

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université du 20 Août 1955 Skikda

Faculté de Technologie

Département de Génie Mécanique



N° d'ordre : D012120007D

THESE

Présentée en vue de l'obtention du diplôme de

DOCTEUR en SCIENCES

Spécialité : Electromécanique

Par :

Mr. RAMDANE Ahmed

**DETECTION ET DIAGNOSTIC DES DEFAUTS DANS LES MACHINES ELECTRIQUES :
Approche Bayésienne pour le diagnostic des défauts dans un Moteur Asynchrone**

Soutenue le : **07/07/2020**

Devant le Jury

Président :	METATLA Abderezak	Professeur	Université 20 Août 1955-Skikda
Rapporteur :	SAAD Salah	Professeur	Université d'Annaba
Co-Rapporteur :	KELAIAIA Ridha	MCA	Université 20 Août 1955-Skikda
Examineurs :	KABOUCHE Abdallah	MCA	Université d'Annaba
	GHEMARI Zine	MCA	Université de Msila
	KHERIEF NACEREDDINE Mohamed	MCA	Ecole nationale supérieure d'enseignement technique Skikda

Année universitaire : 2019/2020

Remerciements

Je tiens à remercier en premier lieu le bon dieu qui m'a donné la force et la patience pour réaliser ce travail.

*Je tiens tout particulièrement à remercier **Pr. SAAD Salah**, Professeur de l'enseignement supérieur en électromécanique à l'Université d'ANNABA pour son encadrement constant, son aide et ses conseils avisés durant la réalisation de ce travail.*

*Je tiens à remercier aussi **Dr. KELAIAIA Ridha**, Maître de conférences et Docteur en électromécanique à l'Université de SKIKDA pour ces orientations techniques et administratives de ce travail.*

*Je tiens à exprimer ma reconnaissance à Monsieur **METATLA Abderezak**, Professeur de l'enseignement supérieur en électromécanique à l'Université de SKIKDA, pour avoir accepté de présider le jury de soutenance.*

*Je tiens à remercier **Dr. KABOUCHE Abdallah** Maître de conférences et Docteur en Maintenance industrielle à l'Université d'ANNABA, pour l'honneur qu'il me fait en acceptant de juger mon travail.*

*Je remercié aussi **Dr. GHEMARI Zine** Maître de conférences, Docteur en électromécanique, à l'Université de MSILA qui a accepté de juger ma thèse de Doctorat.*

*Sans oublier **Dr. KHERIEF NACREDDINE Mohamed** Maître de conférences, Docteur en électromécanique à l'école nationale supérieure d'enseignement techniques de SKIKDA d'avoir accepté de juger mon travail.*

*Je tiens à remercier, honorablement et plus particulièrement, mon cher amis **Dr. LAKEHAL Abdelaziz**, Maître de conférences, Docteur en électromécanique à l'université de SOUK AHRAS, qui m'a aidé jusqu'au bout pour réaliser ce travail.*

*Je tiens à remercier chaleureusement ma femme **AMIRA** qui m'a encouragé continuellement le long de la période de préparation de la thèse.*

Je remercie aussi mes parents qui m'ont soutenu tout au long de mes études pour leur soutien indéfectible.

Finalement, je souhaite également témoigner de ma gratitude envers tous les responsables de l'institut algérien du pétrole qui m'ont aidé de près ou de loin par des autorisations d'absence ou des conseils à travers les journées des doctorants organisées en trois reprises.

DEDICACE

J'ai l'honneur de dédier ce modeste travail à :

Ma chère femme AMIRA pour son soutien constant et qui a veillé à ce que je ne manque de rien pour réussir ma thèse.

Mes chers parents pour leur encouragement quotidien.

Mes enfants AYHEM ABDERRAHIM, ANES SIRAJEDDINE et mon petit AMDJAD TAKIEDDINE.

Mes chers frères SAMIR, WALID, HOUSSEM et MEHDI.

Tous les membres de la famille sans distinction.

Mes amis et mes collègues de travail.

Ceux qui me connaissent de près ou de loin.

ملخص

عدة أبحاث علمية أنجزت في إطار تشخيص العيوب وأسباب حدوثها في المحركات الكهربائية.

في أطروحتنا، اقترحنا نهجًا جديدًا لتشخيص الأعطال في محرك غير متزامن باستخدام طريقة شبكات بايز. طريقة شبكات بايز هي طريقة تعتمد على نظرتي التخطيط (الرسومات) والاحتمالات. أولاً، قمنا بتحديد وترميز المتغيرات التي سيتم تشخيصها في المحرك غير المتزامن (خطأ - طبيعته - سببه). ثانياً، قمنا بتصميم هيكلين لشبكات بايز يتعلقان على التوالي بأعطال الجزء الثابت والدوار في المحرك غير المتزامن. كل تصميم هو مجموعة من الروابط المباشرة بين المتغيرات الثلاثة الأنفة الذكر. أخيراً، قمنا بحساب احتمالات وجود عيب بكل عنصر: احتمال ابقائي م تعلق بأرشف عمليات التدخل والصيانة للمحرك (استعملنا أرشف 10 سنوات في دراستنا)، احتمال مشروط (مدى تعلق النتيجة بالسبب: الاحتمالية) والاحتمال الخفي الناتج.

النتائج المتحصل عليها من خلال استعمال الطريقة البايزية (73,70% أخطاء في الدوار و 39,92% أخطاء في الجزء الثابت بالمحرك غير المتزامن ذا استطاعة 90 كيلوواط) أكدت الفرضية التي تقول بأن العيوب والأخطاء التي يمكن أن تصيب المحركات الكهربائية غير المتزامنة ذات استطاعة كبيرة هي على مستوى الجزء الدوار أكثر منها على مستوى الجزء الثابت. هذه النتائج سهلة الاستخدام وستساعد أعوان الصيانة الصناعية بصفة عامة ومهندسو الطرق والمناهج وبرمجة الأشغال بصفة خاصة، في اتخاذ القرارات الصائبة.

الكلمات المفتاحية:

عيوب الآلات الكهربائية - المحرك اللاتزامني - طرق تشخيص العيوب - شبكات بايز

Résumé

De nombreux travaux de recherche ont été menés sur l'axe de diagnostic des défauts dans les machines électriques, avec l'utilisation de plusieurs méthodes et techniques.

Dans notre thèse, nous avons proposé une nouvelle approche pour le diagnostic des défauts dans un moteur asynchrone par l'utilisation de la méthode des réseaux Bayésiens. La méthode des réseaux Bayésiens est une méthode graphique probabiliste. En premier lieu, nous avons identifié et codifié les variables à diagnostiquer dans le moteur asynchrone (Défaut – Nature – Cause). En second lieu, nous avons construit deux structures de réseaux bayésiens relatives respectivement aux défauts statoriques et aux défauts rotoriques dans le moteur asynchrone. Cette construction est un ensemble de liaisons directes entre les trois variables déjà identifiés. En dernier lieu, nous avons calculé les probabilités d'avoir un défaut par élément : une probabilité à priori déterminée à partir des fiches d'intervention sur le moteur (Historique de 10 ans dans notre étude), une probabilité conditionnelle (conséquence par rapport à la cause : vraisemblance) et une probabilité à postériori résultante.

Les résultats trouvés par l'utilisation de notre approche bayésienne (73,70% de défauts rotoriques et 39,92% de défauts statoriques dans un moteur asynchrone de 90 kW) ont confirmé l'hypothèse qui dit que les gros moteurs peuvent rencontrer des défauts rotoriques plus que ceux statoriques. Ils sont aussi faciles à exploiter et ils vont aider les agents de maintenance et précisément les agents des méthodes et de préparation des travaux, à la prise de décision.

Mot clés :

Défauts des machines électriques – Moteur asynchrone – Méthodes de diagnostic des défauts – Réseaux Bayésiens.

Abstract

Many works were conducted on the axis of faults diagnosis in electrical machines, using several methods and techniques.

In our thesis, we proposed a new approach for the diagnosis of faults in an asynchronous motor by using the Bayesian network method. The Bayesian network method is a probabilistic and graphical method. First, we identified and coded the variables to be diagnosed in the asynchronous drive (Fault - Nature - Cause). After that, we have constructed two Bayesian networks relating respectively to stator and rotor faults in the asynchronous drive. This construction is a set of direct links between the three variables already identified. Finally, we calculated the probabilities to have faults per element: a priori probability determined from the engine intervention sheets (History of 10 years in our study), a conditional probability (consequence compared to the cause) and a resulting posterior probability.

The results found by using our Bayesian approach (73.70% rotor faults and 39.92% stator faults in an asynchronous drive with a power of 90 kW) confirmed the hypothesis which says that big drives can encounter more rotor faults than stator faults. This results found are easy in use and they will help the maintenance officer and, precisely, the methods and work preparation officers, in decision-making.

Keys words:

Electrical machines faults –Asynchronous drive – Faults diagnosis methods – Bayesian networks.

TABLE DES MATIERES

LISTE DES FIGURES	V
LISTE DES TABLEAUX	VII
INTRODUCTION GENERALE.....	1
CHAPITRE I. MACHINES ELECTRIQUES : CLASSIFICATION, CONSTITUTION ET DEFAUTS	4
I.1. Introduction.....	5
I.2. Classification des machines électriques.....	5
I.2.1. Machines électriques à courant continu	6
I.2.2. Machines électriques à courant alternatif.....	7
a) Machines tournantes	7
b) Machines statiques	8
I.3. Constitution des machines électriques.....	8
I.3.1. Constitution des machines à courant continu.....	8
I.3.2. Constitution des moteurs asynchrones	9
a) Stator	9
b) Rotor.....	9
c) Entrefer.....	12
d) Organes mécaniques	13
I.3.3. Constitution des alternateurs synchrones	14
a) Stator	14
b) Rotor.....	14
I.3.4. Constitution des transformateurs	16
a) Circuit magnétique.....	16
b) Partie électrique.....	17
c) Partie mécanique	18
I.4. Classification des défauts des machines électriques.....	19
I.4.1. Défauts dans les machines à courant continu.....	20

I.4.2.	Défauts dans les moteurs asynchrones.....	20
a)	Défauts Statoriques	21
b)	Défauts Rotoriques.....	22
c)	Statistiques	23
I.4.3.	Défauts dans les transformateurs	24
I.5.	Conclusion	25
CHAPITRE II. METHODES DE DIAGNOSTIC DES DEFAUTS.....		26
II.1.	Introduction.....	27
II.2.	Etat de l'art sur les méthodes de diagnostic des défaillances	27
II.3.	Surveillance des machines électriques.....	32
II.3.1.	Détection	32
II.3.2.	Diagnostic.....	32
II.4.	Classification des méthodes de diagnostic	33
II.4.1.	Les méthodes à base de modèles analytiques.....	33
II.4.2.	Les méthodes à base de connaissances.....	33
a)	Systèmes experts	33
b)	Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets (AMDE).....	34
c)	Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets et de leurs criticités (AMDEC)	35
d)	Les arbres de défaillances	35
II.4.3.	Les méthodes basées sur les données	37
a)	K-plus proches voisins	37
b)	Arbre de décisions.....	38
c)	Logique floue	39
d)	Réseaux de neurones artificiels.....	41
e)	Systèmes adaptatifs flous	43
II.5.	Réseaux Bayésiens.....	44
II.6.	Comparaison entre les méthodes de diagnostic	45

II.7. Conclusion	48
CHAPITRE III. THEORIE DES RESEAUX BAYESIENS	49
III.1. Introduction.....	50
III.2. Théorie des réseaux Bayésiens	50
III.2.1. Théorie des graphes.....	51
a) Structurés	51
b) Quelconques.....	52
c) Multipolaires	53
d) Graphe orienté.....	53
III.2.2. Théorie des probabilités	54
a) Définitions.....	54
b) Variables aléatoires	55
c) Probabilité conditionnelle	56
III.2.3. Théorème de Bayes	57
III.3. Constitution des réseaux Bayésiens.....	58
III.3.1. Les différents types de nœuds	59
a) Nœud discret	59
b) Nœud continu	59
III.3.2. Les différents liens entre les nœuds	59
III.4. Exploitation des réseaux Bayésiens.....	60
III.4.1. Inférence.....	60
III.4.2. Apprentissage	61
a) Apprentissage de paramètres	61
b) Apprentissage de structure	61
III.5. Mise en œuvre des réseaux Bayésiens.....	62
III.5.1. Utilité des réseaux Bayésiens	62
a) Acquisition des connaissances	62
b) Représentation des connaissances.....	62

c)	Utilisation des connaissances.....	62
d)	Qualité de l'offre en matière de logiciels.....	62
III.5.2.	Domaines d'intérêt des réseaux Bayésiens	63
III.5.3.	Démarche pour l'exploitation des réseaux Bayésiens.....	64
a)	Identification des variables et de leurs espaces d'états	64
b)	Définition de la structure du réseau Bayésien.....	64
c)	Loi de probabilité conjointe des variables	64
III.6.	Conclusion	65
CHAPITRE IV. DEVELOPPEMENT D'UN MODELE BAYESIEN POUR LE		
DIAGNOSTIC DES DEFAUTS DANS LES MOTEURS ASYNCHRONES		66
IV.1.	Introduction.....	67
IV.2.	Description du moteur asynchrone utilisé	67
IV.3.	Diagnostic des défauts du moteur asynchrone par la méthode des réseaux Bayésiens ..	68
IV.3.1.	Démarches à suivre pour construire un réseau bayésien des défauts du moteur...	69
a)	Identification des variables et de leurs espaces d'états	69
b)	Définition de la structure du réseau Bayésien.....	69
c)	Loi de probabilité conjointe des variables	69
IV.3.2.	Modèle Bayésien pour le diagnostic des défauts dans le stator	70
IV.3.3.	Modèle Bayésien pour le diagnostic des défauts dans le rotor.....	75
IV.5.	Conclusion	80
CONCLUSION GENERALE		81
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....		81

LISTE DES FIGURES

CHAPITRE I. Machines électriques : Classification, constitution et défauts

Fig.I.1. Classification des machines électriques.....	6
Fig.I.2. Constitution des machines électriques à CC.....	9
Fig.I.3. Rotor bobiné	10
Fig.I.4. Rotor à cage	10
Fig.I.5. Rotor à cage d'écureuil.....	11
Fig.I.6. Rotor à double cage	11
Fig.I.7. Rotor à encoches profondes.....	12
Fig.I.8. Vue en coupe d'un moteur asynchrone	13
Fig.I.9. Constitution d'un alternateur synchrone.....	14
Fig.I.10. Rotor à pôles saillants.....	14
Fig.I.11. Rotor à pôles lisses	15
Fig.I.12. Rotor bobiné	15
Fig.I.13. Rotor à aimants permanents.....	15
Fig.I.14. Eléments constitutifs d'un transformateur.....	16
Fig.I.15. Différentes formes de circuit magnétique.....	16
Fig.I.16. Types d'enroulements.....	17
Fig.I.17. Exemples de traversées isolantes.....	17
Fig.I.18. Classification des défauts	19
Fig.I.19. Répartition des défauts pour des machines de faibles et moyennes puissances	23
Fig.I.20. Répartition des défauts pour des machines de grandes puissances	24

CHAPITRE II. Méthodes de diagnostic des défauts

Fig.II.1. Schéma d'un système expert	34
Fig.II.2. Exemple d'arbre de défaillances	36
Fig.II.3. Neurone biologique	41
Fig.II.4. Structure d'un neurone artificiel	41
Fig.II.5. Réseau de neurones artificiel.....	42
Fig.II.6. Schéma conceptuel de la structure de détection RNA/LF de défauts d'un Moteur électrique	43

CHAPITRE III. Théorie des réseaux Bayésiens

Fig.III.1. Structure homogène.....	51
Fig.III.2 Structure hiérarchique	51
Fig.III.3. Structure cyclique	52
Fig.III.4. Structure centralisée ou polaire.....	52
Fig.III.5. Graphe quelconque	52
Fig.III.6. Graphe multipolaire	53
Fig.III.7. Graphe orienté.....	53
Fig.III.8. Exemple de variable aléatoire	55
Fig.III.9. Différents types des variables aléatoires	56
Fig.III.10. Exemple d'un réseau Bayésien	58
Fig.III.11. Les trois types de relation entre variables	59

CHAPITRE IV. Développement d'un modèle Bayésien pour le diagnostic des défauts dans les moteurs asynchrones

Fig.IV.1. Photos et représentation schématique du moteur diagnostiqué.....	67
Fig.IV.2. Plaque signalétique.....	68
Fig.IV.3. Réseau Bayésien modélisant la prédiction des défauts statoriques.....	71
Fig.IV.4. Réseau Bayésien modélisant la prédiction des défauts Rotoriques.....	76

LISTE DES TABLEAUX

CHAPITRE I. Machines électriques : Classification, constitution et défauts

Tab.I.1. Défauts dans les machines à courant continu	25
--	----

CHAPITRE II. Méthodes de diagnostic des défauts

Tab.II.1. Comparaison entre les méthodes de diagnostic	45
Tab.II.2. Classement des méthodes de diagnostic selon les critères prises en charge sans conditions	46
Tab.II.3. Classement des méthodes de diagnostic selon les critères prises en charge avec conditions	46
Tab.II.4. Classement des méthodes de diagnostic selon les critères non pas prises en charge....	46
Tab.II.5. Comparaison entre les méthodes de diagnostic	47

CHAPITRE III. Théorie des réseaux Bayésiens

Tab.III.1. Vocabulaire des opérations probabilistes	54
Tab.III.2. Relation des opérations selon les événements	55

CHAPITRE IV. Développement d'un modèle Bayésien pour le diagnostic des défauts dans les moteurs asynchrones

Tab.IV.1. Caractéristiques du moteur utilisé	68
Tab.IV.2. Recensement des causes provoquant des défauts statoriques	70
Tab.IV.3. Probabilités a priori des défauts statoriques	72
Tab.IV.4. Table de probabilité conditionnelle pour le défaut 17	72
Tab.IV.5. Table de probabilité conditionnelle pour le défaut 16	73
Tab.IV.6. Probabilités a posteriori des défauts statoriques	74
Tab.IV.7. Les différentes causes et leurs probabilités d'occurrence des défauts rotoriques	75
Tab.IV.8. Les entrées du modèle ou Probabilités a priori des défauts rotoriques	77
Tab.IV.9. Table de probabilité conditionnelle pour le défaut 23	77
Tab.IV.10. Les sorties du modèle ou probabilités a postérieures des défauts rotoriques	78

INTRODUCTION GENERALE

Il existe dans les installations électriques des équipements stratégiques qui demandent une attention particulière. Afin d'optimiser la disponibilité de ces équipements, un suivi rigoureux de leurs comportements et une surveillance efficace doivent être assurés. Ces équipements sont les machines électriques.

