et des roulements.

Vitesse de rotation : Données sur la vitesse de l'arbre de la machine.

Historique des pannes : Informations sur les défauts précédemment survenus.

- Prétraitement des Données

Les données brutes collectées doivent être prétraitées pour être utilisées efficacement dans un réseau de neurones. Les étapes de prétraitement comprennent :

Filtrage du bruit : Suppression des bruits indésirables des signaux.

Normalisation : Mise à l'échelle des données pour qu'elles aient des valeurs similaires, ce qui facilite l'apprentissage.

Extraction des caractéristiques : Transformation des données en caractéristiques pertinentes, comme les amplitudes des signaux, les fréquences dominantes, les indices de vibration, etc.

- Conception du Réseau de Neurones

Le choix de l'architecture du réseau de neurones dépend du type et de la complexité des défauts à diagnostiquer. Les architectures couramment utilisées incluent :

Réseaux de Neurones Feedforward (FNN) : Pour les diagnostics de base où les relations entre les entrées et les sorties sont directes.

Réseaux de Neurones Convolutifs (CNN) : Pour le traitement des données structurées en grille, comme les images de spectrogrammes de signaux.

Réseaux de Neurones Récurrents (RNN) ou Long Short-Term Memory (LSTM) : Pour le traitement des **séquences** temporelles des signaux.

- Entraînement du Réseau

L'entraînement du réseau de neurones implique :

Jeux de données d'entraînement et de test : Séparation des données collectées en jeux de données d'entraînement et de test.

Fonction de coût : Définition d'une fonction de coût pour quantifier l'erreur du réseau.

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

Algorithme d'optimisation : Utilisation de méthodes comme la rétro propagation avec descente de gradient pour ajuster les poids du réseau.

Validation croisée : Pour s'assurer que le modèle n'est pas sur ajusté aux données d'entraînement.

- Diagnostic et Détection des Défauts

Une fois le réseau de neurones entraîné, il peut être utilisé pour diagnostiquer les défauts en temps réel ou sur des données historiques. Les étapes incluent :

Classification des défauts : Le réseau de neurones classe les entrées en différents types de défauts (par exemple, court-circuit, défaut de roulement, défaut d'isolation, etc.).

Évaluation des performances : Utilisation de métriques comme la précision, le rappel et la courbe ROC pour évaluer les performances du modèle.

-Implémentation et Surveillance

Pour une utilisation pratique, le modèle de diagnostic peut être intégré dans un système de surveillance en temps réel qui :

Surveille en continu les signaux de la machine.

Détecte les anomalies et signale les défauts potentiels.

Prend des mesures correctives automatiquement ou alerte les opérateurs pour une intervention manuelle.

Chapitre 02 : Les techniques de la surveillance et le diagnostic

IV. Conclusion

Ce chapitre est consacré à la présentation de l'état de l'art des méthodes de surveillance des systèmes industriels. Les principaux éléments d'une démarche de surveillance d'un processus ont été également définis. Nous avons tous d'abord donné quelques définitions et terminologies utilisées dans ce domaine. Les méthodes de diagnostic traitées dans la littérature se composent de trois étapes essentielles, la détection, la localisation et l'identification. La technique de diagnostic appliquée pour la surveillance des systèmes dépend du type de présentation du système à surveiller (avec ou sans modèle), ainsi que le type de défauts (défaut capteur, actionneur ou système). Comme notre étude est focalisée sur l'étude et la détection des défauts (court-circuit dans le stator) d'un moteur CC à base de modèle mathématique, il est nécessaire de disposer d'un bon modèle mathématique, décrivant le comportement dans l'état sain et l'état avec défaut. Ceci sera l'objet du troisième chapitre. Dans le chapitre qui suit, nous allons présenter une description d'un entraînement électrique, son principe de fonctionnement ainsi que ses défauts.

**Chapitre 03 : Simulation et
application diagnostic des
Défauts dans les machines à
Courant continu**

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

III.1. Introduction

Le diagnostic de défauts est un moyen de garantir la qualité de la production et la sûreté de fonctionnements. Ce chapitre présente l'application de notre travail de recherche diagnostic des défauts de machine à courant continu et la simulation d'un moteur à courant continu

Les machines à courant continu sont largement utilisées dans diverses applications industrielles en raison de leur simplicité, robustesse et capacité de contrôle. Toutefois, elles sont sujettes à divers défauts tels que les courts-circuits, les défauts de roulements, les défauts de commutation et les défauts électriques, qui peuvent entraîner des arrêts de production coûteux et des dommages matériels.

Les méthodes de diagnostic que nous utilisons sont de couplage entre l'espace de parité et Réseaux de Neurones, afin de détecter et de localiser les défauts de type actionneur.

Le diagnostic des défauts des machines à courant continu par espace de parité et réseaux de neurones représente une avancée significative dans la maintenance prédictive et la gestion des actifs industriels. Cette méthodologie hybride permet de détecter et de classifier efficacement les défauts, améliorant ainsi la fiabilité, la sécurité et la rentabilité des opérations industrielles. L'avenir du diagnostic des défauts repose sur le développement continu de ces technologies et leur intégration dans des systèmes de gestion intelligents.

III-1 L'application de l'espace de parité sur les machines électriques :

III-1-1 Diagnostic des défauts d'un moteur à courant continu

III.1.1.1 Description du système simulé.

Le système est un moteur à courant continu en boucle ouverte. Le schéma bloc de moteur à courant continu sous Matlab/Simulink, est représenté dans l'annexe A. Avec les entrées suivantes :

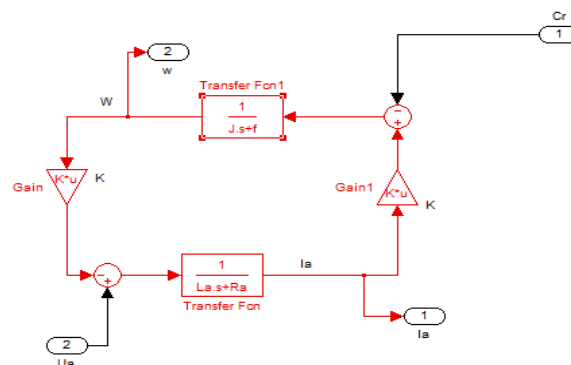


Fig. III.1 : Moteur à Courant Continu

- $U_a(t)$ est la tension de l'inducteur (V);

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

- $Cr(t)$ est le couple de la charge (Nm);

Et les sorties observées :

- $Ia(t)$ est le courant de l'inducteur (A);

- $w(t)$ est la vitesse angulaire de l'axe du moteur (rad/s).

Le modèle du système s'écrit sous forme d'état :

$$\begin{bmatrix} \dot{Ia}(t) \\ \dot{W}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-Ra}{La} & \frac{-Fl}{La} \\ \frac{Fl}{J} & \frac{-f}{j} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Ia(t) \\ w(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{La} & 0 \\ 0 & \frac{-1}{J} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Ua(t) \\ Cr(t) \end{bmatrix} \quad (\text{III.1})$$

$$y(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Ia(t) \\ W(t) \end{bmatrix} \quad (\text{III.2})$$

Le système est muni de quatre capteurs afin de mesurer la valeur des entrées et des sorties.

C_{Ua} est le capteur de la tension $Ua(t)$;

C_{Cr} est le capteur du couple $Cr(t)$;

C_{Ia} est le capteur du courant $Ia(t)$;

C_w est le capteur de la vitesse $w(t)$.

Les caractéristiques nominales du moteur sont :

Les constantes de temps électrique (τ_e) et (τ_m) mécanique sont :

$$\tau_e = \frac{La}{Ra} = 4.12e^{-3} \text{ s}$$

$$\tau_m = \frac{J}{Mfl} = 0.542 \text{ s}$$

III.1.1. Les conditions de simulation.

Le fonctionnement du moteur a été simulé à l'aide du logiciel MATLAB/SIMULINK. Les mesures de courant et de vitesse sont bruitées par un bruit blanc gaussien. Le point de fonctionnement est donné par les valeurs constantes des entrées $Ua(t)$ et $Cr(t)$.