L'arrêt des machines électriques entraîne souvent l'arrêt de fonctionnement de la chaîne de production ou diminuer les capacités de production, mettre en péril la sécurité des personnes, provoquer des rébus ou diminuer la qualité, augmenter les coûts de fonctionnement, diminuer la valeur marchande de ces moyens. Dans tous les cas, les détériorations engendrent des coûts directs ou indirects supplémentaires. Les coûts de maintenance corrective ne sont pas le seul facteur pouvant aider à justifier un système de surveillance, les coûts de production perdus sont également un facteur important qu'un système de surveillance peut apporter.

Pour minimiser ces coûts et optimiser la disponibilité des machines électriques et plus particulièrement les moteurs asynchrones, plusieurs projets de recherche ont été réalisés ces dernières années pour la détection précoce des défauts. Chaque défaut présente un ou plusieurs symptômes et pour chaque symptôme les chercheurs ont tenté de définir des précurseurs. Les défauts dans le moteur asynchrone entraînent une modification de la signature du courant, de la signature de vibration ou des deux signatures simultanément. D'autres effets peuvent apparaître tels que des fluctuations de couple, une efficacité réduite ou une surchauffe au niveau de l'enroulement.

La recherche sur le développement de techniques modernes de surveillance des défauts et de nouvelles méthodes de diagnostic dans les moteurs asynchrones n'est pas un problème récent. Plusieurs projets de recherche ont été initiés par la communauté scientifique ces dernières années. Des résultats prometteurs ont été trouvés, en particulier avec l'apport des méthodes d'intelligence artificielle, mais l'incertitude est toujours présente. Le monitoring vibratoire, l'analyse de signature de courant électrique et l'analyse acoustique sont les trois techniques les plus utilisées car elles permettent la détection et le diagnostic de la plupart des défauts sauf « le défaut d'isolement ». D'autres techniques existent : la température (thermographie infrarouge et / ou thermocouples), le flux magnétique, la vitesse angulaire instantanée, la décharge partielle et les couples d'entrefer, sont spécifiques à quelque défaut, dont la majorité ne peut en aucun cas diagnostiquer les défauts de machines électriques, et ils sont généralement combinés pour être précis.

Face à ce problème d'incertitude, la plupart des chercheurs ont développé des techniques utilisant des méthodes d'intelligence artificielle. Le premier objectif était d'automatiser la surveillance, puis l'autodiagnostic et enfin l'aide à la décision. Les techniques intelligentes sont très fiables et très efficaces pour le diagnostic des pannes sur les machines électriques. Leur fonctionnement nécessite un apprentissage basé sur un grand nombre de données. Les méthodes d'intelligence artificielle les plus utilisées pour la surveillance et le diagnostic des moteurs à induction sont les systèmes experts, les réseaux de neurones artificiels, la logique floue et les réseaux de neurones flous. Les réseaux Bayésiens sont également des outils d'intelligence artificielle mais peu utilisés pour le diagnostic des défauts dans les machines électriques.

Dans notre travail, un modèle Bayésien a été proposé pour prédire les défaillances des moteurs à induction. Cette approche contribue fortement à la hiérarchisation des actions de maintenance et à la planification des travaux de maintenance préventive.

Pour atteindre l'objectif de la thèse, nous avons suivi les démarches suivantes :

Le 1^{er} chapitre est consacré à la classification des machines électriques, la constitution de chaque type de machines et le recensement de leurs défauts.

Le 2^{ème} chapitre est établi sur les techniques et les méthodes de diagnostic des défauts dans les machines électriques.

Le 3^{ème} chapitre est réservé à la description de la théorie des réseaux Bayésiens.

Le 4^{ème} chapitre est consacré pour le développement d'un modèle Bayésien pour le diagnostic des défauts dans les moteurs asynchrones.

CHAPITRE

I

**MACHINES ELECTRIQUES : CLASSIFICATION,
CONSTITUTION ET DEFAUTS**

I.1. Introduction

Il existe dans les installations électriques plusieurs équipements stratégiques qui demandent une attention particulière. Afin d'optimiser la disponibilité de ces équipements, un suivi rigoureux de leurs comportements et une surveillance efficace doivent être assurés. Ces équipements sont les machines électriques.

L'arrêt des machines électriques provoque soit une perturbation dans la fourniture d'énergie, soit une dégradation au niveau des entraînements industriels. Donc une maintenance solide doit être appliquée pour atténuer tout dysfonctionnement.

Dans ce chapitre, on va classifier les différents types des machines électriques selon le système utilisé (à courant continu CC ou à courant alternatif CA), la structure (tournantes ou statiques) et selon le fonctionnement (moteurs ou générateurs). Ensuite, on va décrire les éléments constituant les machines électriques et enfin, on va distinguer les différents défauts liés à chaque élément.

I.2. Classification des machines électriques

Les machines électriques sont des systèmes électromécaniques fonctionnant suivant les lois de l'électromagnétisme et permettant la conversion d'énergie électrique en énergie mécanique et vice-versa.

Les machines électriques délivrant une énergie mécanique à partir d'une énergie électrique sont appelées moteurs.

Les machines électriques produisant de l'énergie électrique à partir d'une énergie mécanique sont appelées générateurs.

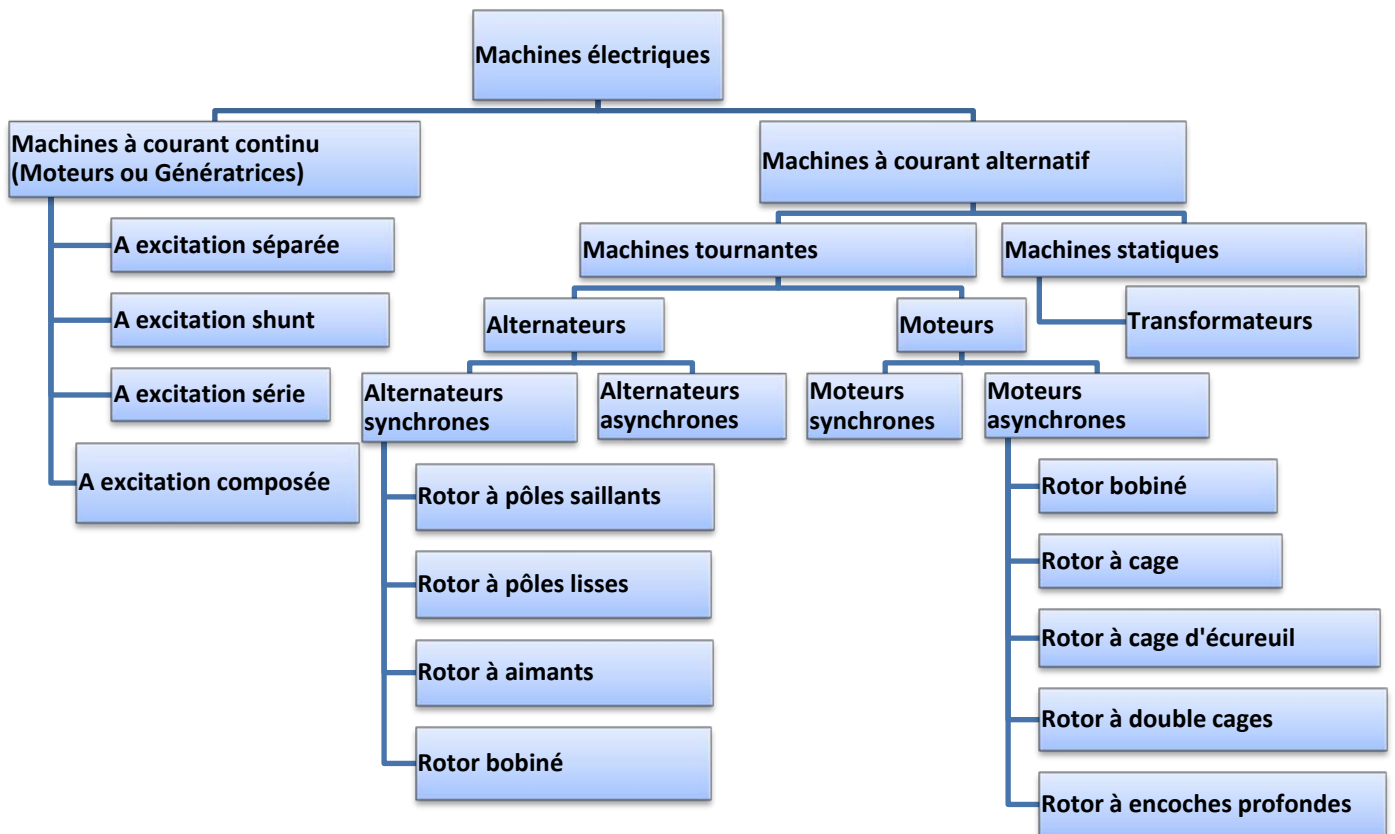


Fig.I.1. Classification des machines électriques

I.2.1. Machines électriques à courant continu

Selon le fonctionnement, les machines électriques à courant continu sont les moteurs ou les génératrices.

Les moteurs et les génératrices à courant continu furent les premières machines électriques utilisées au milieu du 19^{ème} siècle pour produire de la puissance motrice en usine ou en transport.

Selon le mode d'excitation, les machines électriques à courant continu se divisent en trois types :

- Machines à excitation séparée,
- Machines à excitation série,
- Machines à excitation shunte (parallèle),
- Machines à excitation composée.

Le courant continu d'excitation est amené au rotor (à l'induit) par le biais de deux balais fixes frottant sur les lames du collecteur. Sur deux lames voisines, il est soudé deux extrémités d'un faisceau de conducteurs qui sont logés dans les encoches du rotor. Donc pendant la rotation, tous les conducteurs du rotor sont parcourus par le courant d'excitation.

I.2.2. Machines électriques à courant alternatif

Selon la structure, les machines électriques à courant alternatif se divisent en deux structures :

a) Machines tournantes

Selon le fonctionnement, les machines électriques tournantes à courant alternatif sont les moteurs ou les alternateurs.

Selon la vitesse de rotation de ces machines électriques, on distingue :

- Les machines synchrones ;
- Les machines asynchrones.

On dit qu'une machine électrique est synchrone lorsque la vitesse de rotation de l'arbre de sortie est égale à la vitesse de rotation du champ tournant créé au niveau du stator.

La machine synchrone est réversible : elle fonctionne aussi bien en moteur qu'en alternateur.

La vitesse du moteur synchrone est constante et indépendante de la charge et de la tension d'alimentation. On utilise ces moteurs surtout dans l'industrie lourde.

Les alternateurs synchrones triphasés sont utilisés dans la production d'électricité. Ils transforment l'énergie mécanique en énergie électrique avec des puissances très élevées.

Les machines électriques synchrones sont exploitées et utilisées plus particulièrement comme des alternateurs plus que des moteurs.

La machine asynchrone, connue aussi machine à induction, est une machine électrique à courant alternatif sans connexion entre le stator et le rotor. Le terme asynchrone provient du fait que la vitesse de ces machines n'est pas forcément proportionnelle à la fréquence des courants qui les traversent (vitesse du champ tournant).

La machine asynchrone a été concurrencée par la machine synchrone dans les domaines de forte puissance, jusqu'au développement du domaine de l'électronique de puissance.

Elle était à l'origine utilisée en moteur mais, toujours grâce à l'électronique de puissance, elle est de plus en plus souvent utilisée en génératrice. C'est par exemple le cas dans les éoliennes.

b) Machines statiques

Les transformateurs sont aussi classifiés comme des machines électriques mais statiques. Ils permettent de modifier les valeurs de tension et d'intensité du courant délivrées par une source d'énergie électrique alternative, en un système de tension et de courant de valeurs différentes, mais de même fréquence et de même forme.

I.3. Constitution des machines électriques

Les machines électriques tournantes sont constituées généralement d'un Stator et d'un Rotor.

I.3.1. Constitution des machines à courant continu

Les machines électriques à courant continu sont composées de :

- **Le stator ou l'inducteur** : il est formé d'aimant permanent pour les petits moteurs et d'électroaimant pour les moteurs plus puissants. Les aimants permanents ou les électroaimants permettent la création d'un flux magnétique.
- **Le rotor ou l'induit** : il est alimenté par une tension et parcouru par un courant, le circuit électrique appelé induit est obtenu en associant en série des conducteurs logés dans des encoches du rotor.
- **Le collecteur** : il est formé d'un ensemble de lames de cuivre isolées latéralement les unes des autres et disposées suivant un cylindre en bout de rotor.
- **Les balais** : ils permettent l'alimentation électrique de l'induit via le collecteur.

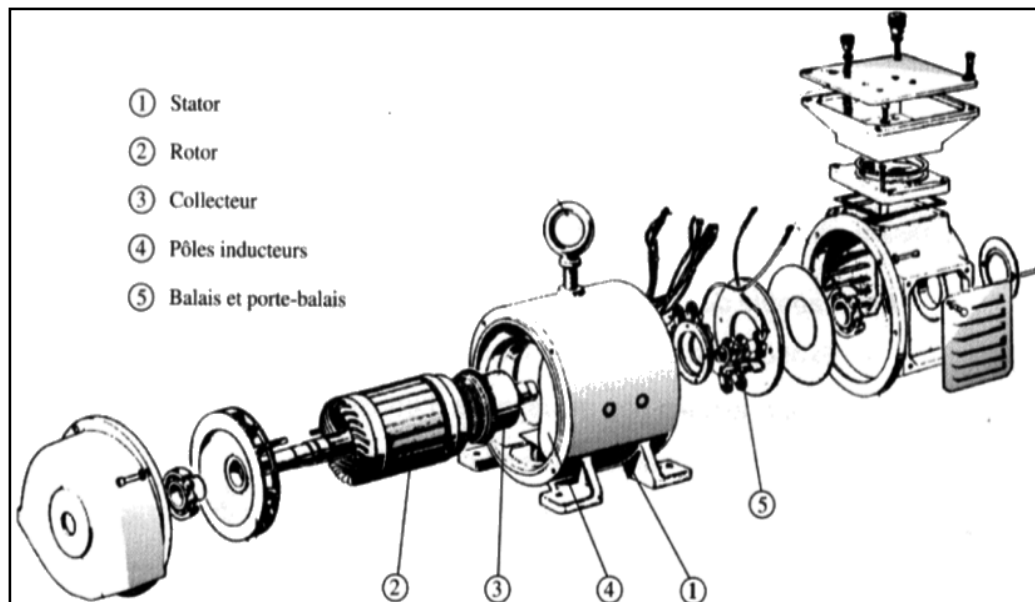


Fig.I.2. Constitution des machines électriques à CC [31]

I.3.2. Constitution des moteurs asynchrones

Les moteurs asynchrones sont constitués de :

a) Stator

Il est constitué de trois enroulements (bobines) parcourus par des courants alternatifs triphasés et possède p paires de pôles.

Les courants alternatifs dans le stator créent un champ magnétique tournant à la vitesse de synchronisme :

$$n_s = \frac{f}{p} \quad (\text{I.1})$$

n_s : vitesse synchrone de rotation du champ tournant en tr/s.

f : pulsation des courants alternatifs en rad/s avec $\omega = 2\pi f$.

p : nombre de paires de pôles.

b) Rotor

Le rotor n'est relié à aucune alimentation. Il est constitué d'une masse métallique dont de l'aluminium pour l'alléger. Il tourne à la vitesse de rotation $n < n_s$.

➤ **Rotor bobiné**

Le rotor est constitué de disques en tôle empilés sur l'arbre de la machine. Ces tôles sont découpées d'une façon inclinée par les encoches sur lesquelles les enroulements rotoriques sont logés. Les extrémités de ces enroulements sont sorties et reliées à des bagues montées sur l'arbre, sur lesquelles frottent des balais en carbone.

Ce type de moteur est utilisé essentiellement dans des applications où les démarrages sont difficiles et/ou nombreux.



Fig.I.3. Rotor bobiné [45]

➤ **Rotor à cage**

Le circuit du rotor est constitué de barres conductrices régulièrement réparties entre deux couronnes métalliques formant les extrémités, le tout rappelant la forme d'une cage.

Bien entendu, cette cage est insérée à l'intérieur d'un circuit magnétique analogue à celui du moteur à rotor bobiné.

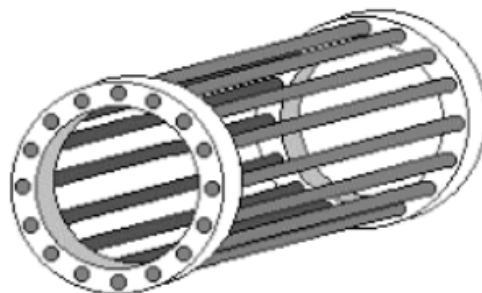


Fig.I.4. Rotor à cage [46]

Si le nombre de barres est suffisamment grand, la cage se transforme automatiquement en un circuit polyphasé de polarité adéquate. C'est la caractéristique des moteurs à rotor à cage d'écureuil.

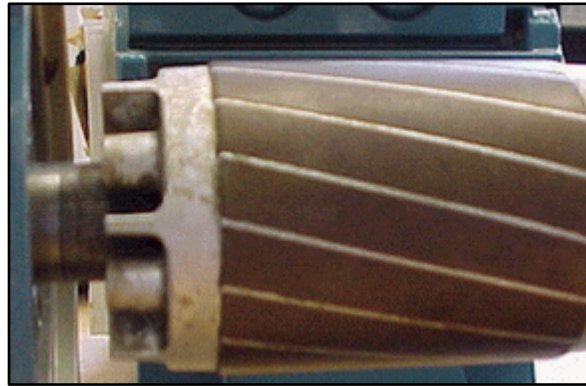


Fig.I.5. Rotor à cage d'écureuil [46]

Ce type de moteur, beaucoup plus aisé à construire que le moteur à rotor bobiné est par conséquent d'un prix de revient inférieur et a une robustesse intrinsèquement plus grande. Pour cette raison, il constitue la plus grande partie du parc des moteurs asynchrones en service. Son inconvénient majeur est qu'il a, au démarrage, de mauvaises performances (courant élevé et faible couple).

➤ **Rotor à double cage**

Le rotor comporte deux cages coaxiales externe et interne. La cage externe est caractérisée par sa résistance relativement élevée, ce qui permet au rotor de supporter les courants de démarrage. La cage interne de faible résistance est parcourue, pendant le régime nominal, par la presque totalité du courant rotorique, ce qui réduit le glissement donc les pertes rotoriques.



Fig.I.6. Rotor à double cage

➤ **Rotor à encoches profondes**

Le rotor à double cage est beaucoup plus difficile à construire que le rotor à simple cage et est donc d'un coût plus élevé. On peut pallier cet inconvénient, tout en gardant une partie de ses avantages, en construisant une cage rotorique simple avec des barres très plates s'enfonçant profondément dans le circuit magnétique.

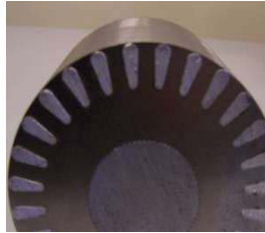


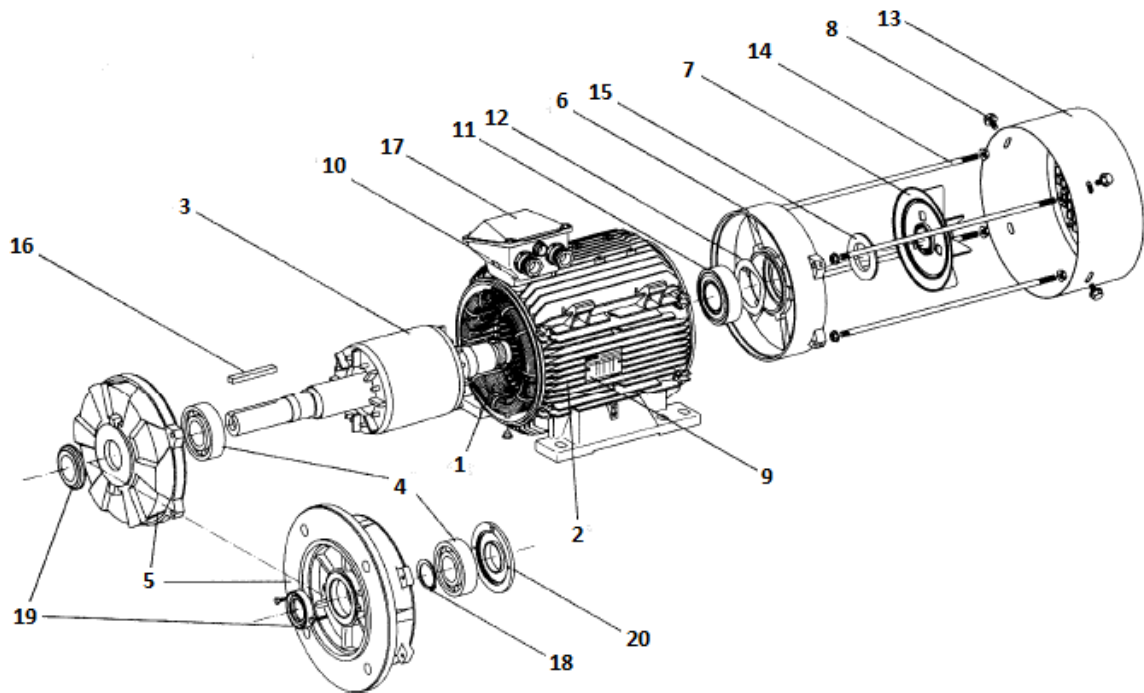
Fig.I.7. Rotor à encoches profondes [46]

c) Entrefer

L'entrefer est l'espace entre le stator et le rotor.

d) *Organes mécaniques*

Le stator autoporteur reçoit de chaque côté un flasque sur lequel le rotor sera positionné grâce à des roulements à billes ou à rouleaux suivant le type de charge (axiale ou radiale). Un ventilateur est placé en bout d'arbre sur le rotor pour le refroidissement de la machine. Il peut être remplacé par une ventilation forcée motorisée pour le refroidissement aux vitesses lentes.



- | | |
|---------------------------------|--|
| 1 : Stator bobiné | 11 : Roulement arrière |
| 2 : Carter | 12 : Rondelle de précharge |
| 3 : Rotor | 13 : Capot de ventilation |
| 4 : Roulement côté accouplement | 14 : Tiges de montage |
| 5 : Flasque côté accouplement | 15 : Joint arrière |
| 6 : Flasque arrière | 16 : Clavette |
| 7 : Ventilateur | 17 : Couvercle de boîte à bornes |
| 8 : Vis de fixation du capot | 18 : Circlips de roulement côté accouplement |
| 9 : Plaque signalétique | 19 : Joint côté accouplement |
| 10 : Corps de boîte à bornes | 20 : Chapeau intérieur côté accouplement |

Fig.I.8. Vue en coupe d'un moteur asynchrone [47]

I.3.3. Constitution des alternateurs synchrones

L'alternateur synchrone est constitué de :

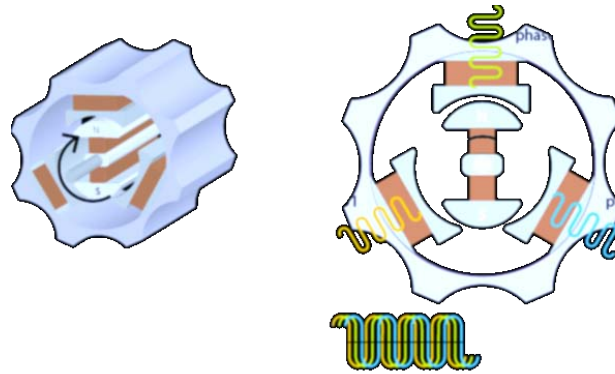


Fig.I.9. Constitution d'un alternateur synchrone [48]

a) Stator

Le stator porte dans des encoches convenablement réparties un enroulement triphasé créant le même nombre de pôles : c'est **l'induit** de la machine.

b) Rotor

Le rotor est constitué d'un enroulement parcouru par un courant d'excitation continu créant un champ magnétique $2p$ polaire. Il possède donc p paires de pôles. C'est **l'inducteur** de la machine.

Le courant continu est amené au rotor par le biais de deux balais fixes frottant sur deux bagues rotoriques.

Suivant la vitesse de rotation, on distingue :

➤ **Rotor à pôles saillants**

On les utilise généralement dans les alternateurs des centrales hydrauliques pour des vitesses réduites (inférieures à 1500 tr/min).

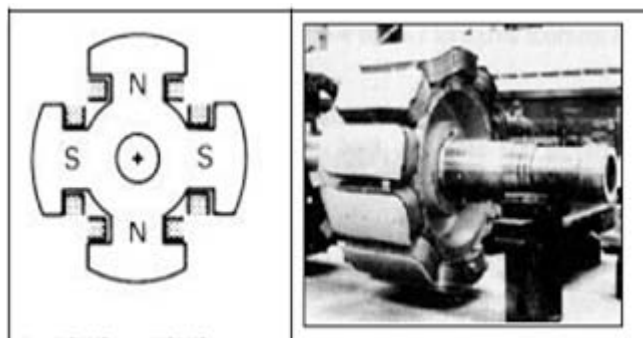


Fig.I.10. Rotor à pôles saillants [49]

➤ **Rotor à pôles lisses**

Cette construction assure une grande robustesse mécanique. Elle est adoptée pour les alternateurs de fortes puissances dont la fréquence de rotation est élevée (de 1500 à 3000 tr/min), associés aux turbines à vapeur (centrales thermiques et nucléaires).

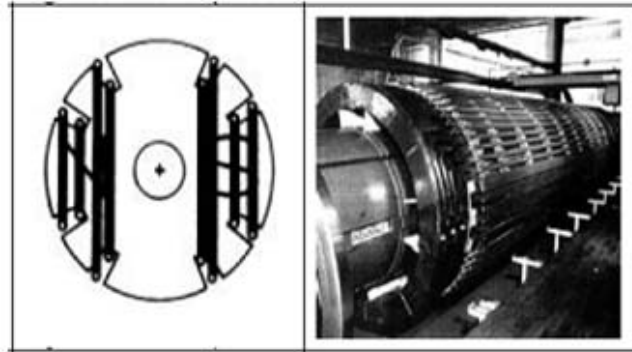


Fig.I.11. Rotor à pôles lisses [49]

➤ **Rotor bobiné**

L'enroulement rotorique est bobiné et alimenté au travers de 2 bagues tournantes et 2 balais.

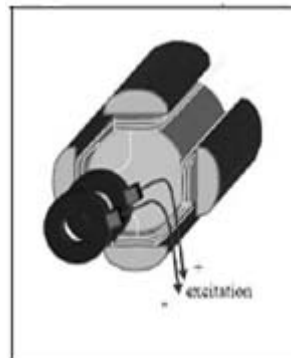


Fig.I.12. Rotor bobiné

➤ **Rotor à aimants permanents**

Plus de bagues et de balais



Fig.I.13. Rotor à aimants permanents [49]

I.3.4. Constitution des transformateurs

Un transformateur comprend trois parties principales (Fig.I.14):

- ① : Le circuit magnétique
- ② : La partie électrique
- ③ : La partie mécanique

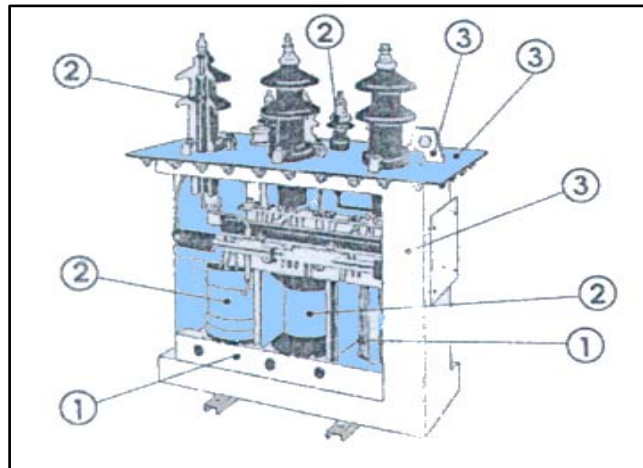


Fig.I.14.Eléments constitutifs d'un transformateur

a) Circuit magnétique

Le rôle du circuit magnétique consiste à :

- Canaliser le flux électromagnétique variable avec le minimum de pertes,
- Supporter les enroulements primaire et secondaire.

Il se compose de trois parties :

- Les noyaux qui portent les enroulements,
- Les culasses qui réunissent les extrémités des noyaux,
- Les joints qui assurent la continuité magnétique de circuit entre les noyaux et les culasses.

Le circuit magnétique peut se présenter sous deux différentes formes (Fig.I.15) :

- Circuit à colonnes : avec deux noyaux relié par deux culasses, les enroulements étant repartis par moitié sur les deux noyaux ;
- Circuit cuirassé : avec un seul noyau central qui porte la totalité des enroulements, le flux se referme par l'intermédiaire des colonnes latérales (deux noyaux latéraux de section plus faible).

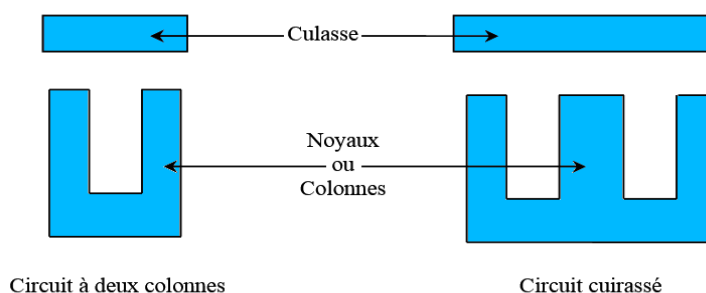


Fig.I.15. Différentes formes de circuit magnétique

b) **Partie électrique**

La partie électrique chargée de :

- Créer dans l'enroulement primaire, alimenté par le réseau d'énergie, le flux électromagnétique.
- Produire dans l'enroulement secondaire la tension destinée à l'utilisation.

Elle est composée par:

- Les enroulements en haute et basse tensions : bobinages,

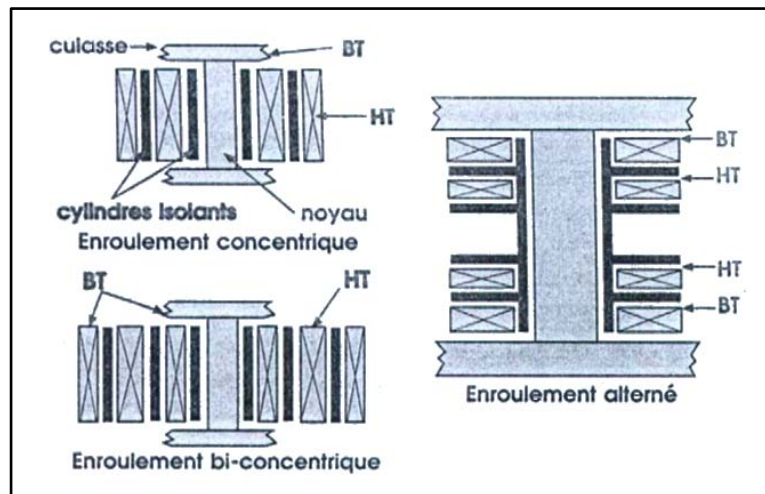


Fig.I.16. Types d'enroulements

- Les organes de liaison avec la périphérie (secteur, réseau d'utilisation) : traversées isolantes,



Fig.I.17.Exemples de traversées isolantes

- Les dispositifs d'ajustement et de réglage de la tension de sortie. Le rôle de **l'ajusteur de tension** est de compenser **les chutes de tension** à travers la modification du nombre de spires du primaire (côté HT hors tension). Par contre, le rôle du **régulateur de tension** est de stabiliser la tension pour les utilisateurs. Ce réglage est fait en charge.

c) Partie mécanique

La partie mécanique destinée à :

- Supporter l'ensemble des constituants ;
- Protéger les parties actives contre tout contact ;
- Maintenir le fluide liquide ou gazeux de refroidissement.