Paramètre	La valeur
$Ua(t)$	110 V
$Cr(t)$	1.4575 N m
$Ia(t)$	5.6796 A
$w(t)$	291.8418 rad/s
P	1.2 Kw

TAB. III.1 : Les valeurs des paramètres de simulation

III.1.2. Génération de Résidus

Dans le cadre du diagnostic, il n'y a pas de solution universelle [33]. Le choix des étapes

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

de génération, d'évaluation et de décision dépend des types de défauts à diagnostiquer. L'espace de parité, l'estimation paramétrique et les observateurs permettent de générer des résidus qui possèdent des caractéristiques particulières. Chacune de ces méthodes fournit des informations complémentaires pour la détection et la localisation de défauts. Dans les paragraphes suivants, la génération de résidus en continu utilisant l'espace de parité, l'estimation paramétrique et les observateurs est présentée.

III.1.3. Le Filtre de Variables d'Etat (FVE).

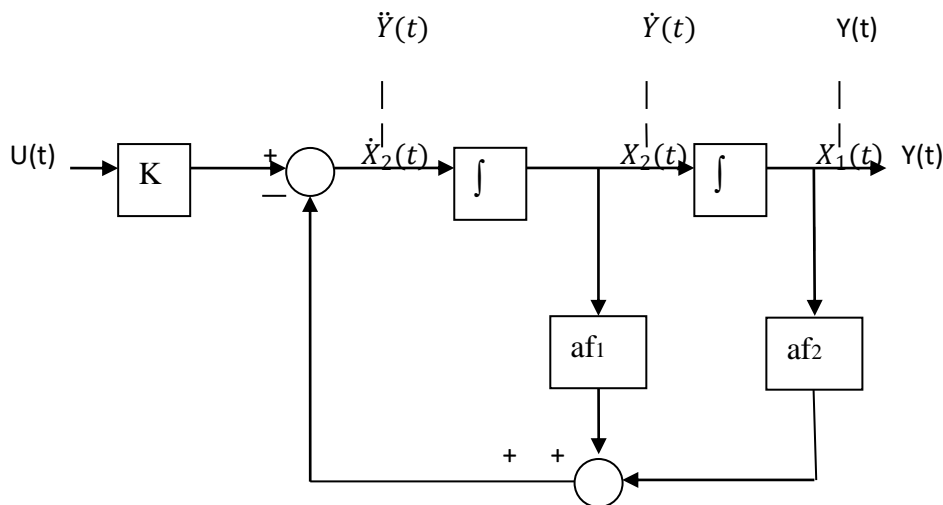


Fig. III.2 : Filtre de Variables d'Etat [33]

Il s'agit d'un filtre Butterworth de deuxième ordre qui est décrit par l'équation suivante [33]:

$$F(p) = \frac{k}{p^2 + af_1 p + af_2} \quad (\text{III.3})$$

Où:

f_c : Est la bande passante du filtre en hertz;

$$k = (2\pi f_c)^2$$

$$af_2 = \sqrt{2}(2\pi f_c)$$

$$af_1 = (2\pi f_c)^2$$

Ainsi, les dérivées du signal de sortie $Y(t)$ sont obtenues à partir des états du filtre. La bande passante du FVE doit être choisie en fonction soit de la bande passante du système, soit de la constante de temps la plus rapide du système. Ainsi, la bande passante du FVE correspond à la constante de temps électrique du moteur.

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

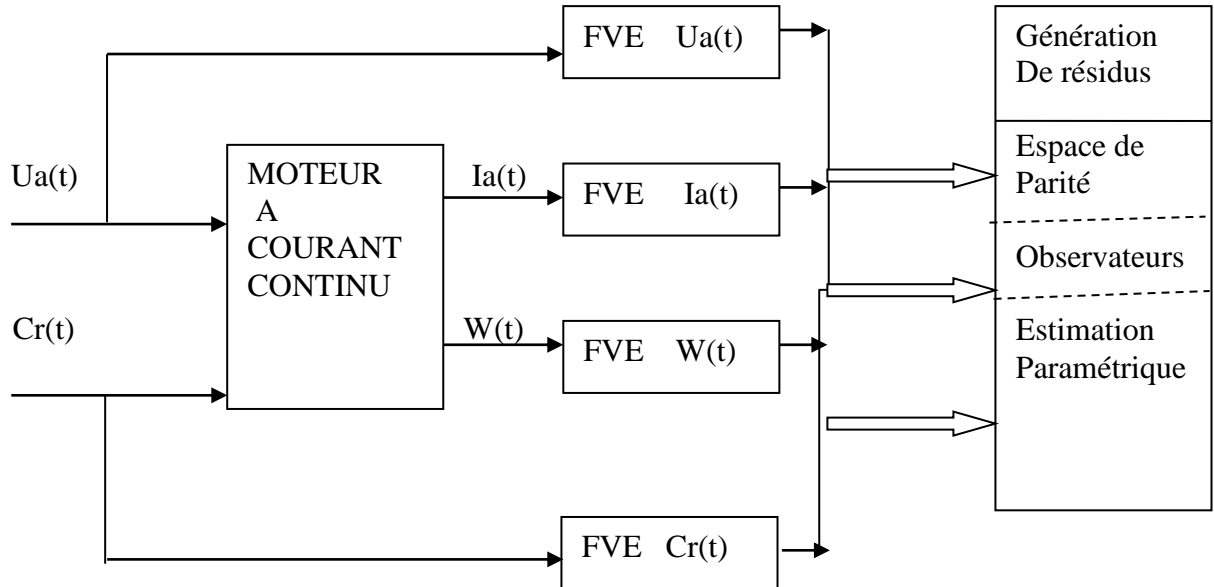


Fig. III.3 : Génération de Résidus en Continu [33]

III.1.4.L'espace de parité en continu

La représentation en continu de l'espace de parité est obtenue à partir des équations d'état du moteur. Le rang de la matrice d'observabilité $[C \ CA]^T$ est égal à deux. Cela veut dire qu'il est possible de générer un espace de parité d'ordre complet. Ainsi, les résidus de l'espace de parité sont obtenus à partir des équations :

$$\begin{bmatrix} y(t) \\ \dot{y}(t) \\ \ddot{y}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I_a(t) \\ W(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ CB & 0 & 0 \\ CBA & CB & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} U_a(t) \\ \dot{U}_a(t) \\ \ddot{U}_a(t) \end{bmatrix} \quad (\text{III.4})$$

Les signaux filtrés $y(t)$ et $U_a(t)$ sont obtenus à partir des Filtres de Variables d'Etat. L'équation (III.4) devient alors:

$$y_f(t) = TX(t) - WQU_f(t) + QU_f(t) \quad (\text{III.5})$$

Cette équation est utilisée pour générer les résidus de l'espace de parité, équation

$$r(t) = Wy_f(t) - WQU_f(t) - WTX(t) \quad (\text{III.6})$$

Le choix des coefficients de la matrice W doit remplir un double objectif :

- Rendre les résidus indépendants des états $X(t)$ non mesurables ($WT = 0$);
- Générer des résidus structurés afin de permettre la localisation des défauts sur les capteurs.

Les coefficients de la matrice W sont :

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

$$W = \begin{bmatrix} Ra & Fl & La & 0 & 0 & 0 \\ -Fl & f & 0 & J & 0 & 0 \\ \alpha & 0 & \beta & JLa & 0 & 0 \\ 0 & \alpha & 0 & 0 & \beta & JLa \end{bmatrix} \quad (\text{III.7}).$$

Où :

$$\alpha = Fl^2 + Raf$$

$$\beta = Laf + JRa$$

L'équation de résidu devient alors :

$$r_1 = La\dot{I}_a(t) + RaI_a(t) + Flw(t) - U_a(t) \quad (\text{III.8})$$

$$r_2 = J\dot{W}(t) + fw(t) - FlU_a(t) + Cr(t) \quad (\text{III.9})$$

$$r_3 = JLa\dot{W}(t) + (Laf + JRa)\dot{I}_a(t) + (Fl^2 + Raf)I_a(t) + J\dot{U}_a(t) - fU_a(t) - FlCr(t) \quad (\text{III.10})$$

$$r_4 = JLa\dot{w}(t) + (Laf + JRa)\dot{w}(t) + (Fl^2 + Raf)w(t) - FlU_a(t) + La\dot{C}r(t) + RaCr(t) \quad (\text{III.11})$$

Les équations montrent que chacun des résidus est découplé de la mesure d'au moins un capteur :

- Le résidu 1 est indépendant des mesures du capteur de couple ($Cr(t)$);
- Le résidu 2 est indépendant des mesures du capteur de tension ($U_a(t)$);
- Le résidu 3 est indépendant des mesures du capteur de vitesse ($w(t)$);
- Le résidu 4 est indépendant des mesures du capteur de courant ($I_a(t)$).