I.4. Classification des défauts des machines électriques

Les machines électriques sont soumises à plusieurs types de défauts. Ces défauts peuvent être classés selon leur nature de causes en deux grandes familles : les défauts à causes internes et les défauts à causes externes.

Les défauts externes sont provoqués par les tensions d'alimentation, la charge mécanique entraînée ainsi que par l'environnement d'utilisation de la machine.

Les défauts internes sont causés par les éléments de la machine (circuits magnétiques, bobinages du stator et du rotor, entrefer mécanique, cage rotorique, etc.).

La Fig.I.18 montre la nature de quelques défauts et leurs causes :

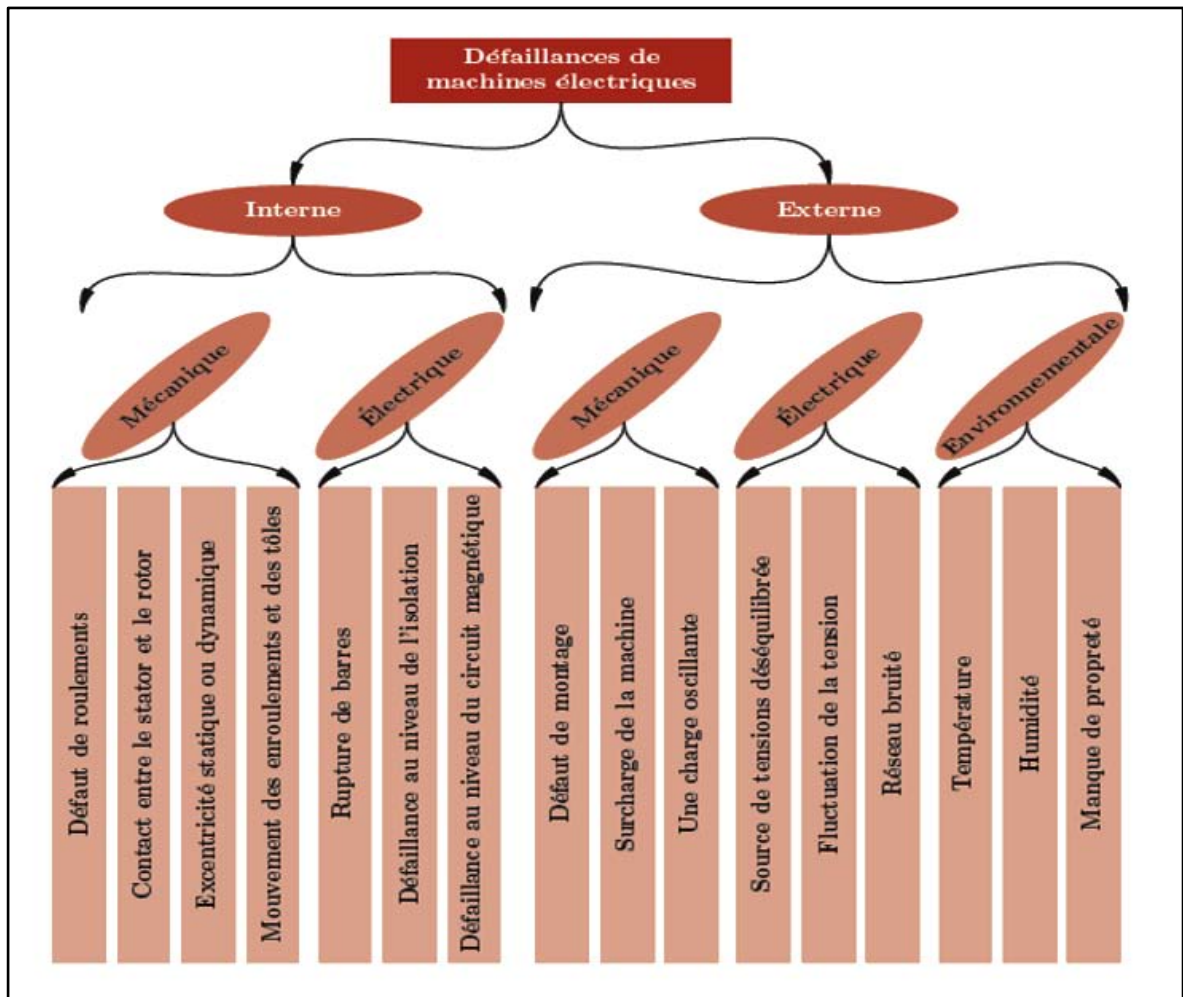


Fig.I.18. Classification des défauts

I.4.1. Défauts dans les machines à courant continu

On constate plusieurs défauts dans les machines à courant continu. Le tableau **Tab.I.1** montre les défauts rencontrés et leurs causes probables :

Tab.I.1. Défauts dans les machines à courant continu

Défaut	Causes probables
Manque de courant d'excitation	Inducteurs coupés Inducteurs en court-circuit
Le moteur ne démarre pas	Coupure dans le rhéostat de démarrage Enroulement induit coupé
Le moteur ne démarre pas en charge et il prend une vitesse exagérée à vide	Affaiblissement ou absence du champ inducteur Défaut d'isolement entre spires
Vitesse différente dans un sens que d'autre	Défaut mécanique au flasque Mauvais calage des balais
Le moteur tourne en sens inverse	Mauvaise connexion de l'induit ou l'inducteur
Rayures, traces d'amorçage, arrachement de matière sur collecteur	Défaut d'alimentation Vibration Mauvais calage de l'induit
Usure rapide des balais	Le moteur vibre
Certains ou tous les balais crachent	Mauvais calage des balais Mauvais état des balais Mauvaise disposition du porte-balais Charbon de qualité non approprié Balais inégalement chargé

I.4.2. Défauts dans les moteurs asynchrones

Les moteurs asynchrones représentent les machines électriques tournantes à courant alternatif les plus utilisés.

Bien que la machine asynchrone soit réputée robuste, elle peut parfois présenter différents types de défauts. Ces défauts se déclarent dans les différentes parties de la machine en commençant par la connexion des phases statoriques et en finissant par l'accouplement mécanique du rotor à la charge. Ces défaillances peuvent être prévisibles ou intempestives, mécaniques, électriques ou magnétiques, et leurs causes sont très variées.

a) Défauts Statoriques

Il existe plusieurs défauts qu'on peut les rencontrer au niveau du stator, à savoir :

- **Vibration du support** : est causée par :
 - Un déséquilibre magnétique,
 - Un mouvement des enroulements,
 - Un déséquilibre de l'alimentation,
 - Une surcharge,
 - Un contact avec le rotor.

- **Un défaut entre le stator et la carcasse** : est causé par :
 - Un écrasement des spires par la carcasse,
 - Le cycle thermique,
 - Une abrasion de l'isolant,
 - Une présence de points anguleux dans les encoches,
 - Un choc ou vibration.

- **Défaut d'isolation** : est causé par :
 - Un endommagement de l'isolant lors de l'insertion des enroulements,
 - Un démarrage fréquent,
 - Une température extrême,
 - Une humidité extrême.

- **Court-circuit inter spires** : est causé par :
 - Une température excessive,
 - Une humidité,
 - Une vibration,
 - Une surtension.

➤ **Court-circuit inter phases** : est causé par :

- Une haute température,
- Une alimentation déséquilibrée,
- Une contrainte d'écrasement au niveau des enroulements.

➤ **Déplacement des conducteurs** : causé par :

- Un choc dû à un défaut,
- Un démarrage fréquent,
- Une vibration des têtes de bobines.

➤ **Défaillance des connecteurs** : est causée par :

- Un écrasement des conducteurs,
- Une vibration excessive.

b) Défauts Rotoriques

Il existe plusieurs défauts qu'on peut les rencontrer au niveau du rotor, à savoir :

➤ **Déséquilibre magnétique** : est causé par :

- Une perte de lubrifiant,
- Une haute température,
- Une charge déséquilibrée.

➤ **Rupture de barres** : est causée par :

- Un déséquilibre magnétique,
- Un régime transitoire à longue durée,
- Une fatigue thermique.

➤ **Défaut du circuit magnétique** : est causé par :

- Une fatigue thermique,
- Une surcharge,

- **Désalignement des roulements** : est causé par :
 - Un défaut de couplage,
 - Une surcharge,
 - Un jeu au niveau des paliers.

- **Désalignement du Rotor** : est causé par :
 - Un déséquilibre magnétique,
 - Un défaut de roulement.

- **Déséquilibre mécanique** : est causé par :
 - Un mouvement des anneaux de court-circuit,
 - Un problème d'alignement.

c) Statistiques

Dans la littérature, plusieurs études statistiques ont été émises concernant les défauts qui peuvent affecter la machine. Une étude statistique est effectuée en 1988, par une compagnie d'assurance allemande de systèmes industriels, sur les pannes des machines asynchrones de moyenne puissance (de 50kW à 200kW), a donné les résultats suivants :

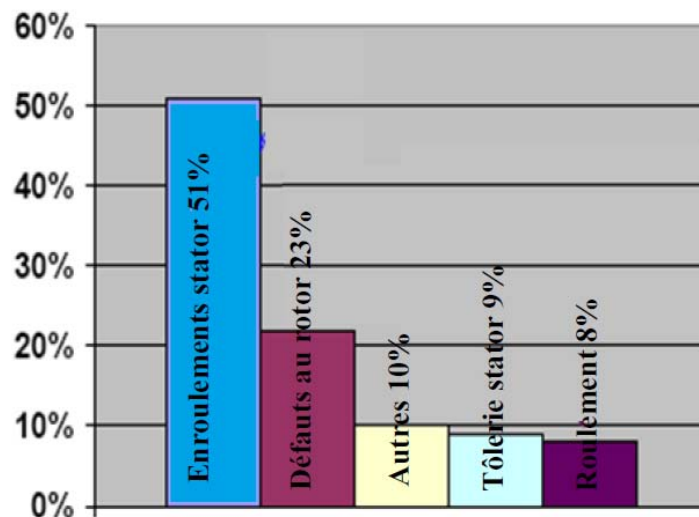


Fig.I.19.Répartition des défauts pour des machines de faibles et moyennes puissances [41]

Une autre étude statistique a été faite sur les machines de grande puissance (de 100kW à 1MW) a donné les résultats suivants:

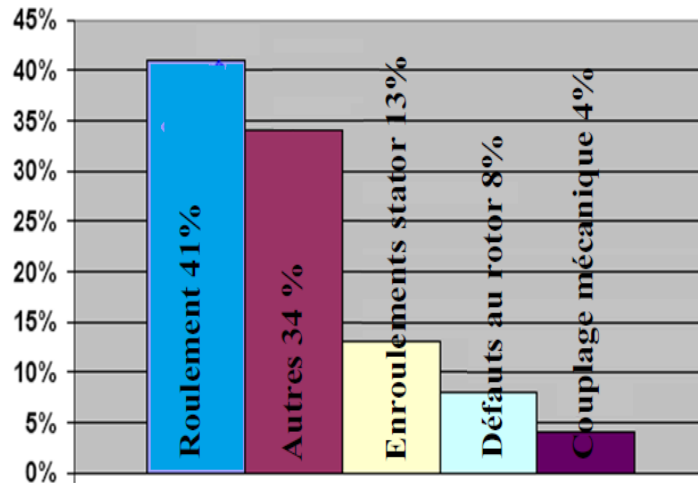


Fig.I.20.Répartition des défauts pour des machines de grandes puissances [41]

I.4.3. Défauts dans les transformateurs

Le fonctionnement sans défaillance des transformateurs de puissance, de tension ou de courant, des disjoncteurs et sectionneurs dépend en grande partie des qualités diélectriques des huiles isolantes.

- Les vibrations et desserrages, outre les conséquences multiples et dangereuses, favorisent l'absorption par l'huile de poussières de toutes sortes.
- L'humidité : une faible augmentation de la teneur en eau fait chuter la rigidité diélectrique.

Les conséquences directes de ces altérations :

- L'efficacité et le rendement du transformateur diminuent,
- Les isolants se carbonisent et leurs capacités diélectriques régressent,
- Les enroulements peuvent être mis en court-circuit,
- La température du noyau accroît sans cesse.

I.5. Conclusion

Dans la 1^{ère} partie de ce chapitre :

Nous avons classifié les machines électriques selon le système utilisé en deux catégories :

- Les machines à courant continu
- Les machines à courant alternatif

Nous avons classifié aussi les machines électriques selon la structure en deux catégories :

- Les machines tournantes (Moteurs synchrones ou asynchrones)
- Les machines statiques(Transformateurs)

Nous avons classifié aussi les machines électriques selon le fonctionnement en deux catégories :

- Les moteurs électriques
- Les générateurs électriques

Dans la 2^{ème} partie de ce chapitre, nous avons vu en détail la constitution de chaque type de machines électriques, toutes les machines tournantes sont constituées principalement de stator (inducteur) et de rotor (induit). Selon le type de rotor se distinguent les machines électriques tournantes. Pour les moteurs asynchrones, il y a les moteurs à rotor bobiné, à rotor à cage, à cage d'écureuil, à double cage et à encoches profondes. Pour les alternateurs synchrones, il y a les alternateurs à rotor à pôles saillants, à pôles lisses, à aimant permanent et à rotor bobiné. Les transformateurs sont constitués généralement d'un circuit magnétique, un circuit électrique et une partie mécanique.

Dans la 3^{ème} partie de ce chapitre, nous avons classifié les défauts des machines électriques en spécifiant la nature du défaut (externe ou interne) pour chaque élément et ces causes probables (électriques, mécaniques, magnétiques ou environnementales).

Vu que l'utilisation des machines électriques est importante dans les installations électriques, il faut qu'ils fonctionnent convenablement sans arrêt non programmé. Pour assurer cette situation, il faut qu'il y ait un système de surveillance et de diagnostic des défauts fiable.

Dans le chapitre suivant, on va entamer les différentes méthodes et techniques de diagnostic des défauts dans les machines électriques.



**METHODES DE
DIAGNOSTIC DES DEFAUTS**

II.1. Introduction

La détection, le diagnostic et la remise en état représentent les trois éléments essentiels à la maîtrise des systèmes industriels.

Dans ce chapitre, nous présentons un état de l'art sur le diagnostic des défaillances dans les machines asynchrones, ensuite nous discutons les différentes méthodes et techniques utilisées dans le diagnostic des défauts.

II.2. Etat de l'art sur les méthodes de diagnostic des défaillances

Les chercheurs s'intéressent au domaine de détection et de diagnostic des défaillances dans les machines électriques depuis plusieurs années à ce jour :

Dans [1,2], l'auteur a développé un modèle analytique de la machine asynchrone commandé par les courants statoriques. En 1977, les auteurs [3], son travail porte sur la modélisation fine de la machine asynchrone avec la commande et l'analyse de la tension.

En 1984, l'auteur [5] a réalisé un modèle analytique d'un moteur asynchrone avec des défauts rotoriques (cassure de barre ou portion d'anneau). L'étude a montré, analytiquement et expérimentalement, la présence de courants inter-barres très importants dans les machines où les impédances des inter-barres sont similaires à celles des barres rotoriques.

En 1985, l'auteur [6] a présenté une étude de fiabilité sur les causes des défauts de machines asynchrones dans les installations électriques.

En 1992, l'auteur [7], a effectué une analyse sur les causes de défaillance au niveau du stator et du rotor d'un moteur asynchrone triphasé à cage d'écureuil. Le même auteur [8] a publié une année plus tard, une analyse sur les défaillances au niveau de roulements.

En 1995, l'auteur [9] a utilisé les réseaux de neurones comme méthode de diagnostic des défauts rotoriques (nombre de barres cassées) de la machine asynchrone. L'auteur [10] a présenté une nouvelle approche de classification à base des réseaux neurones artificiels pour la détection des défauts dans la machine asynchrone par la surveillance du courant statorique. L'auteur [11] a achevé une étude statistique des défauts dans les machines électriques de grande puissance utilisées dans l'industrie pétrochimique.

En 2000, l'auteur [14] a accompli une méthode sur la classification basée sur les réseaux de neurones artificiels pour le diagnostic des défauts dans les moteurs asynchrones.

En 2001, l'auteur [15] a implanté un modèle transitoire de la machine à cage d'écureuil avec défauts rotoriques, en utilisant une approche basée sur le couplage magnétique des circuits électriques.