III.1.5. Bloc de simulation

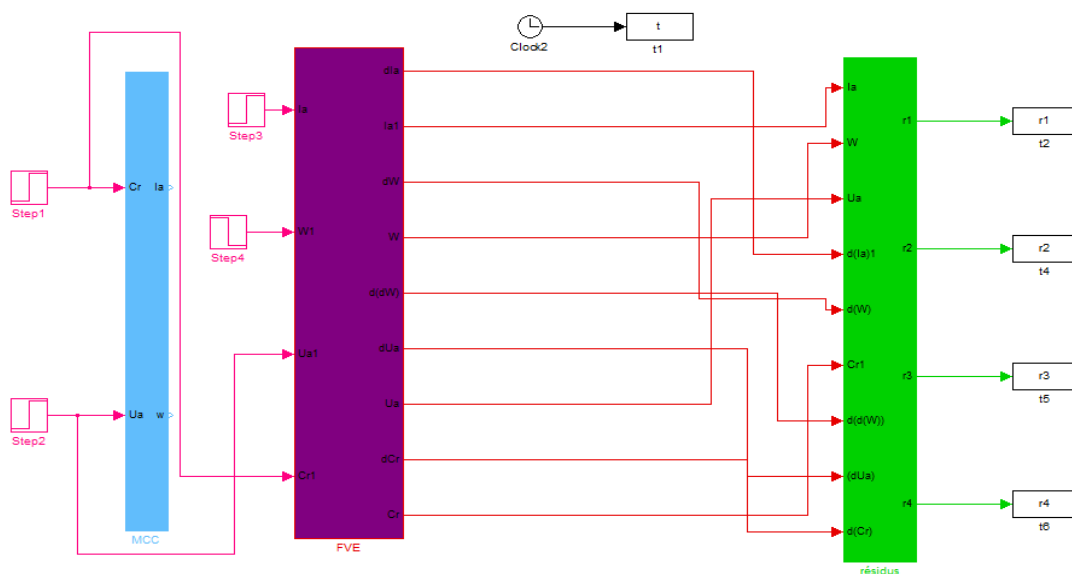


Fig. III.4 : Bloc de simulation d'une machine à CC avec espace de parité

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

III.1.1.2 Résultat de simulation :

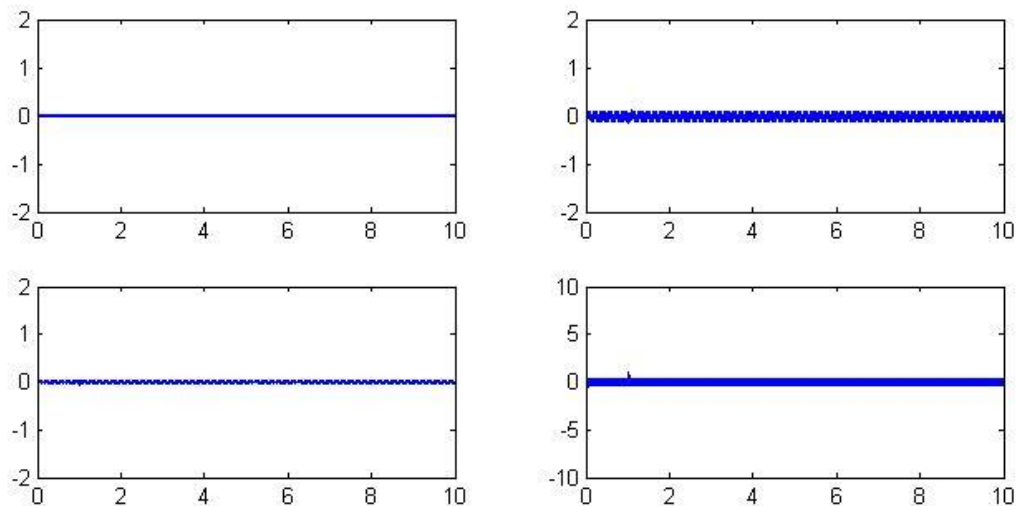


Fig.III.5 : les résidus de MMC dans le cas sain

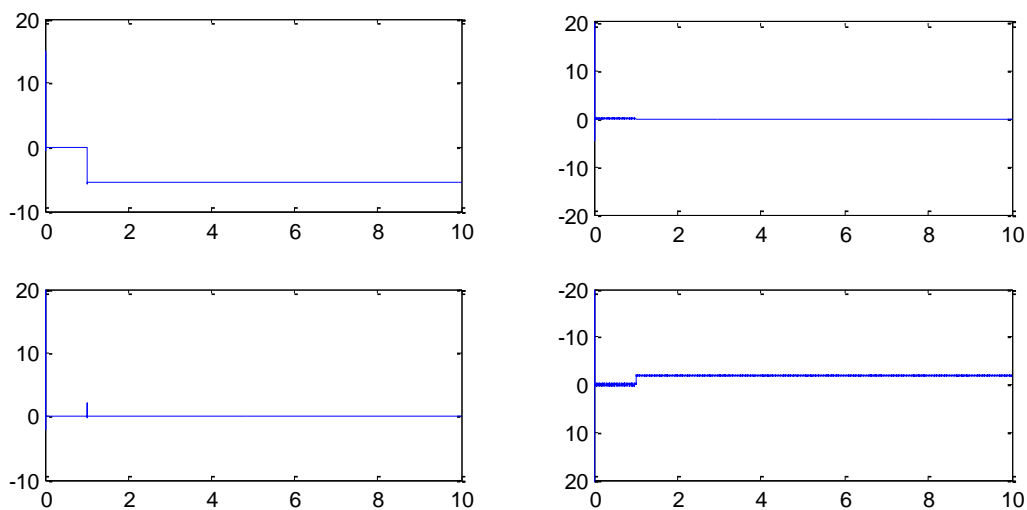


Fig.III.6 : Les résidus de MMC avec défaut capteur Ua (+5%)

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

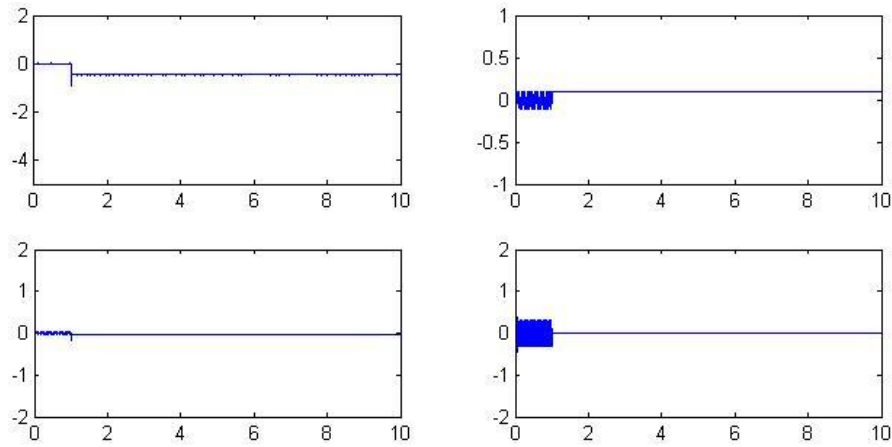


Fig.III.7 : les résidus de MMC avec défaut capteur Ia (-5%)

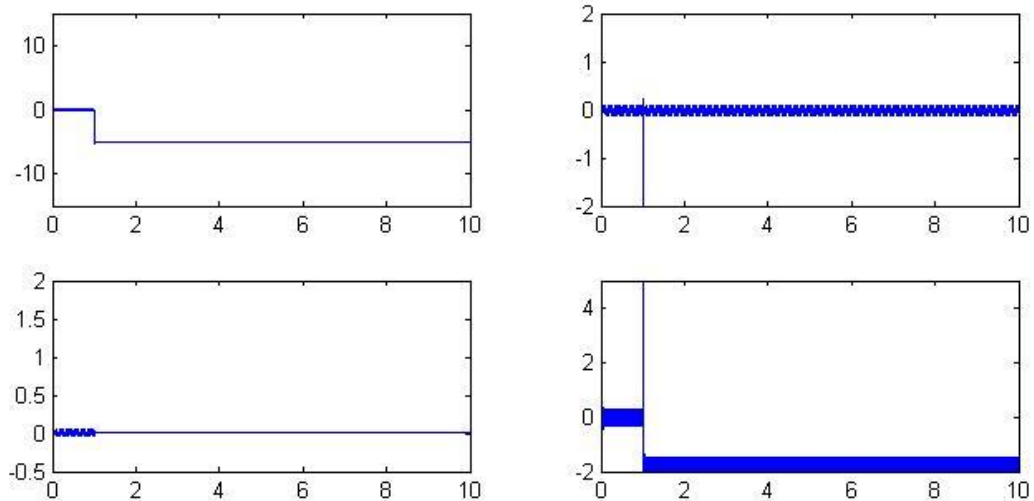


Fig. III.8 : les résidus de MMC avec défaut capteur W (-5%)

A partir de la simulation de bloc machine à courant continu sous Matlab/Simulink, on va calculer à chaque situation les valeurs moyennes des résidus ; dans les cas où les paramètres de la machine va prendre une nouvelle valeur ou bien dans le cas de création des défauts au niveau des capteurs.