En 2002, l'auteur [16] a utilisé une approche par estimation paramétrique pour le diagnostic et la surveillance de la machine asynchrone. Il a présenté les différents outils théoriques nécessaires à l'identification et à la modélisation en vue du diagnostic des procédés industriels. Cette méthodologie de surveillance est appliquée expérimentalement au cas élémentaire d'une bobine à noyau de fer. Finalement, il a proposé un modèle de défauts simultanés stator/rotor (court-circuit de spires dans les enroulements, ruptures de barres, etc) pour une surveillance généralisée de la machine.

En 2003, l'auteur [17] a étudié l'influence des défaillances au niveau des trois bras de l'onduleur de tension (défaillances des 06 interrupteurs) sur le fonctionnement de la machine asynchrone. L'auteur [18] a appliqué la reconnaissance de formes (RdF) pour le diagnostic des défauts de la machine asynchrone.

En 2004, l'auteur [19] a développé, pour le diagnostic et la surveillance de la machine asynchrone en absence et en présence de défaillances, un modèle basé sur le couplage magnétique des circuits électriques. Trois méthodes de diagnostic sont présentées, pour détecter la présence du défaut au sein de la cage rotorique (cassure de barres). La première est basée sur l'analyse du spectre fréquentiel du courant statorique. La deuxième méthode utilise l'information donnée par la phase du spectre du courant statorique. La troisième emploie l'information donnée par la phase de la transformée de Hilbert du module du spectre du courant statorique. Les résultats obtenus par les 3 méthodes de diagnostic proposées sont validés expérimentalement. L'auteur [21] a proposé un système d'identification et de classification des défauts de la machine asynchrone. Ce système est basé sur les réseaux de neurones à base de fonction radiale (RBF). Le système développé par cet auteur permet la détection des défauts électriques et mécaniques de la machine asynchrone.

En 2006, l'auteur [22] a proposé une méthode de sélection des paramètres basée sur un algorithme génétique. Il permet une réduction notable de la dimension de ce vecteur sans perte sensible d'information. L'auteur [23] a présenté un nouveau modèle d'estimation sans capteurs des grandeurs non accessibles de la machine asynchrone en vue de la commande et la surveillance, en se basant sur les techniques de l'intelligence artificielle, telle que les réseaux de neurones artificiels et les réseaux neuro-flous. En outre, il a donné la notion de filtres de Kalman étendus neuro-flous pour l'estimation des paramètres internes de la MAS.

L'auteur [24] a introduit dans son travail une nouvelle méthode basée sur la représentation temps fréquence optimale, dite "dépendante de la classe du signal (DCS)" dont le plan d'ambiguïté est lissé par un noyau conçu spécialement afin de réaliser une séparation maximale entre la classe de défaut et la classe de la machine saine. La séparation de classes est réalisée par le contraste de Fisher, basée sur la compacité et la séparabilité des classes. Le critère d'affectation ou du classement d'un nouveau signal est basé sur la distance Mahalanobis et le modèle de Markov caché.

En 2007, l'auteur [25] a réalisé un travail sur le diagnostic des machines électriques par analyse du champ magnétique de fuite : application à l'identification de défauts rotoriques d'un alternateur à vide. L'objectif était la réalisation d'un démonstrateur permettant d'établir la pertinence du diagnostic des machines électriques par mesure de leur champ magnétique de fuite. L'auteur [26] a utilisé la méthode de reconnaissance de forme pour diagnostiquer les défauts des machines asynchrones. Il a créé des défauts au rotor et au stator de la machine asynchrone, alimentée soit à partir du réseau, soit par le biais d'un onduleur de tension. Il a utilisé pour détecter les défauts, la règle des k - plus proches voisins comme procédure de décision et le calcul direct des frontières. Pour le diagnostic, il a appliqué la méthode de la reconnaissance des formes à l'aide des algorithmes montrant leurs l'efficacité de l'application. L'auteur [27] a élaboré un outil de détection et de diagnostic des tableaux électriques, basé principalement sur la mesure de la température. Il a utilisé pour la détection deux méthodes, la première à base de modèle mathématique d'un tableau électrique saint, la deuxième est la méthode des réseaux neurones. Pour le diagnostic, il a utilisé la méthode des réseaux Bayésiens. L'auteur [28] a présenté le diagnostic et la surveillance des processus complexes par la méthode des réseaux Bayésiens. L'auteur a traité les approches pour la détection, le diagnostic et la remise en état de n'importe quel système industriel. Les méthodes à base des modèles analytiques, à base des connaissances (systèmes experts, AMDE, AMDEC et arbre de défaillances) et à base de données (les approches par cartes de contrôle, par analyse en composantes principales et par projection dans les structures latentes, les k plus proches voisins, les arbres de décisions, les machines à vecteurs supports, les réseaux de neurones et les réseaux Bayésiens) sont très bien expliquées et comparées. En fin, l'auteur a montré que les réseaux Bayésiens sont les plus adaptés aux problèmes de la surveillance à base de données.

En 2009, l'auteur [29] a traité le problème de surveillance en ligne de défaillances électriques dans les entrainements électriques à base de machines synchrones à aimants permanents (MSAP) par une méthode de suivi paramétrique. Dans ce contexte, l'auteur a proposé une approche par identification faisant appel à un modèle diphasé spécifique appelé « le repère de Park à courants orientés ».

En 2012, l'auteur [32] a proposé une nouvelle méthode non invasive de diagnostic des défauts au stator, qui ne nécessite pas la connaissance d'un état antérieur supposé sain de la machine, appelée « méthode globale ». Pour les défauts rotor, une nouvelle signature est proposée. Il a exploité comme grandeur physique le champ magnétique de dispersion mesuré à l'extérieur de la machine et plus particulièrement ses variations spatiales. L'auteur [33] a traité la thématique de la surveillance et du diagnostic des défauts de la machine asynchrone triphasée à cage d'écureuil. Dans ce contexte, l'auteur a proposé deux approches de détection de défaut par la surveillance du courant statorique en l'occurrence l'approche signal et l'approche système. L'approche signal consiste à mettre en œuvre des techniques et des méthodes de traitement et d'analyse du signal. L'approche système, par contre, permet une automatisation complète de la procédure de diagnostic des défauts depuis l'acquisition et le traitement des données jusqu'à la prise de décision. L'auteur [34] a utilisé pour la prédiction d'avaries et la maîtrise du comportement dynamique des rotors dans les machines tournantes, la méthode d'analyse vibratoire et la thermographie. Pour la prise de décision, il a utilisé la méthode des réseaux Bayésiens.

En 2014, l'auteur [35] a étudié un système de commande en présence d'un défaut rotorique (cassure des barres rotoriques) ainsi que la modélisation de la machine asynchrone multi enroulements avec entraînement à vitesse variable. La commande par logique floue a été utilisée pour commander la machine asynchrone en présence de défauts rotoriques. L'auteur [36] a utilisé les différentes architectures des réseaux de neurone pour analyser, prédire et modéliser un équipement sensible ECG.

En 2015, l'auteur [37] a déclaré que l'estimation spectrale est généralement effectuée à l'aide de techniques classiques telles que le périodogramme (FFT) ou ses extensions dont ils présentent plusieurs inconvénients car leur résolution en fréquence est limitée et des algorithmes de post-traitement supplémentaires sont nécessaires pour extraire un critère de détection de défaut pertinent. Par conséquent, il a proposé un nouvel estimateur spectral paramétrique qui exploite pleinement les fréquences sensibles aux défauts. La technique proposée est basée sur l'estimateur du maximum de vraisemblance et offre des capacités de haute résolution. Sur la base de cette approche, un critère de défaut est dérivé pour détecter plusieurs types de défaut. L'auteur [38] a été introduit un système de modélisation floue comme technique de détection ou de diagnostic des défauts dans un moteur asynchrone. Les courants statoriques ont été introduits en tant qu'entrées de l'identificateur flou. Le temps a été introduit comme nouveau paramètre pour la prédiction précoce de différents défauts. Des travaux expérimentaux ont été menés pour vérifier l'efficacité de la technique intelligente proposée pour

la détection et le diagnostic des défauts pour les cycles de fonctionnement adoptés ; une correspondance entre les résultats simulés et expérimentaux a été atteinte. L'auteur [39] a proposé un système permettant l'acquisition des données de fonctionnements d'une machine industrielle, pour pouvoir construire un outil d'aide au diagnostic basé sur l'exploitation des données massives issues de plusieurs capteurs embarqués sur la machine. Cet outil permet le diagnostic des défaillances qui peuvent surgir sur le système observé en utilisant des réseaux Bayésiens générés par les algorithmes d'apprentissage. L'auteur [40] a présenté un aperçu sur les applications des réseaux Bayésiens dans les domaines incertains.

En 2017, l'auteur [41] a présenté une nouvelle méthode de diagnostic des défauts rotoriques dans un moteur asynchrone triphasé avec variation de la charge. Cette nouvelle méthode est basée sur la déformation provoquée au niveau des pôles du champ magnétique d'un moteur si une barre est cassée. Le flux magnétique est mesuré à l'aide d'un capteur de type bobiné. L'auteur [42] a réalisé une étude comparative des méthodes de détection et de diagnostic des quatre principaux défauts dans les moteurs à induction. Il a présenté brièvement les méthodes publiées jusqu'au 2010, tandis qu'il a se concentré sur les techniques publiées à partir de 2010 jusqu'au 2016.

En 2019, l'auteur [43] a proposé une méthode robuste pour la détection et l'isolement des défauts d'enroulement statoriques et rotoriques dans un moteur asynchrone à cage d'écureuil. Il a établi un modèle dynamique pour moteur à induction en cage d'écureuil dans le système de coordonnées d-q, incluant le défaut de barre de rotor cassé et le défaut de court-circuit de rotation. Une étude expérimentale montre que le modèle de détection et d'isolation développé, fournit une sensibilité élevée et une isolation précise aux défauts d'enroulement rencontrés.

En 2020, l'auteur [44] a passé en revue les méthodes de surveillance à base de signal pour la détection et le diagnostic des défauts dans les moteurs asynchrones.

II.3. Surveillance des machines électriques

L'objectif de surveiller une machine est de réduire ou de faire disparaître les causes qui provoquent des défaillances (ou défauts) dans cette dernière.

La surveillance consiste, donc, à suivre le comportement de la machine, elle commence par la détection et se termine par un diagnostic (prise de décision).

II.3.1. Détection

Dans cette phase, on conclut la naissance d'un défaut en se basant sur l'observation de l'état du régime de fonctionnement de la machine. Cette opération est essentielle dans la surveillance puisque réellement, l'objectif n'est pas seulement de détecter le défaut, mais c'est la rapidité de détection.

Donc, il est nécessaire de placer un système de détection capable d'affirmer la présence ou non d'un défaut d'une façon rapide. Mais, le fait de savoir qu'un défaut est apparu dans la machine ne permet pas de savoir quelle est sa nature : ceci va être le rôle de la phase de diagnostic.

II.3.2. Diagnostic

Dans cette phase, la cause du défaut, déjà détecté dans la phase précédente, sera validée, c'est à dire la détermination de tous les paramètres caractérisant ce défaut (type, emplacement, amplitude et durée).

Le système de diagnostic fonctionne sur deux étapes, la première étape est l'identification des causes probables liées au défaut, la deuxième étape est la décision dans laquelle le système de diagnostic va trancher sur la validation du défaut.

II.4. Classification des méthodes de diagnostic

D'après la section précédente, le système de diagnostic reçoit plusieurs informations de la part du système de détection, dont il faut avoir une méthode adéquate pour faire l'identification et prendre des décisions. On classe ces méthodes en trois familles [28]:

- Les méthodes à base de modèles analytiques,
- Les méthodes à base de connaissances,
- Les méthodes basées sur les données.

II.4.1. Les méthodes à base de modèles analytiques

Les méthodes à base de modèles analytiques utilisent un modèle décrit par des relations mathématiques représentant les différentes relations physiques du système qui découlent de l'application de lois fondamentales de divers domaines.

II.4.2. Les méthodes à base de connaissances

Dans l'absence d'un modèle analytique, la solution est l'utilisation des méthodes à base de connaissances humaines disponibles. On peut notamment citer quelques techniques :

a) Systèmes experts

Le système expert est un outil capable de reproduire les connaissances d'un expert dans son domaine. Il est classé parmi les techniques de l'Intelligence Artificielle [30].

Un système expert est composé de :

- Base de connaissances (bases de règles et/ou bases des faits),
- Moteur d'inférence,
- Interface avec l'utilisateur,
- Interface avec l'expert.

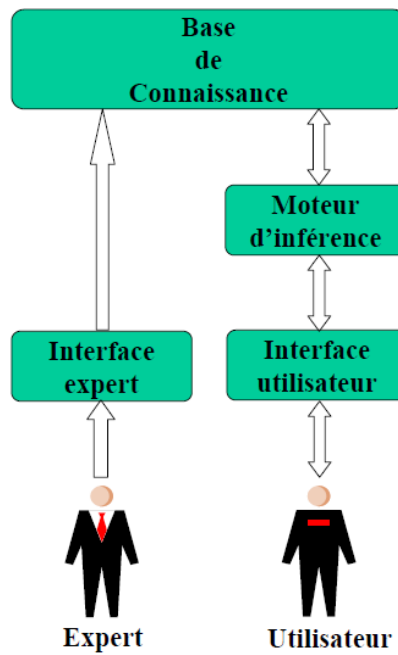


Fig.II.1. Schéma d'un système expert [28]

Le système expert à des avantages :

- Utilisation d'une base de données existante chez les experts,
- La présence de l'expert humain n'est pas obligatoire puisqu'il est remplacé par une base de connaissances.

L'inconvénient de cette méthode est la difficulté de réaliser une base de données auprès des experts lorsque le système à diagnostiquer est de grandes tailles. Pour cette raison, l'utilisation des systèmes experts est limitée dans la pratique.

b) Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets (AMDE)

Cette technique et comme son nom l'indique, est utilisée pour analyser un système, composant par composant. Cette analyse englobe les modes de défaillances et leurs effets directs sur le système à diagnostiquer. La saisie de l'ensemble de ces informations dans une table constitue la base de connaissances du système étudié.

Cette technique a les mêmes avantages et inconvénients que celle des systèmes experts.

c) Analyse des Modes de Défaillance et de leurs Effets et de leurs criticités (AMDEC)

Lorsqu'on renforce la technique AMDE par une étude de la criticité, on aura AMDEC. L'étude de criticité détermine, à travers les trois notions de la gravité des différents modes, la fréquence d'apparition des défaillances et le nombre de détection de chaque défaillance, les modes de défaillances les plus critiques.

L'enregistrement de toutes ces informations dans une table détermine la base des connaissances que le système de diagnostic l'exploite en cas de défaut, et il va réagir rapidement.

Les inconvénients de cette méthode sont :

- L'impossibilité d'utilisation lorsque le système à diagnostiquer est complexe,
- L'impossibilité de réagir lorsque les causes des défaillances (défauts) sont combinées.

d) Les arbres de défaillances

L'arbre de défaillances est une méthode déductive, qui fournit une démarche systématique pour identifier les causes d'un événement unique intitulé événement redouté. Le point de départ de la construction de l'arbre est l'événement redouté lui-même (également appelé événement sommet). Il est essentiel qu'il soit unique et bien identifié. À partir de là, le principe est de définir des niveaux successifs d'événements tels que chacun est une conséquence d'un ou plusieurs événements du niveau inférieur. La démarche est la suivante : pour chaque événement d'un niveau donné, le but est d'identifier l'ensemble des événements immédiats nécessaires et suffisants à sa réalisation. Des portes logiques permettent de définir précisément les liens entre les événements des différents niveaux [4].