Pourcentage	Les valeurs de résidu								
	D'défaut	Enr1	Enr2	Enr3	Enr4	Kur1	Kur2	Kur3	Kur4
0%	Sain	0.0001	0.0029	0.0005	3.1791	0.0739	0.0739	0.0739	0.0032
+5%	Ua	0.0042	0.0029	0.0005	3.1795	0.00	0.0742	0.0738	0.0033
-5%	W	0.0069	0.0026	0.0005	2.8641	0.0179	0.0738	0.0738	0.0033
-5%	Ia	0.0001	0.0029	0.0005	3.1790	0.0706	0.0740	0.0739	0.0032

TAB. III.2 : Résultat de résidé à chaque défaut

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

Le Tableau.III.3 représente la matrice de diagnostic obtenue à partir des simulations de défauts sur les capteurs. Les défauts sont modélisés par des échelons qui représentent la variation de la valeur nominale des capteurs. Les capteurs C_{Ua} sont soumis à des variations de +5 %, tandis que les capteurs C_{Ia} et C_w sont soumis à des variations de -5 %. Chacune des signatures de la matrice de diagnostic est différente. Cela permet la détection et la localisation des défauts sur les quatre capteurs du moteur.

0: pas de changement de la valeur d'énergie du résidu;

↗: changement positif de la valeur d'énergie du résidu;

↘: changement négatif de la valeur d'énergie du résidu.

	DEFAUTS CAPTEUR		
	d C_{Ua} + 5 %	d C_w - 5 %	d C_{Ia} - 5 %
r1	↘	↘	↘
r2	0	↘	↗
r3	↘	0	↘
r4	↘	↘	0

TAB. III.3 : Matrice de Diagnostic pour les Défauts de Capteurs

La variation des résidus des équations (III.8) à (III.11) par rapport aux défauts sur le capteur C_{Cr} est:

Energie du résidu	Défaut C_{Cr} de 3%
R1	0.0001
R2	0.0034
R3	0.0006
R4	3.18

Les résidus de l'espace de parité ont été construits afin de permettre la localisation des défauts sur les trois capteurs du moteur. Ces résidus ne permettent que la localisation de trois défauts. Une situation similaire se produit avec les défauts sur le capteur C_{Ua}

G : Changement dans la valeur d'énergie du résidu.

0 : pas de changement dans la valeur d'énergie du résidu.

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

	<i>DEFAUTS CAPTEURS</i>		
	<i>d C U a</i> +5 %	<i>d C w</i> - 5%	<i>d C I a</i> - 5%
<i>r 1</i>	<i>G</i>	<i>G</i>	<i>G</i>
<i>r 2</i>	<i>0</i>	<i>G</i>	<i>G</i>
<i>r 3</i>	<i>G</i>	<i>0</i>	<i>G</i>
<i>r 4</i>	<i>G</i>	<i>G</i>	<i>0</i>

Tab.III.4 : Matrice de Diagnostic pour les Défauts de Capteurs et de Paramètres

Les résidus générés à partir de l'espace de parité ne permettent que la localisation des défauts sur les capteurs C_w et C_{Ia} , car le capteur C_{Ua} ont des signatures identiques à celles des par. Ainsi, les résidus de l'espace de parité peuvent détecter défauts et en localiser seulement trois: deux défauts sur les capteurs (dC_w, dC_{Ia}).

III.2. Application de Réseaux de neurone au diagnostic

Les réseaux de neurone est l'une des meilleures commandes pour la résolution des problèmes de diagnostic des défaillances en particulier pour le diagnostic des défauts des machine électrique, il excite plusieurs études effectuées pour ce réseau de neurone afin de choisir le réseau le plus convenable et le plus performant. Pour la mise en œuvre du système de diagnostic des défaillances donc il y'a quatre études principales :

- Choix des variables d'entrées.
- Acquisition des données (base d'apprentissage).
- Construction du bloc RNA.
- Apprentissage des RNA sélectionnés.
- Test des réseaux sélectionnés sur de nouveaux exemples.

III.2.1. Choix des variables d'entrées

Pour une implantation réussite d'une technique de diagnostic de défaut basé sur les réseaux de neurones est de la disponibilité appropriée, qui est placé comme donnée pour chaque défaut. Les entrées des réseaux de neurone doivent être des indicateurs du défaut qui fournissent la plupart d'information sur l'état du système. Dans notre cas l'indicateurs utilisé c'est les l'énergies de signales des résidus ($R1, R2, R3$ et $R4$), et leur valeurs des kurtosis.

III.2.2. Acquisition des données (base d'apprentissage)

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

On doit tout d'abord accéder à la phase d'acquisition des données (base d'apprentissage) à partir de laquelle le RNA pourra apprendre. Celle-ci peut toujours se mettre sous forme de fichier ou de tableau (matrice). Ce dernier est constitué de classes de signatures (vecteurs), ou chacune des classes représente un type de fonctionnement, et chaque signature (vecteur) est représentée par des échantillonnées de base de données. Cette base de données doit être très riches, qui possède beaucoup d'informations sur les défauts. Pour réaliser cette tâche on procède d'utiliser un algorithme d'apprentissage comme suit :

Pour chaque valeur du couple de charge : $C_r = 0:0.05:1.45$ de la charge nominale, on prend 30 échantillons pour chaque fonctionnement sain de la machine a courant continu, et on prend aussi 210 échantillons pour les cas de la première , la deuxième la troisième défaillances. Nous pouvons résumer la façon de créer la base de données dans le tableau suivant :

C_r	Energie (R1,R2,R3, R4)	kurtosis (R1,R2, R3, R4)	Les cas à étudié			
0	Échantillons d'énergie des résidus	Échantillons de kurtosis des résidus	Machine saine	Défauts1: défaut de tension	Défaut2: défaut de courant	Défaut3: défaut de vitesse
0.05						
0.10						
0.15						
0.20						
0.75						
.						
.						
.						
1.45						

Tableau.III.5.La base de données utilisée dans l'étude

III.3. Description de l'architecture du système automatique de diagnostic des défaut

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

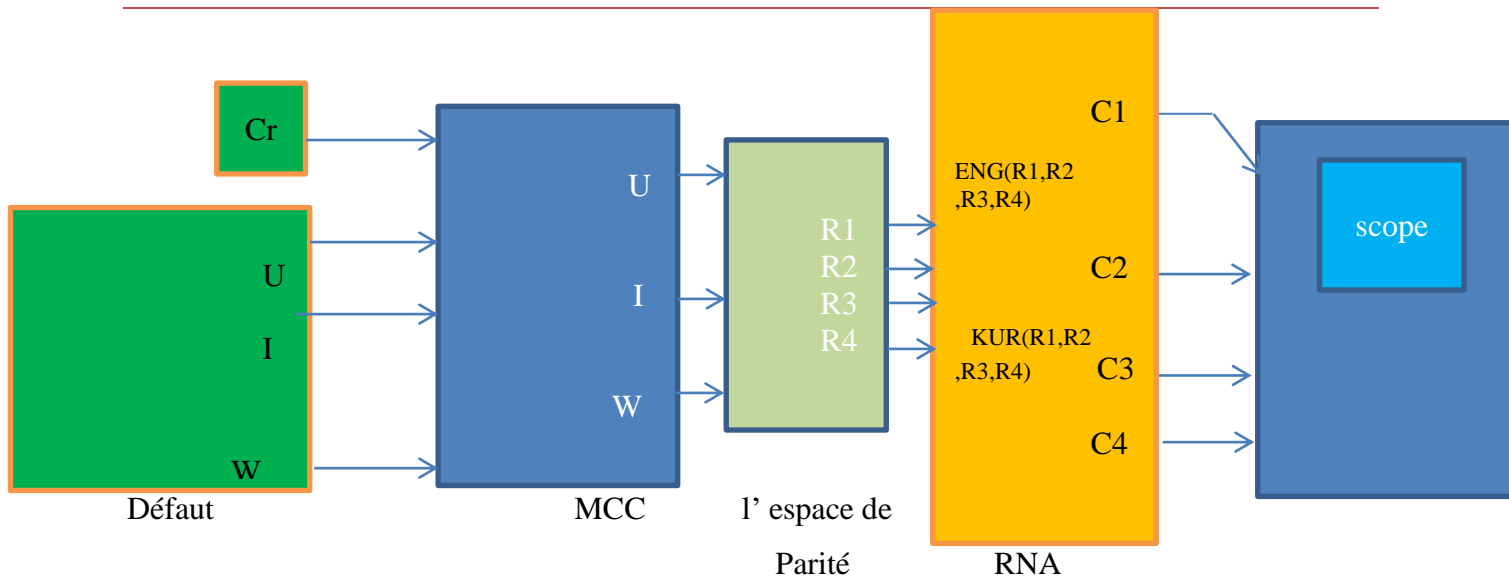


Figure.III.9. Architecture du système automatique de diagnostic des défauts

La Figure.III.9 présente l'architecture du système automatique de diagnostic des défaillances

III.4. Construction des blocs RNA

Les réseaux de neurones que nous avons simulés sont tous des réseaux multicouches qui utilisent l'algorithme de rétro propagation pour leurs apprentissages.

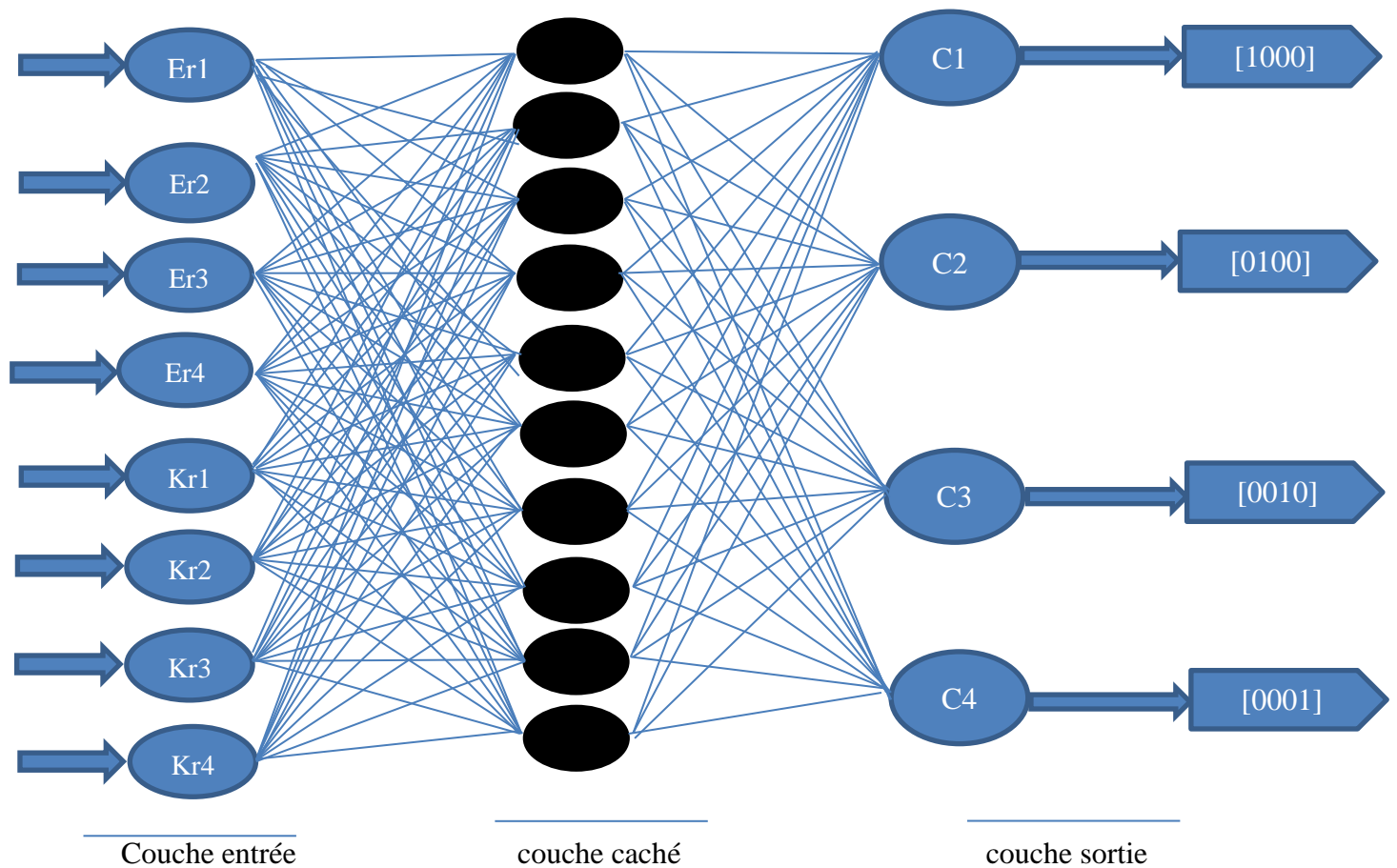


Figure.III.10. Structure du réseau à étudier

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

Nous avons sélectionné l'entrée réseau comme indiqué la Figure.III.10 puis décidé d'associer une classe à chaque neurone, c'est-à-dire chaque neurone de sortie doit représenter un défaut ; qui est représenté sous différentes formes (vecteurs) ; d'une façon plus claire nous avons associé à chaque classe un code (voir Figure.III.11).