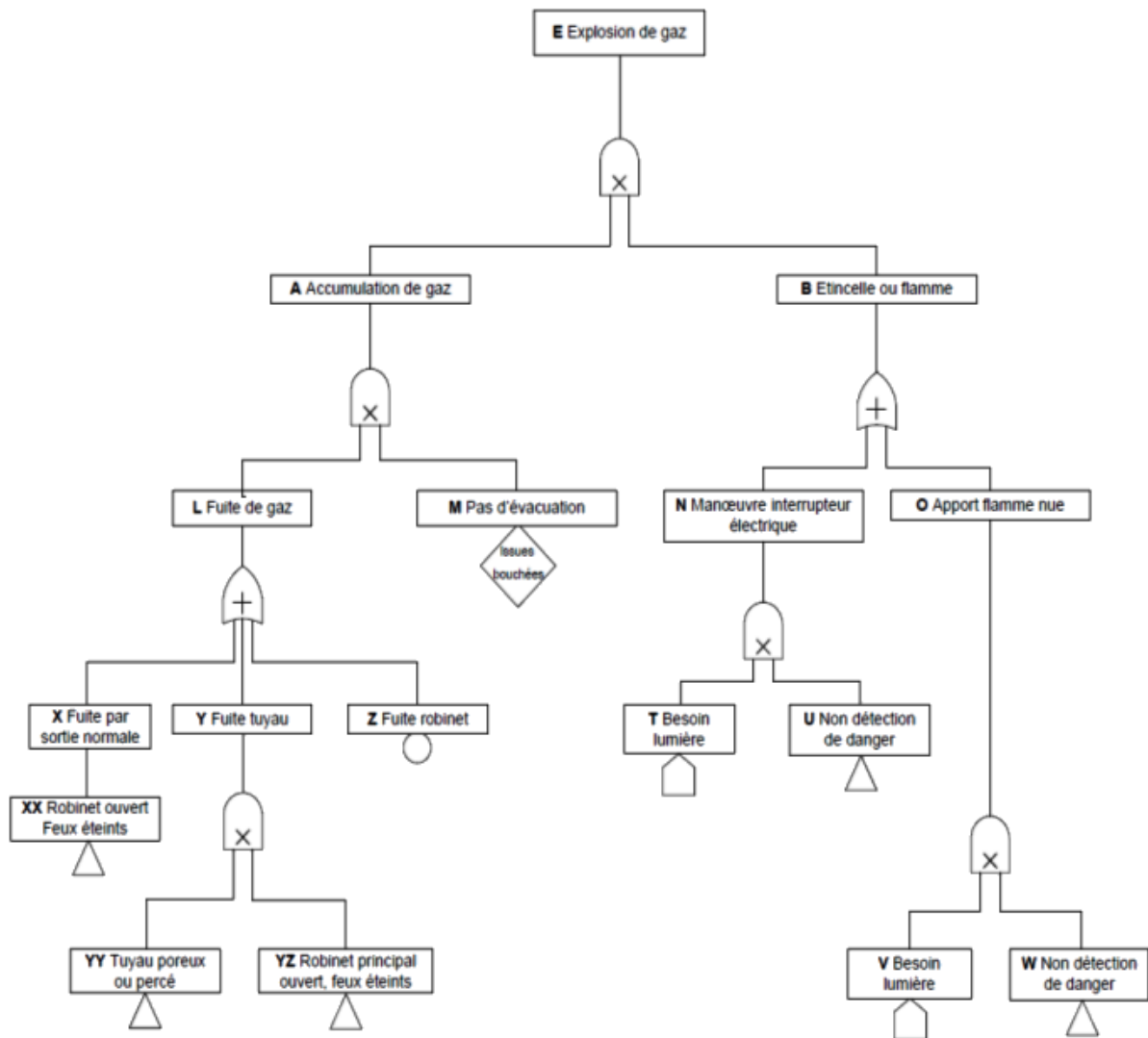


Fig.II.2. Exemple d'arbre de défaillances [28]

Le processus déductif est poursuivi niveau par niveau jusqu'à ce que les experts ne jugent pas nécessaire de décomposer des événements en combinaisons d'événements de niveau inférieur, notamment parce qu'ils disposent d'une valeur de la probabilité d'occurrence de l'événement analysé. Ces événements non décomposés de l'arbre sont appelés événements élémentaires (ou événements de base).

Cette méthode présente les mêmes avantages et inconvénients que l'AMDEC.

II.4.3. Les méthodes basées sur les données

Actuellement, la plupart des systèmes industriels sont de plus en plus automatisés, permettant la récupération de plusieurs données, ce qui nous oriente vers les méthodes basées sur les données. Le diagnostic peut se voir comme la tâche de classer un nouvel individu déclaré hors contrôle dans une des classes du système. Parmi les classifieurs les plus connus, on peut citer :

a) **K-plus proches voisins**

Dans ce cadre, on dispose d'une base de données d'apprentissage constituée de N couples « entrée-sortie ». Pour estimer la sortie associée à une nouvelle entrée x , la méthode des K -plus proches voisins consiste à prendre en compte (de façon identique) les K échantillons d'apprentissage dont l'entrée est la plus proche de la nouvelle entrée x , selon une distance à définir. La zone des K -voisins les plus proches est déterminée à l'aide d'un algorithme qui fait le calcul de distance entre tous les individus et chaque objet dans le groupe.

Les avantages de cette méthode sont :

- Simplicité, pas d'apprentissage d'un modèle,
- Disposition des individus de la base reste inchangée,
- Bonnes performances en général.

Les inconvénients de cette méthode sont :

- Choix de la taille du voisinage est difficile,
- Difficulté dans l'interprétation d'un classement proposé,
- Exigence de garder sous la main la base de données,
- Passage en revue de tous les individus de la base,
- Sensibilité à la dimensionnalité (et aux variables non pertinentes).

b) Arbre de décisions

L'apprentissage par arbre de décision est une méthode classique en apprentissage automatique. Son but est de créer un modèle qui prédit la valeur d'une variable-cible depuis la valeur de plusieurs variables d'entrée.

Une des variables d'entrée est sélectionnée à chaque nœud intérieur (ou interne, nœud qui n'est pas terminal) de l'arbre selon une méthode qui dépend de l'algorithme. Chaque arête vers un nœud-fils correspond à un ensemble de valeurs d'une variable d'entrée, de manière que l'ensemble des arêtes vers les nœuds-fils couvrent toutes les valeurs possibles de la variable d'entrée.

Chaque feuille (ou nœud terminal de l'arbre) représente soit une valeur de la variable-cible, soit une distribution de probabilité des diverses valeurs possibles de la variable-cible. La combinaison des valeurs des variables d'entrée est représentée par le chemin de la racine jusqu'à la feuille.

L'arbre est en général construit en séparant l'ensemble des données en sous-ensembles en fonction de la valeur d'une caractéristique d'entrée. Ce processus est répété sur chaque sous-ensemble obtenu de manière récursive, il s'agit donc d'un partitionnement récursif.

La répétition est achevée à un nœud soit lorsque tous les sous-ensembles ont la même valeur de la caractéristique-cible, ou lorsque la séparation n'améliore plus la prédiction. Ce processus est appelé induction descendante d'arbres de décision, c'est un algorithme glouton puisqu'on recherche à chaque nœud de l'arbre le partage optimal, dans le but d'obtenir le meilleur partage possible sur l'ensemble de l'arbre de décision. C'est la stratégie la plus commune pour apprendre les arbres de décision depuis les données.

En fouille de données, les arbres de décision peuvent aider à la description, la catégorisation ou la généralisation d'un jeu de données fixé.

L'ensemble d'apprentissage est généralement fourni sous la forme d'enregistrements du type :

$$(x, Y) = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_k, Y) \qquad \mathbf{II.1}$$

La variable **Y** désigne la variable-cible que l'on cherche à prédire, classer ou généraliser.

Le vecteur **x** est constitué des variables d'entrée **x₁, x₂, x₃** etc. qui sont utilisées dans ce but.

Les avantages de cette méthode sont :

- La simplicité de compréhension et d'interprétation,
- Le modèle peut gérer à la fois des valeurs numériques et des catégories,
- Il est possible de valider un modèle à l'aide de tests statistiques, et ainsi de rendre compte de la fiabilité du modèle,
- Performant sur de grands jeux de données : la méthode est relativement économique en termes de ressources de calcul,

Les inconvénients de cette méthode sont :

- L'apprentissage par arbre de décision peut amener des arbres de décision très complexes, qui généralisent mal l'ensemble d'apprentissage,
- Certains concepts sont difficiles à exprimer à l'aide d'arbres de décision. Dans ces cas, les arbres de décision deviennent extrêmement larges,
- Lorsque les données incluent des attributs ayant plusieurs niveaux, le gain d'information dans l'arbre est biaisé en faveur de ces attributs.

c) **Logique floue**

En logique classique, les décisions sont binaires : soient vraies, soient fausses. C'est sur ce point que la logique floue va se distinguer de la logique classique. En logique floue, une décision peut être à la fois vraie et fausse en même temps, avec un certain degré d'appartenance à chacune de ces deux croyances.

Par exemple, considérons ces deux règles d'inférences :

- Si l'objet est à moins de 20 mètres, alors il est proche
- Si l'objet est à plus de 20 mètres, alors il est loin

En logique classique, un objet ne pourra être que proche ou que loin. Si la distance à l'objet est de 19 mètres, alors celui-ci sera proche. En logique floue par contre, l'objet sera à la fois proche et loin en même temps. Ici, l'objet qui se situe à 19 mètres, sera par exemple proche à 60% et loin à 40%.

On se rend compte qu'en logique floue, un fait n'a plus une appartenance stricte à une croyance, mais une appartenance "floue".

La logique floue permet de raisonner non pas sur des variables numériques, mais sur des variables linguistiques, c'est-à-dire, sur des variables qualitatives (grand, petit, moyen, loin, près, fort, etc.). Le fait de raisonner sur ces variables linguistiques va permettre de pouvoir manipuler des connaissances en langage naturel. Tout ce que l'on a à rentrer au système, ce sont des règles d'inférences exprimées en langage naturel.

Il y a donc un avantage certain à travailler en logique floue. Cette méthode est très utile lorsque l'on se trouve confronté à des systèmes qui ne sont pas, ou difficilement modélisable. De même, cette méthode est très avantageuse si l'on possède un bon niveau d'expertise humaine. En effet, il faut fournir au système flou toute une base de règle exprimé en langage naturel pour permettre de raisonner et de tirer des conclusions. Plus l'expertise humaine d'un système est importante et plus on est capable d'ajouter des règles d'inférences au système.

La logique floue permet donc de contrôler des systèmes complexes non forcément modélisable de façon "intuitive". Néanmoins, cette méthode présente divers inconvénients. Tout d'abord, le fait d'exprimer ses connaissances sous la forme de règles en langage naturel (et donc qualitative) ne permet pas de prouver que le système aura un comportement optimal. Tous les réglages que le programmeur doit entrer au système se fait de façon totalement ad-hoc. Cette méthode ne peut donc pas garantir que le système soit stable, précis ou optimal, ni même qu'elle ne peut garantir que les règles entrées par le programmeur ne soient pas contradictoires.

C'est une méthode ad-hoc basée sur le savoir qu'un humain peut acquérir sur un système. Les performances sont donc mesurées a posteriori et ne peuvent être calculées a priori. Les réglages se font donc par essais/erreurs.

d) Réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurone artificiel RNA est un modèle mathématique qui tente à simuler la structure et les fonctionnalités des réseaux de neurones biologiques.

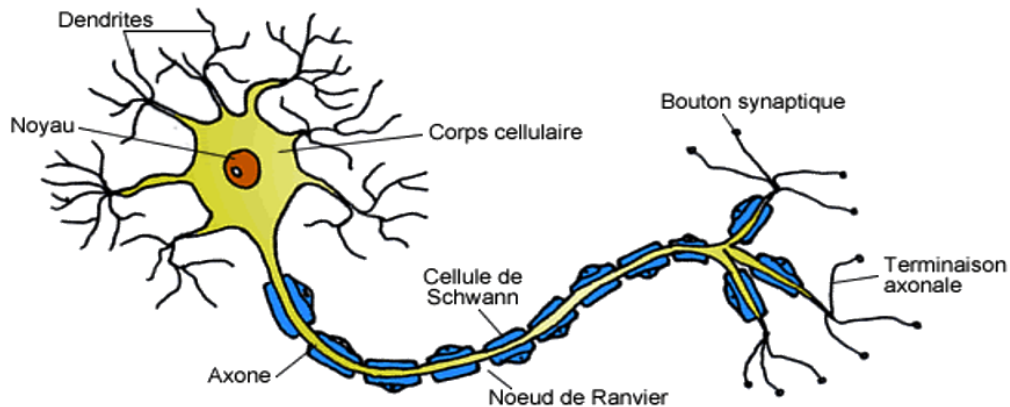


Fig.II.3. Neurone biologique

Un neurone biologique est le bloc de construction de base de réseaux de neurones biologiques qui comprend le cerveau, la moelle épinière et les ganglions périphériques.

Le neurone artificiel est un composant de base dans tous les réseaux de neurones artificiels (voir Fig.II.4). Sa conception et ses fonctionnalités sont inspirées d'un neurone biologique.

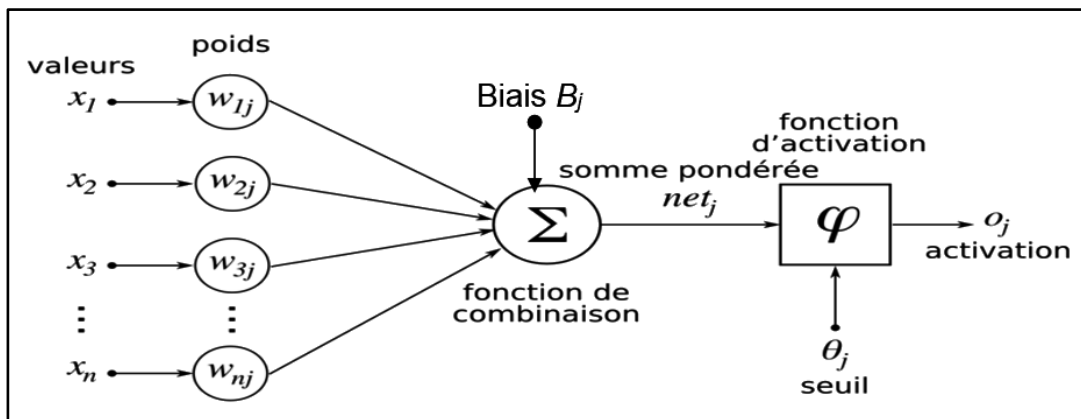


Fig.II.4. Structure d'un neurone artificiel

Un tel modèle comporte trois ensembles de règles simples : la multiplication, l'addition et l'activation. Les entrées du neurone artificiel sont pondérées ce qui signifie que chaque valeur d'entrée est multipliée par le poids qui lui était assigné. Elle existe aussi la fonction somme qui additionne toutes les entrées pondérées et les biais. A la sortie du neurone artificiel, la somme des entrées préalablement pondérées et les biais sont passées à travers la fonction d'activation.

En revanche, dans le cas des neurones artificiels, l'information entre dans le corps d'un neurone artificiel par l'intermédiaire des entrées qui sont pondérées (chaque entrée peut être individuellement affectée à un poids). Le neurone artificiel additionne ensuite les entrées pondérées et les biais, et il les transforme à l'aide d'une fonction de transfert. Enfin, le neurone artificiel transmet les informations traitées par sa sortie [36]:

$$O_i(t) = \varphi_i\left(\sum_{i=0}^k w_i(t) \cdot x_i(t) + b\right) \tag{II.2}$$

$x_i(t)$ est la valeur d'entrée au temps t où i va de 0 à k ,

$w_i(t)$ est la valeur du poids au temps t où i va de 0 à k ,

b est le biais,

φ_i est la fonction de transfert,

$O_i(t)$ est la valeur de la sortie au temps t .

La structure générale d'un réseau de neurones utilisée pour le diagnostic des systèmes est, généralement, constituée de 3 couches : une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie (voir Fig.II.5).

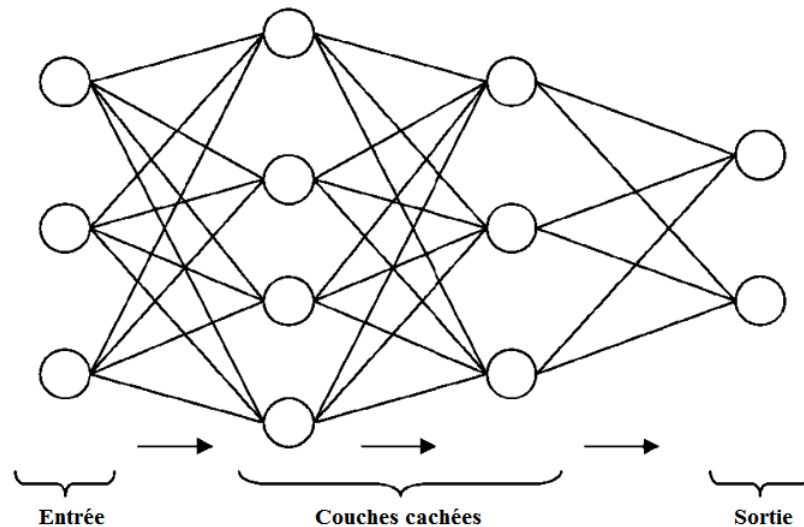


Fig.II.5. Réseau de neurones artificiel

Les applications des RNA dans le cas du diagnostic automatique montrent que grâce à la capacité de généralisation de cette technique, les résultats sont satisfaisants. Les inconvénients avec les RNA sont le temps d'apprentissage et la difficulté d'interprétation de la structure des classes. Cette interprétation est, souvent, nécessaire dans l'implémentation d'une technique de classification pour le diagnostic [32].

e) Systèmes adaptatifs flous

Les systèmes flous adaptatifs utilisent les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones artificiels (RNA) ou la force d'optimisation d'algorithmes génétiques pour ajuster le jeu de paramètres système afin d'améliorer les performances du système intelligent en fonction de connaissances préalables.