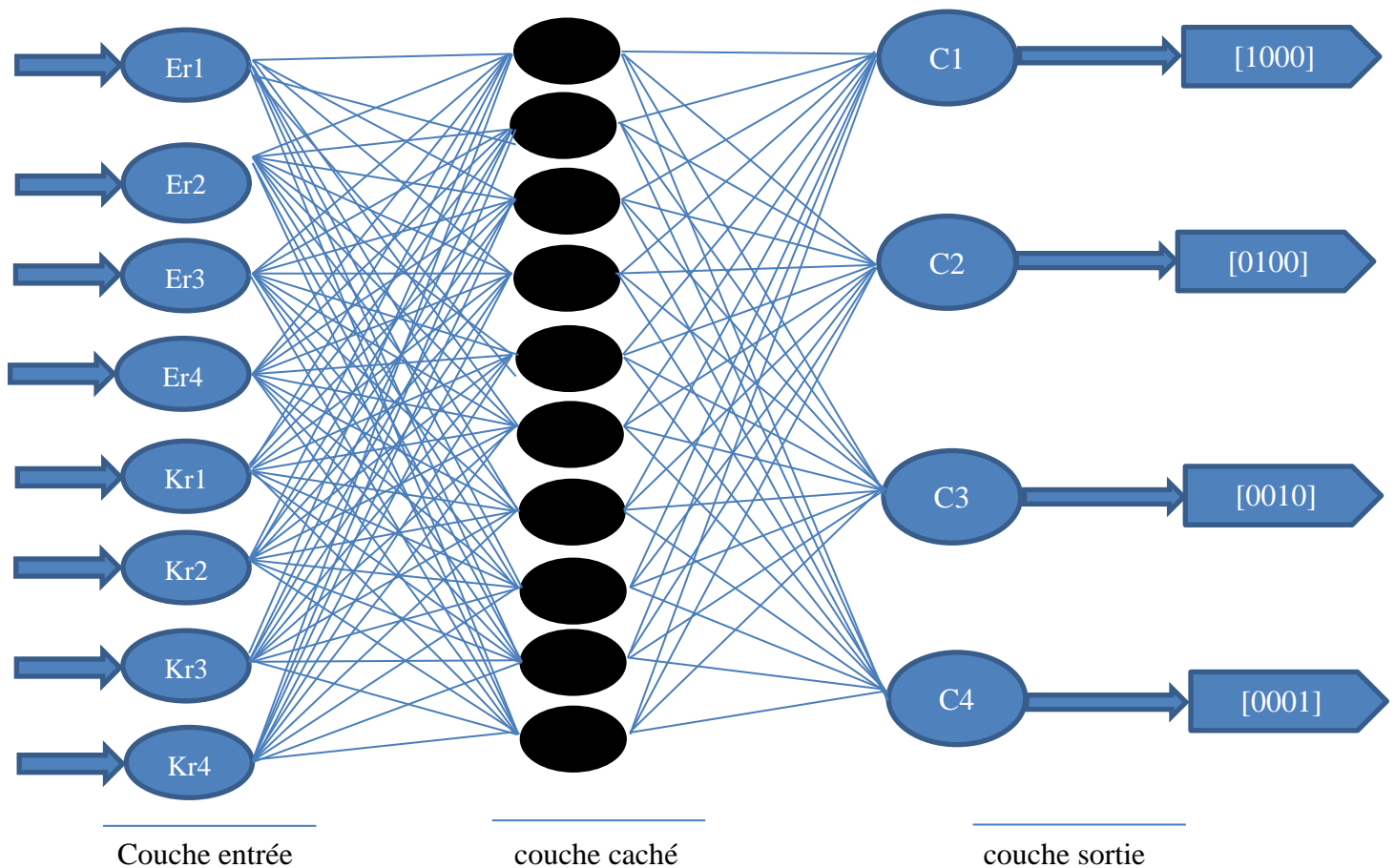


Figure.III.11. Principe de classification des signaux des défaillances

Lors de la détection d'un défaut, le réseau doit indiquer un nombre binaire quelconque (par exemple : 0 0 0 1, à sa sortie qui correspond à ce défaut (défaut01 ; défaut 02 ou défaut 03). C'est-à-dire chaque sortie du réseau doit avoir un seul chiffre soit 1 ou 0.

Le codage des machines est effectué selon le type de classification qu'on veut réaliser. La séparation sera faite entre une machine saine, une machine avec défauts de tension, une machine avec défaut de courant et une machine avec défaut de couple. Les codes attribués pour ce genre de classification sont :

- [1 0 0 0] pour la machine saine ;
- [0 1 0 0] pour une machine avec défauts de tension ;
- [0 0 1 0] pour la machine avec défaut de courant,

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

- [0 0 0 1] pour une machine avec défaut de Vitesse.

Etat sain :(C1) : [1,0] avec :

- 0 correspondant l'état défaillant.
- 1 correspondant l'état normal de la machine.

Etat de défauts de barres cassées : C2=C3=C4 : [1,0] avec :

- 0 correspondant l'état normal.
- 1 correspondant l'état défaillant.

III.5. Résultats d'essais des réseaux sélectionnés

À l'aide du logiciel MATLAB, on a créé un réseau de neurone, le réseau obtenu est caractérisé par une architecture simple comportant douze couches d'entrée, quatre couches de sortie pour la décision et dix couches cachées dont la fonction de transfert est de type sigmoïde et de type linéaire pour le neurone de la couche de sortie.

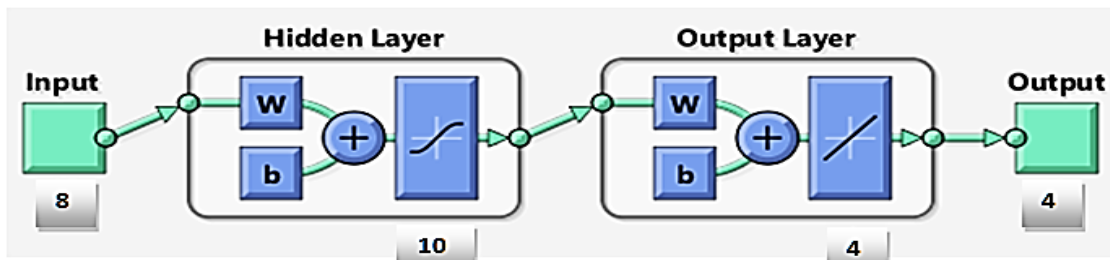


Figure.III.12. Schéma graphique du réseau de neurones

III.5.1. Résultats de l'apprentissage

Les meilleures performances d'apprentissage sont obtenues à travers un bon choix de la structure du réseau de neurones après plusieurs tests d'apprentissage. Les performances d'apprentissage du réseau de neurones utilisée sont évaluées à travers l'erreur quadratique moyenne (EQM). Pour notre cas le RNA atteint une valeur de $2.6377e-07$ après 334 itérations (Figure.III.13).

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

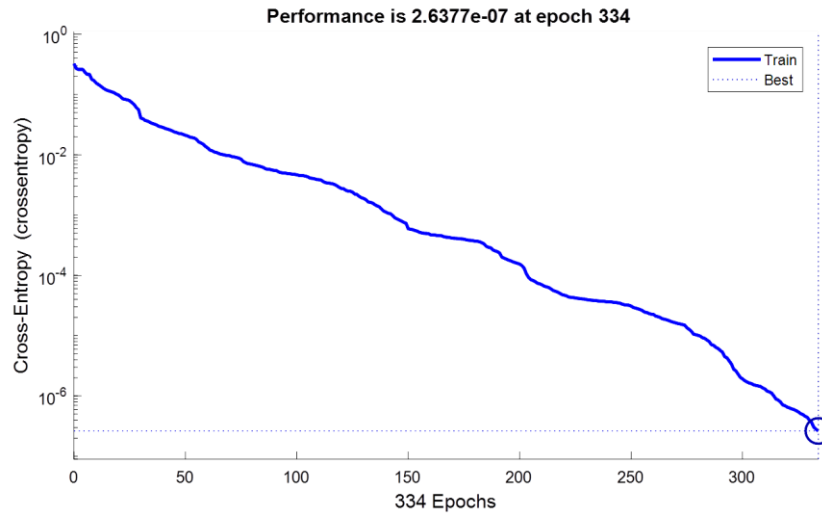


Figure.III.13. Performance du RNA

On remarque que l'erreur d'apprentissage est presque nulle, ce qui explique le bon apprentissage du réseau.

III.5.2. Résultats de sortie

A la sortie du réseau de neurones, nous obtenons la classification des défauts dans la machine à courant continu comme indiqué sur la figure

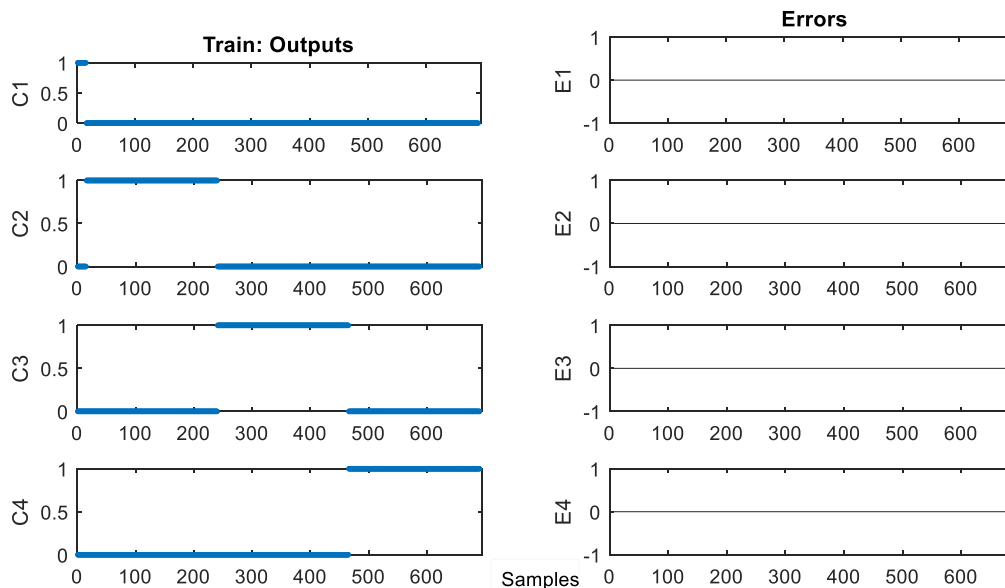


Figure.III.14 : Classification de la sortie C1 C2 C3 C4 de réseaux RNA

III.5.3. Résultats de Tests du RNA pour la détection de défaut

Une fois que le réseau de neurones est construit pour un apprentissage satisfaisant, on passe à l'étape de test de la capacité du réseau à reconnaître des situations quelconques non appris dans la base de données.