Certaines applications des systèmes flous et adaptatifs-flous au diagnostic des pannes motrices [12, 13] proposent les étapes suivantes :

- Évaluation des indices de performance à l'aide de variables linguistiques ;
- Prédiction d'un fonctionnement anormal et localisation de l'élément défectueux ;
- Utilisation de l'expertise humaine comme les règles fuzzy « *if-then* »;
- Modélisation du système, la cartographie non linéaire et l'optimisation des paramètres de système de diagnostic par le biais de systèmes flous adaptatifs ;
- Classification et pronostic des défauts.

Le schéma conceptuel de la structure de détection RNA/LF de défauts d'un moteur électrique peut être illustré à la **Fig.II.6** :

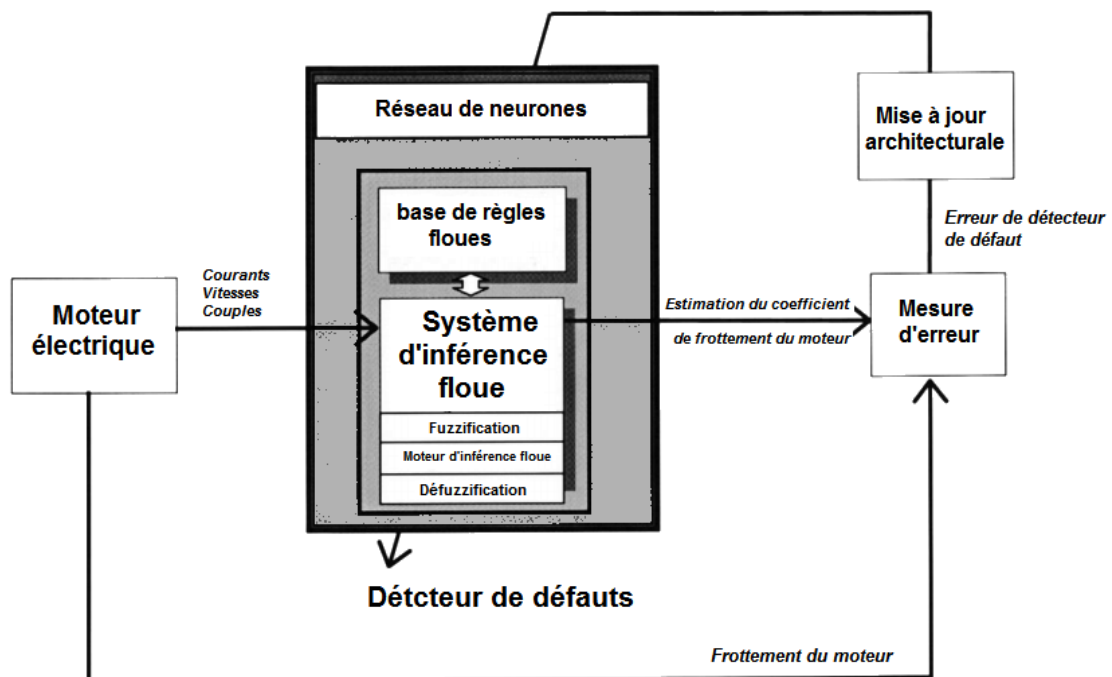


Fig.II.6. Schéma conceptuel de la structure de détection RNA/LF de défauts d'un Moteur électrique

II.5. Réseaux Bayésiens

Un réseau Bayésien est un outil similaire à l'arbre de défaillances, mais plus souple et plus efficace. Il faut noter que les possibilités de modélisation offertes par arbre de défaillances, l'une des techniques les plus connus pour l'analyse de la sûreté de fonctionnement, peuvent être étendues en s'appuyant sur les réseaux Bayésiens.

En outre, les réseaux Bayésiens permettent de représenter les dépendances locales et d'effectuer des analyses des variables (des données) à l'aide des connaissances des experts, à la fois, pour le diagnostic et pour la prédiction.

Les réseaux Bayésiens sont des modèles graphiques, probabilistes et novateurs pour la représentation des liaisons entre les variables aléatoires sachant leurs dépendances ou leurs indépendances conditionnelles. La représentation des variables est asymétrique.

Le réseau Bayésien modélise bien les relations causales entre les variables qui nous aident au diagnostic.

Le développement des réseaux Bayésiens se base sur les lois de probabilités et statistiques.

II.6. Comparaison entre les méthodes de diagnostic

Tab.II.1. Comparaison entre les méthodes de diagnostic [28]

Classifieur	Séparateurs à vaste marge	k plus proches voisins	Arbres de Décision	Réseaux de neurones	Analyses discriminante	Mélanges de gaussiennes	Réseaux bayésiens
Gère les variables discrètes	☹	☺	☺	☹	☹	☹	☺
Gère les variables continues	☺	☺	☺	☺	☺	☺	☺
Gère un grand nombre de classe	☹	☺	☺	☺	☺	☺	☺
Nbre d'observations nécessaire faible	☹	☺	☺	☹	☺	☹	☺
Temps d'apprentissage correct	☹	☺	☺	☹	☺	☺	☺
Temps de calcul admissible	☺	☺	☺	☺	☺	☺	☺
Nombre de paramètre à régler faible	☹	☺	☺	☹	☺	☹	☺
Gère des données manquantes	☺	☺	☺	☺	☺	☺	☺
Gère un grand nombre de variables	☺	☺	☺	☺	☺	☺	☺
Corrélation entre les variables	☺	☺	☺	☺	☺	☺	☺
Gère certaines non-linéarités	☺	☺	☺	☺	☺	☺	☺
Tolérance correcte au bruit	☺	☺	☹	☺	☺	☺	☺
Information redondante	☺	☺	☺	☺	☺	☺	☺
Prise en compte du temps	☺	☺	☺	☺	☺	☺	☺
Adaptabilité : facile de réadapter l'outils	☺	☺	☺	☺	☺	☺	☺



: Signifie que le classifieur permet de prendre en compte ce critère



: signifie que le classifieur permet de prendre ce critère sous certaines conditions



: Signifie que le classifieur ne permet pas de prendre ce critère

Sur la base de la comparaison faite par [28], on classe les méthodes du premier au dernier selon la réponse au 15 points (critères de comparaison) et on obtient :

Tab.II.2. Classement des méthodes de diagnostic selon les critères pris en charge sans conditions

Méthodes	Classement	Nombre de critères pris en charge sans conditions(/ 15)
Réseaux Bayésiens	1	8
Réseaux de neurones	2	6
k-plus proches voisins	3	6
Arbres de décisions	4	5
Mélanges de gaussiennes	5	5
Analyses discriminantes	6	4
Séparateurs à vaste marge	7	4

Tab.II.3. Classement des méthodes de diagnostic selon les critères pris en charge avec conditions

Méthodes	Classement	Nombre de critères pris en charge avec conditions (/15)
Analyses discriminantes	1	9
Arbres de décisions	2	9
k-plus proches voisins	3	8
Réseaux Bayésiens	4	7
Mélanges de gaussiennes	5	7
Séparateurs à vaste marge	6	6
Réseaux de neurones	7	5

Tab.II.4. Classement des méthodes de diagnostic selon les critères non pris en charge

Méthodes	Classement	Nombre de critères non pris en charge (/15)
Réseaux Bayésiens	1	0
Arbres de décisions	2	1
k-plus proches voisins	3	1
Analyses discriminantes	4	2
Mélanges de gaussiennes	5	3
Réseaux de neurones	6	4
Séparateurs à vaste marge	7	5

D'après [20], la méthode des réseaux Bayésiens est meilleure selon : l'acquisition, la représentation et l'utilisation. La représentation adoptée est la suivante :

Tab.II.5. Comparaison entre les méthodes de diagnostic[20]

Connaissances	Analyse de données	Réseaux neuronaux	Arbres de décision	Systèmes experts	Réseaux bayésiens
ACQUISITION					
Expertise seulement				★	
Données seulement	+	★	+		+
Mixte	+	+	+		★
Incrémental		+			★
Généralisation	+	★	+		+
Données incomplètes		+			★
PRESENTATION					
Incertitude				+	★
Lisibilité	+		+	+	★
Facilité		+	★		
Homogénéité					★
UTILISATION					
Requêtes élaborées	+			+	★
Utilité économique	+	+			★
Performances	+	★			

À chaque ligne correspond une caractéristique, qui peut être un avantage, ou la prise en compte d'un problème spécifique :

- Si la technique considérée permet de prendre en compte ce problème, ou présente cet avantage, un signe + est placé dans la case correspondante.
- Un signe ★ est placé dans la case de la meilleure technique du point de vue de la caractéristique considérée.

Il est clair que la méthode des réseaux Bayésiens est meilleure par rapport aux autres méthodes. On la trouve meilleure du point de vue acquisition, elle traite les données et les connaissances des experts en même temps et d'une façon incrémentale. Elle est meilleure aussi dans la représentation et l'utilisation des données.

II.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons passé en revue les méthodes de diagnostic des défauts.

En premier lieu, nous avons vu la constitution d'un système de surveillance. Ce dernier est constitué de deux sous-systèmes : un sous-système de détection responsable à la déclaration immédiate des défauts et un sous-système de diagnostic responsable à la validation des défauts par l'identification des origines des défauts et la prise de décisions.

Après, nous avons classé les méthodes de diagnostic en trois catégories : les méthodes à base d'un modèle analytique, les méthodes à base des connaissances (systèmes experts, AMDE, AMDEC et l'arbre de défaillances), ces méthodes sont fiables mais dans la limite de simplicité du système à surveiller et enfin les méthodes basées sur les données (K-plus proches voisins, Arbre de décisions, la logique floue, les réseaux neurones et les systèmes adaptatifs flous). Ces dernières méthodes sont très fiables dans les systèmes automatisés, mais montrent les inconvénients de l'impossibilité de réagir pour les systèmes complexes et la difficulté de détecter la nature des défauts dans le cas combiné.

Enfin, la méthode des réseaux Bayésiens est une méthode graphique utilisée aussi pour le diagnostic des systèmes. Elle traite les données statistiques d'un système et en même temps s'adapte avec les connaissances des experts. C'est une méthode d'intelligence artificielle simple et souple dans le diagnostic des systèmes automatisés, ce qui est approuvé par les chercheurs. Donc, c'est une méthode qui mérite d'être développée, ceci est l'objectif du chapitre suivant.



THEORIE DES RESEAUX BAYESIENS

III.1. Introduction

Généralement, lorsqu'un équipement tombe en panne ou avoir certaines défaillances, tous les techniciens s'inquiètent et vont chercher les causes mais sans exactitude. Ce geste-là va gaspiller le temps, l'effort et le coût. La pensée probabiliste des experts nous conduit donc à l'utilisation de la méthode des réseaux Bayésiens.

Les réseaux Bayésiens, appelés aussi réseaux de croyance ou réseaux causaux probabilistes, utilisent une méthode basée sur la représentation graphique des relations entre des événements ou des variables. Cette représentation par graphe, facilement compréhensible, permet une visualisation claire des relations impliquées.

L'intérêt des réseaux Bayésiens est de tenir compte simultanément de connaissances a priori d'experts (dans le graphe) et de l'expérience contenue dans les données (statistiques).

Dans ce chapitre, nous allons définir les notions de base de la théorie des réseaux Bayésiens (lois des graphes et lois des probabilités), la constitution (nœuds et liaisons), l'exploitation (inférence et apprentissage) et la mise en œuvre de ces réseaux.

III.2. Théorie des réseaux Bayésiens

Un réseau Bayésien est un **modèle graphique probabiliste** représentant un ensemble de **variables aléatoires** sous la forme d'un **graphe orienté acyclique**.

D'après cette définition, on constate que la théorie des réseaux Bayésiens est basée sur la théorie des graphes et la théorie des probabilités.

III.2.1. Théorie des graphes

La théorie des graphes est la discipline en mathématique qui étudie les liaisons entre des objets sous forme de modèles des graphes. Ces modèles sont constitués par des sommets (appelés nœuds) et d'arêtes (appelées liens) entre ces sommets.

Il existe trois grandes familles de graphes :

a) **Structurés**

Les graphes structurés sont :

- **Homogènes**

Les nœuds et les liens reproduisent un schéma régulier. Le schéma le plus commun est une architecture de type matriciel, appelé aussi "en filet de poisson".

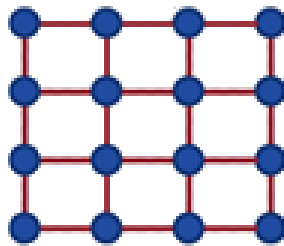


Fig.III.1. Structure homogène

- **Hiérarchiques**

Structure typique des graphes où les nœuds s'arrangent en couches hiérarchisées et pyramidales.

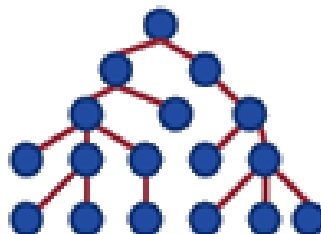


Fig.III.2. Structure hiérarchique

- **Cycliques**

On peut identifier des cycles dans le graphe. Le graphe le plus répondu est le graphe circulaire.

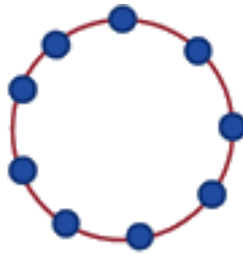


Fig.III.3.Structure cyclique

- **Centralisés ou polaires**

C'est une architecture où tous les nœuds sont rattachés à un seul nœud centré(le pôle)

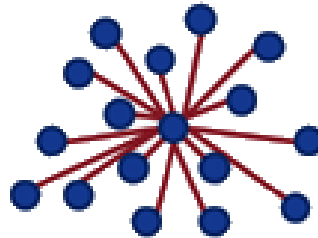


Fig.III.4. Structure centralisée ou polaire

b) **Quelconques**

Aucune propriété topologique ne semble émerger.

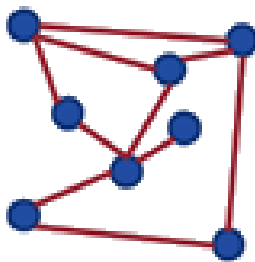


Fig.III.5. Graphe quelconque

c) **Multipolaires**

C'est une architecture mixte entre les graphes centralisés et décentralisés. Les pôles peuvent prendre une architecture structurée (souvent centralisée) ou quelconque.

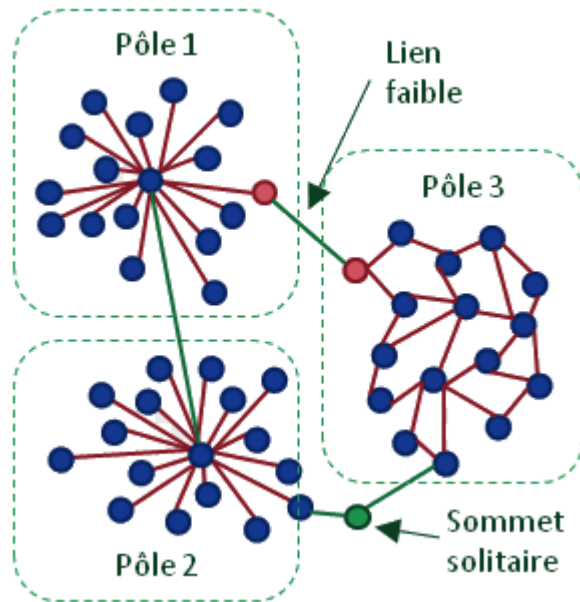


Fig.III.6. Graphe multipolaire

d) **Graphe orienté**

Dans la théorie des graphes, un graphe $G=(V,A)$, formé de V ensemble de nœuds et A ensemble d'arcs (liens), est dit orienté lorsque chaque arc (lien) soit associé à un couple de nœuds selon une direction représentée par une flèche.

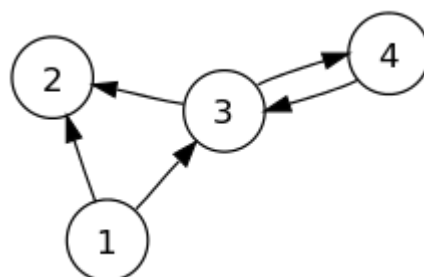


Fig.III.7. Graphe orienté

III.2.2. Théorie des probabilités

a) Définitions

La théorie des probabilités en mathématiques est l'étude des phénomènes caractérisés par le hasard et l'incertitude. Elle forme avec la statistique les deux sciences du hasard qui sont partie intégrante des mathématiques.