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

Pour tester le comportement du réseau de neurones pour le cas d'une machine présentant l'un d'un défaut à étudier, on prend comme une base de données non existante dans la phase d'apprentissage. La procédure est effectuée de la manière suivante :

- 15 échantillons sont utilisés pour un fonctionnement sain de la machine opérant pour diverses valeurs du couple de charge : $C_r = 0.05, 0.15, 0.25, 0.35, 0.45, 0.55, 0.65, 0.75, 0.85, 0.95, 1.05, 1.15, 1.25, 1.35, 1.45$;
- 15 échantillons sont utilisés pour les cas de la première défaillance opérant pour diverses valeurs du couple de charge : $C_r = 0.05, 0.15, 0.25, 0.35, 0.45, 0.55, 0.65, 0.75, 0.85, 0.95, 1.05, 1.15, 1.25, 1.35, 1.45$;
- 15 échantillons sont utilisés pour les cas de la deuxième défaillance opérant pour diverses valeurs du couple de charge : $C_r = 0.05, 0.15, 0.25, 0.35, 0.45, 0.55, 0.65, 0.75, 0.85, 0.95, 1.05, 1.15, 1.25, 1.35, 1.45$;
- 15 échantillons sont utilisés pour les cas de la troisième défaillance opérant pour diverses valeurs du couple de charge : $C_r = 0.05, 0.15, 0.25, 0.35, 0.45, 0.55, 0.65, 0.75, 0.85, 0.95, 1.05, 1.15, 1.25, 1.35, 1.45$;
- En utilisant l'environnement MATLAB/Simulink, nous avons créé un réseau de neurones à des fins de test

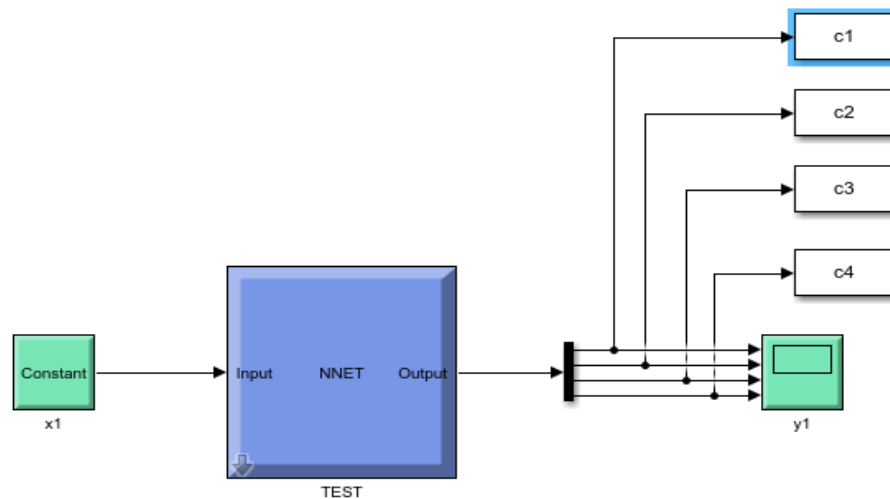


Figure. III.15. Structure de réseau de neurones dans MATLAB/Simulink

. On obtient les résultats suivants :

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

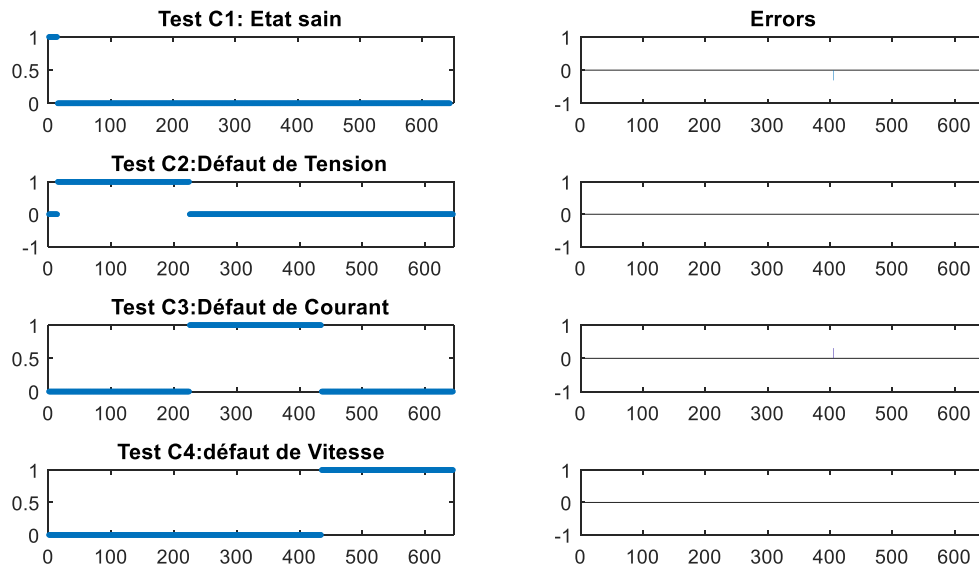


Figure.III.16. Tests de la machine

III.6. Discussion des résultats

En simulation, le réseau RNA a présenté de bonnes performances d'apprentissage atteint une valeur de $2.6377e-07$ après 334 itérations figure.III.13

Le réseau affiche à ses sorties (C1, C2, C3, C4) $[1\ 0\ 0\ 0]$, $[0\ 1\ 0\ 0]$, $[0\ 0\ 1\ 0]$, et $[0\ 0\ 0\ 1]$ pour signaler respectivement l'état sain (Figure.III.14), un défaut de tension (C1), un défaut de courant (C2) et un défaut de vitesse (C3). Dans chaque cas, l'erreur de sortie du réseau est faible ce qui prouve qu'il possède une bonne capacité de généralisation.

Afin de s'assurer du bon fonctionnement du réseau RNA, plusieurs cas de défaut ont été testés. Les résultats de test sont tous satisfaisants. Les figures (Figure.III.16) montrent les performances de test du réseau RNA respectivement pour l'état sain et les trois défauts à étudier.

Chapitre 03 : Simulation et application diagnostic des défauts dans les machines à courant continu

III.7. Conclusion

Le diagnostic des défauts des machines à courant continu (DC) est un domaine critique pour garantir la fiabilité et la durabilité des systèmes industriels. Les techniques avancées de diagnostic permettent de détecter, localiser et caractériser les défauts avant qu'ils ne causent des pannes graves. Parmi les méthodes modernes de diagnostic, l'utilisation de l'espace de parité et des réseaux de neurones artificiels se distingue par son efficacité et sa précision.

Les machines à courant continu sont largement utilisées dans diverses applications industrielles en raison de leur simplicité, robustesse et capacité de contrôle. Toutefois, elles sont sujettes à divers défauts tels que les courts-circuits, les défauts de roulements, les défauts de commutation et les défauts électriques, qui peuvent entraîner des arrêts de production coûteux et des dommages matériels.

Le diagnostic des défauts des machines à courant continu par espace de parité et réseaux de neurones représente une avancée significative dans la maintenance prédictive et la gestion des actifs industriels. Cette méthodologie hybride permet de détecter et de classifier efficacement les défauts, améliorant ainsi la fiabilité, la sécurité et la rentabilité des opérations industrielles. L'avenir du diagnostic des défauts repose sur le développement continu de ces technologies et leur intégration dans des systèmes de gestion intelligents.

En résumé, le diagnostic des défauts dans une machine à courant continu par l'espace de parité et les réseaux de neurones est une approche efficace qui combine la modélisation, la simulation, et l'utilisation d'observateurs robustes et de réseaux de neurones pour détecter et localiser les défauts.

Conclusion générale

Le diagnostic des défauts dans les machines à courant continu est une discipline essentielle qui combine des techniques traditionnelles avec des technologies avancées pour assurer une maintenance efficace et proactive. En mettant en place des stratégies de surveillance et de diagnostic adéquates, les entreprises peuvent non seulement prolonger la durée de vie de leurs équipements, mais aussi améliorer leur performance globale et leur rentabilité.

Le diagnostic des défauts des machines à courant continu (DC) est crucial pour garantir leur bon fonctionnement, leur fiabilité, et pour minimiser les temps d'arrêt imprévus. Les approches utilisant l'espace de parité et les réseaux de neurones offrent des avantages significatifs dans l'identification et la prédiction des défauts. Voici une conclusion détaillée sur l'utilisation de ces techniques :

L'intégration des techniques de l'espace de parité et des réseaux de neurones dans le diagnostic des défauts des machines à courant continu représente une avancée significative. Ces méthodes offrent une détection et une isolation des défauts plus précises et plus robustes, permettant une maintenance prédictive efficace. En adoptant ces technologies, les industries peuvent améliorer considérablement la fiabilité et la disponibilité de leurs machines, optimiser les coûts de maintenance et prévenir les pannes imprévues, ce qui se traduit par une performance globale accrue et une meilleure rentabilité.

L'espace de parité est une méthode basée sur l'analyse des résidus générés par la comparaison entre les mesures réelles et les valeurs attendues. Cela permet de détecter les anomalies dans les signaux de la machine. En utilisant des modèles mathématiques pour représenter le comportement normal de la machine, l'espace de parité peut non seulement détecter la présence de défauts, mais aussi aider à les isoler et à en identifier la nature. Cette méthode est robuste aux variations des conditions de fonctionnement et aux perturbations aléatoires, ce qui en fait un outil efficace pour le diagnostic des machines DC.

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont capables d'apprendre des modèles complexes à partir de données historiques de fonctionnement de la machine. Ils peuvent s'adapter aux nouvelles données et améliorer continuellement leur précision de diagnostic. Les RNA sont particulièrement efficaces pour la classification des types de défauts et la prédiction des pannes imminentes. Leur capacité à traiter de grandes quantités de données les rend idéaux pour des applications de maintenance prédictive. Les réseaux de neurones peuvent intégrer des données provenant de divers capteurs (température, vibrations, courant, etc.) pour une analyse holistique et précise de l'état de la machine.

Le travail présenté dans ce mémoire s'inscrit dans le cadre du diagnostic de défauts des

machines à courant continu

La première partie la modélisation et Généralité sur le moteur à courant continu

Le deuxième chapitre est consacré à une surveillance des défauts, où l'intérêt de la surveillance dans le domaine industriel est amplement abordé. Ainsi que, les différentes terminologies, utilisées dans ce domaine, ont été proposés. Classification des différentes étapes de diagnostic finalement. Classification des méthodes de surveillance.

Dans le troisième chapitre nous avons utilisé l'environnement SIMULINK de MATLAB pour réaliser la modélisation du moteur à courant continue pour un diagnostic des défauts dans les machines à courant continu.

Bibliographie

- [1] P. Tavner, L. Ran, J. Penman, and H. Sedding, Condition Monitoring of Rotating Electrical Machines, 2 ed. London, United Kingdom: Institution of Engineering and Technology, 2008.
- [2] IEEE, "Report of Large Motor Reliability Survey of Industrial and Commercial Installations, Part I," IEEE Transactions on Industry Applications, vol. IA-21, pp. 853-864, 1985.
- [3] H. Henao, C. Demian, and G. A. Capolino, "A frequency-domain detection of stator winding faults in induction machines using an external flux sensor," IEEE Transactions on Industry Applications, vol. 39, pp. 1272-1279, September/October 2003.
- [4] M. D. Negrea, "Electromagnetic flux monitoring for detecting faults in electrical machines," Doctoral thesis, Electrical and Communications Engineering, Helsinki University of Technology, Helsinki, Finland, 2006.
- [5] www.elec.jbd.free.fr, « Machine électromagnétique »
- [6] : SETTI Mohamed « Commande sans modèle et à modèle restreint d'une machine à courant continu » mémoire de master, Université Larbi Ben M'Hidi - Oum El Bouaghi, 2017
- [7] : Papiou BAYALA, « formation continue Ingénieur électrotechniciens », cour publieur, Edition, 2010
- [8] M. Benkaci, "Surveillance des systèmes mécatronique d'automobile par des méthodes d'apprentissage." Université de Toulouse, Université Toulouse III-Paul Sabatier, 2011.
- [9] khenfer Riad « Détection et isolation de défauts combinant des méthodes à base de données appliquées aux systèmes électro-énergétiques » thèse de Docteur en Sciences Université Ferhat Abbas - Setif-1.le 05 Mars 2015.
- [10] Benjamin Decotte. « Identifiabilité structurelle de modèles bond graphs ». Thèse de doct. Lille 1, 2002
- [11] D. Berdjag, "Méthodes algébriques pour la décomposition de modèles comportementaux: Application à la détection et à la localisation de défaillances." Université des Sciences et Technologie de Lille-Lille I, 2007.
- [12] Rolf Isermann. « Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods—an introduction ». In : Control engineering practice 5.5 (1997), p. 639-652.
- [13] Gilles Zwingelstein. « Diagnostic des défaillances ». In : Hermes, Paris 103 (1995).
- [14] Lotfi Asker Zadeh. « A fuzzy-algorithmic approach to the definition of complex or imprecise concepts ». In : International Journal of Man-machine studies 8.3 (1976), p. 249-291.
- [15] Samir Touaf. « Diagnostic logique des systèmes complexes et dynamiques dans un contexte multi-agent ». Thèse de doct. 2005.
- [16] Taous Meriem LALEG, 'Contribution aux Méthodes de Diagnostic à Base d'Observateurs

et à la Commande Tolérante aux Défauts Application à la Machine Asynchrone et au Robot SCARA’, Mémoire de fin d’étude, Ecole Nationale Polytechnique, 2004.

[17] H. Hacene, “Identification et surveillance de processus dynamiques complexes par logique floue. Application à un échangeur de chaleur.” Université M’hamed Bougara de Boumerdès, 2007.

[18] D. Berdjag, “Méthodes algébriques pour la décomposition de modèles comportementaux: Application à la détection et à la localisation de défaillances.” Université des Sciences et Technologie de Lille-Lille I, 2007.

[19] R. Fellouah, “Contribution au diagnostic de pannes pour les systèmes différentiellement plats.” INSA de Toulouse, 2007.

[20] F. Castang, “Synthèse robuste de filtres de diagnostic pour la surveillance à base de modèle des systèmes multivariés et incertains.” Bordeaux 1, 2003

[21] C. Christophe, “Surveillance des systèmes non linéaires: Application aux machines électriques.” 2001.

[22] R. J. Patton, “Fault detection and diagnosis in aerospace systems using analytical redundancy,” *Comput. Control Eng. J.*, vol. 2, no. 3, pp. 127–136, 1991.

[23] M. Combacau, “Commande et surveillance des systèmes à événements discrets complexes : applications aux ateliers flexibles”.Thèse de doctorat,1991. L’université Paul Sabatier de Toulouse.

[24] R. Isermann et P. Balle, “ Trends in the Application of Model-Based Fault Detection and Diagnosis of Technical Processes”.*Control Engineering Practice*.Article 5(5),pp709-719, 1997.

[25] Samir Sekiou, “ Diagnostic des Défaillances des Systèmes Instrumentés de Sécurité : Simulation et Etude Expérimentale ”.Mémoire de Master,03/02/2013.Université El-Hadj Lakhdar-Batna.

[26] A. O. Molina, “Méthodologie pour le placement des capteurs à base de méthodes de classification en vue du diagnostic.” INSA de Toulouse, 2005.

[27]C. Christophe, “Surveillance des systèmes non linéaires: Application aux machines électriques.” 2001.

[28] Koscielny (J. M.), Sedziak (D.) et Sikora (A.).- «The DIAG System for Fault Detection and Isolation in Industrial Processes». In : IFAC SAFEPROCESS’94, vol. 2, pp. 790- 795.- Espoo, Finland, June 1994.

[29] Leitch (R.).- «Artificial Intelligence in Control : Some Myths, some Fears but Plenty Prospects». *Computing & Control Engineering Journal*, July 1992, pp. 1-11.

[30] O. Ondel, “Diagnostic par reconnaissance des formes: Application à un ensemble convertisseur-machine asynchrone.” Ecole Centrale de Lyon, 2006.

[31] J.-P. Haton and M.-C. Haton, L’intelligence artificielle. Presses universitaires de France, 1989.

[32] H. Hacene, “Identification et surveillance de processus dynamiques complexes par logique floue. Application à un échangeur de chaleur.” Université M’hamed Bougara de Boumerdès, 2007

[33] Leitch (R.).- «Engineering Diagnosis : Matching Problems to Solutions». In : International Conference on Fault Diagnosis - TOOLDIAG’93, vol. 3, pp. 837-845.- Toulouse France, April 1993.