Dans la science des probabilités, certaines appellations des notions mathématiques connues ont été changées, on dit :

- Un **univers** E au lieu d'un ensemble fini E ;
- **Eventualités** de l'univers E au lieu d'éléments de l'ensemble fini E ;
- **Evénements** de l'univers E au lieu des sous-ensembles ou parties de l'ensemble fini E.

On peut résumer le vocabulaire des opérations probabilistes dans le tableau suivant :

Tab.III.1. Vocabulaire des opérations probabilistes

Au lieu de :	On dit :
A est une partie de E ($E \in P(E)$)	A est un événement
$A = \emptyset$	Événement A est impossible
$A = E$	Événement A est certain
C est la réunion de A et de B ($C = A \cup B$)	C est l'événement A ou B
C est l'intersection de A et B ($C = A \cap B$)	C est l'événement A et B (on dit aussi la conjonction des événements A et B)
$B = \bar{A}$	A et B sont des événements contraires
A et B sont disjoints ($A \cap B = \emptyset$)	A et B sont incompatibles

On dit qu'une application P(E) dans le segment [0,1] est une probabilité si et seulement s'elle vérifié simultanément les deux conditions suivantes :

- $P(E) = 1$
- A et B sont deux événements quelconques incompatibles dans l'univers E :

$$P(A \cup B) = P(A) + P(B) \tag{III.1}$$

Le calcul des probabilités des événements à base des opérations dépend de la relation entre les événements. Ces relations se résument dans le tableau suivant :

Tab.III.2. Relation des opérations selon les événements

Si A et B sont incompatibles ($A \cap B = \emptyset$)	$P(A \cup B) = P(A) + P(B)$
Si A et B sont quelconques	$P(A \cup B) = P(A) + P(B) - P(A \cap B)$
Si A et B sont indépendants	$P(A \cap B) = P(A) \times P(B)$

b) Variables aléatoires

La fonction mathématique décrivant les valeurs possibles d'une variable aléatoire et leur probabilité est connue sous le nom de loi de probabilité ou de distribution de probabilité.

Soient (Ω, \mathcal{F}, P) un espace probabilisé et (E, \mathcal{E}) un espace mesurable. On appelle variable aléatoire de Ω vers E , toute fonction mesurable X de Ω vers E .

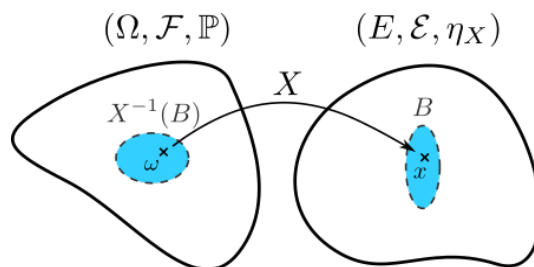


Fig.III.8. Exemple de variable aléatoire

Cette condition de mesurabilité de E assure que l'image réciproque par E de tout élément B de la tribu \mathcal{E} possède une probabilité et permet ainsi de définir, sur (E, \mathcal{E}) , une mesure de probabilité, notée P_X , par :

$$P_X(B) = P(X^{-1}(B)) = P(X \in B) \tag{III.2}$$

La mesure P_X est l'image, par l'application X , de la probabilité P définie sur (Ω, \mathcal{F}) .

La probabilité P_X est appelée loi de probabilité de la variable aléatoire X .

Les réalisations d'une variable aléatoire, c'est-à-dire, les résultats des valeurs choisies au hasard en fonction de la loi de probabilité de la variable, sont appelés des variations aléatoires.

Les variables aléatoires peuvent être de trois natures : discrètes, continues ou un mélange des deux. Elles sont discrètes quand elles peuvent prendre toutes les valeurs d'une liste finie ou dénombrable de valeurs spécifiées. Elles sont continues quand elles peuvent prendre une valeur numérique quelconque d'un intervalle ou d'une famille d'intervalles.

Toutefois, la définition des variables aléatoires est valable pour n'importe quels événements d'un univers E. Ainsi, on peut tenir compte des éléments aléatoires d'autres ensembles, comme valeurs booléennes aléatoires, les variables catégorielles, les nombres complexes, des vecteurs, des matrices, des séquences, des arbres, des ensembles, des formes, et des fonctions.

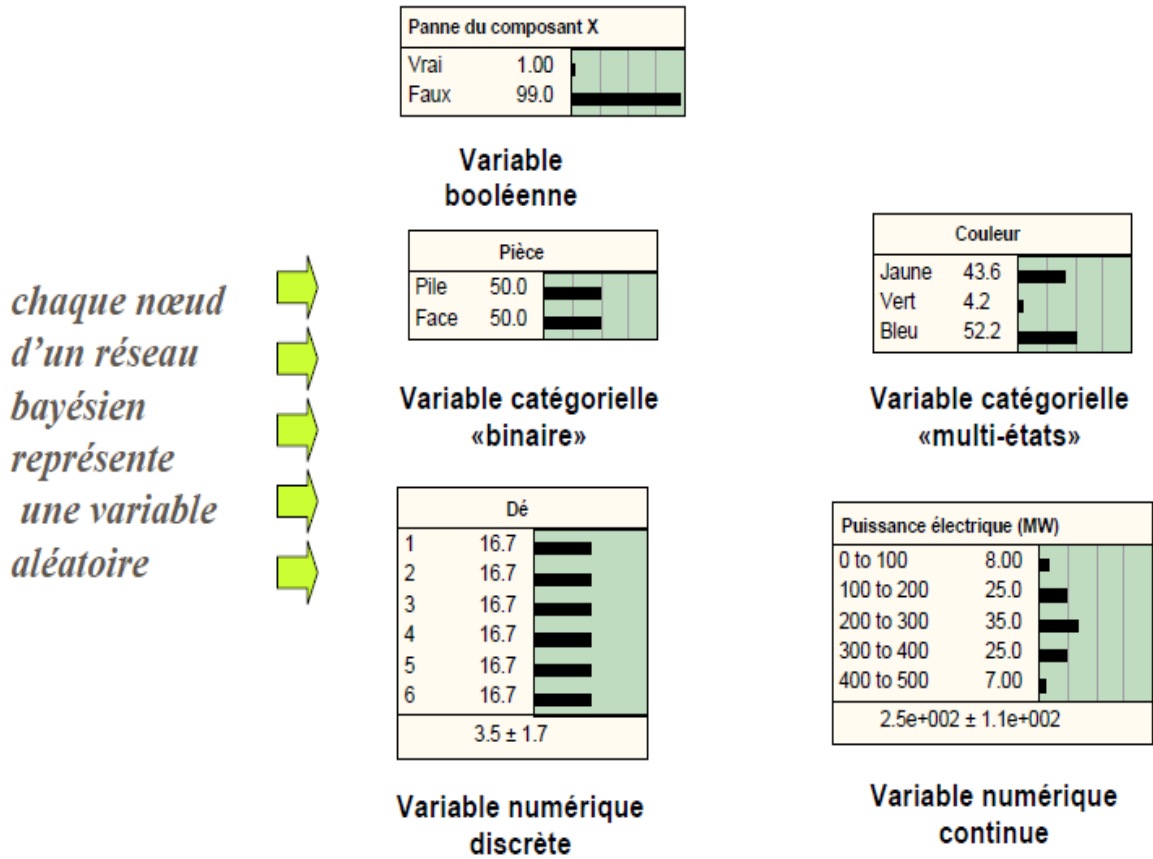


Fig.III.9. Différents types des variables aléatoires

c) **Probabilité conditionnelle**

Soient (Ω, \mathcal{B}, P) un espace probabilisé et B un événement de \mathcal{B} de probabilité non nulle. Pour tout événement A de \mathcal{B} , la probabilité conditionnelle de A sachant que B s'est réalisé (ou « probabilité de A sachant B ») est le nombre réel noté $P(A|B)$ ou $P_B(A)$ et défini par :

$$P_B(A) = P(A|B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \quad \text{III.3}$$

III.2.3. Théorème de Bayes

Des variantes de modèles probabilistes sont apparues dans de nombreux domaines. Dans les statistiques, ces modèles sont appelés modèles graphiques dirigés ou orientés, au sein des sciences cognitives et de l'intelligence artificielle, ces modèles sont appelés réseaux Bayésiens. Le nom honore le révérend Thomas Bayes, dont la règle de mise à jour des probabilités à la lumière de nouvelles preuves constitue le fondement de la démarche.

La révérende Bayes a abordé à la fois le cas des distributions de probabilité discrètes des données et le cas plus compliqué des distributions de probabilité continues. Dans le cas discret, le théorème de Bayes relie les probabilités conditionnelle et marginale des événements A et B, à condition que la probabilité de B ne soit pas égale à zéro :

$$P(A|B) = \frac{P(B|A) \cdot P(A)}{P(B)} \quad \text{III.4}$$

Dans le théorème de Bayes, chaque probabilité a un nom classique :

- $P(A)$ est la probabilité **a priori** (ou probabilité « sans condition » ou « marginal ») de A. Cette probabilité ne prend en compte aucune information sur B.
- $P(A|B)$: est la probabilité conditionnelle de A, étant donné B. Il est aussi appelé la probabilité **à postérieur** parce qu'elle est dépendue de la valeur spécifiée de B.
- $P(B)$: est la probabilité antérieure ou marginale de B et agit comme une constante de normalisation.
- $P(B|A)$: est la probabilité conditionnelle de B sachant A. Elle est appelée la fonction de vraisemblance de B.
- $\frac{P(B|A)}{P(B)}$: est le facteur de Bayes ou le ratio de vraisemblance

Théorème de Bayes sous cette forme donne une représentation mathématique de la façon dont la probabilité conditionnelle de l'événement A donné B est liée à l'inverse probabilité conditionnelle de B donnée A.

$$\text{Probabilité à Posteriori} = \text{Probabilité à Priori} \times \text{Vraisemblance} \quad \text{III.5}$$

III.3. Constitution des réseaux Bayésiens

Un réseau Bayésien est un graphe acyclique constitué des :

- Nœuds représentent des variables
- Liens représentent des dépendances entre les variables

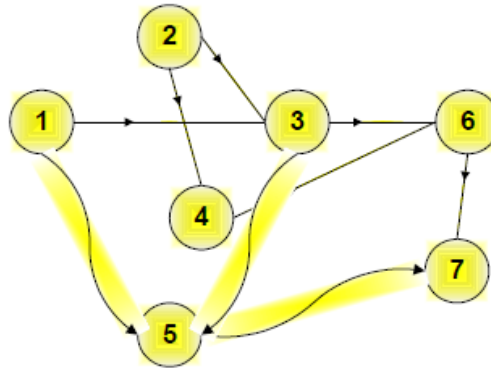


Fig.III.10. Exemple d'un réseau Bayésien

Si on met un arc entre deux variables, on va créer une dépendance directe entre eux : la première est le parent (père) et la deuxième est l'enfant. Dans l'exemple de la Fig.III.10, les nœuds parents sont 1 et 2 et les nœuds enfants sont 3, 4, 5, 6 et 7.

Les réseaux Bayésiens interdisent les dépendances enfants vers parents. Ainsi, l'ensemble de variables et des arcs vont former un graphe dirigé (les arcs possèdent un sens), et acyclique (pas de cycle dans le graphe).

À chaque nœud du graphe est associée une variable aléatoire. Les valeurs de cette variable sont celles du nœud auquel elle est associée :

- Chaque nœud parent contient une loi de probabilité.
- Chaque nœud enfant contient une description de la variable associée :
 - Soit sous la forme d'une équation déterministe de ses nœuds parents
 - Soit sous la forme d'une table de probabilités conditionnelles (CPT)

III.3.1. Les différents types de nœuds

Un réseau Bayésien permet de modéliser plusieurs types de nœuds.

Selon la structure du réseau, on peut distinguer :

- Les variables sommets : variables représentées par des nœuds sans aucun parent ;
- Les variables intermédiaires : avec au moins un nœud parent et un nœud fils (enfants) ;
- Les variables terminales : sans aucun nœud fils (enfants).

Dans le cadre de la prédiction et du diagnostic, on distingue de deux types de nœuds :

a) Nœud discret

On nomme un nœud discret celui qui représente une variable discrète. En effet, une variable binaire (Vrai ou Faux) peut se représenter grâce à un nœud discret de dimension 2.

b) Nœud continu

On nomme un nœud continu celui qui représente une variable continue. Pour les nœuds continus, il est logiquement possible de pouvoir représenter n'importe quelles fonctions de densité de probabilité d'une variable continue.

III.3.2. Les différents liens entre les nœuds

Il existe trois types de liens entre les nœuds discrets et continus :

- Un arc partant d'un nœud discret vers un autre nœud discret,
- Un arc partant d'un nœud discret vers un nœud continu,
- Un arc partant d'un nœud continu vers un autre nœud continu.

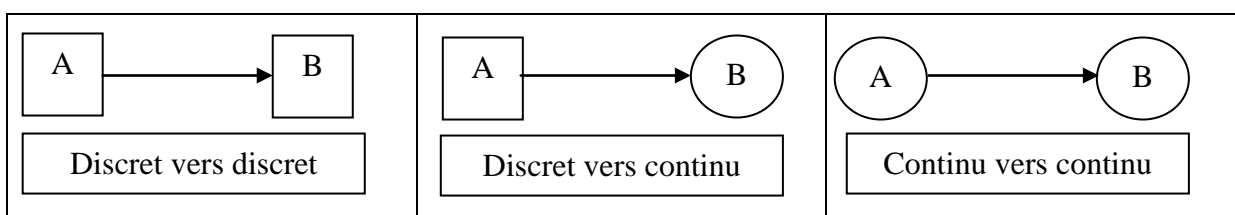


Fig.III.11. Les trois types de relation entre variables

III.4. Exploitation des réseaux Bayésiens

III.4.1. Inférence

D'un point de vue intuitif, l'inférence dans un réseau de causalités consiste à propager une ou plusieurs informations certaines au sein de ce réseau, pour en déduire comment sont modifiées les croyances concernant les autres nœuds.

De manière formelle, un réseau Bayésien est défini par :

- Un graphe orienté sans circuit (DAG), $G = (V, E)$, où V est l'ensemble des nœuds de G , et E l'ensemble des arcs de G ;
- Un espace probabilisé fini (Ω, Z, p) ;
- Un ensemble de variables aléatoires associées aux nœuds du graphe et définies sur (Ω, Z, p) tel que :

$$p(V_1, V_2, \dots, V_n) = \prod_{i=1}^n p(V_i / C(V_i)) \quad \text{III.6}$$

Où $C(V_i)$ est l'ensemble des causes (parents) de V_i dans le graphe G .

Une fois cette formalisation effectuée, le théorème de Bayes nous donne immédiatement les probabilités recherchées. L'inférence permet de calculer les probabilités a posteriori de chacune des variables du réseau.

Généralement, l'inférence est lancée dès qu'une information nouvelle concernant une ou plusieurs variables est disponible. Cet apport d'information est appelé évidence. Une évidence peut être dure (c'est sûr à 100%) ou bien douce (c'est sûr à 80%) [20]. Une fois l'information indiquée, celle-ci est propagée dans le réseau par le moteur d'inférence [34].

III.4.2.Apprentissage

Nous avons vu précédemment qu'un réseau Bayésien est constitué à la fois d'un graphe et d'un ensemble de probabilités conditionnelles.

Les propriétés du graphe de causalités permettaient de faciliter les calculs (l'inférence) à l'intérieur de ce graphe. La difficulté est qu'un expert ne pourra pas toujours fournir de façon numérique tous les paramètres nécessaires pour construire un graphe. Il peut être intéressant dans certains cas de déterminer ces paramètres à partir d'une base d'exemples, c'est l'objet de l'apprentissage. L'apprentissage fournit des outils permettant de rendre opérationnelle et quantitative une connaissance empirique décrite sous la forme d'un graphe de causalités.

Le nombre de modèles de causalités reliant un certain nombre de variables est considéré fini, même s'il est grand, on peut finalement envisager de se passer d'expert. On peut alors construire un modèle uniquement à partir des données, en recherchant simplement parmi tous les modèles possibles celui qui représente le mieux la réalité.

Il existe deux types de méthodes d'apprentissage peuvent être utilisés [20] :

a) Apprentissage de paramètres

La structure d'un réseau étant donnée, rechercher le meilleur jeu de paramètres (c'est-à-dire, rappelons-le, les différentes probabilités conditionnelles utilisées dans le graphe) pour rendre compte des données observées ;

b) Apprentissage de structure

Sans aucune hypothèse sur la structure du réseau, rechercher celle, qui, une fois munie des meilleurs paramètres, rend compte le mieux possible des données observées.

En général, le principe de l'apprentissage dans les réseaux Bayésiens est incrémental et il est décrit par l'expression III.5.

III.5. Mise en œuvre des réseaux Bayésiens

III.5.1. Utilité des réseaux Bayésiens

Selon le type d'application, l'utilisation pratique d'un réseau Bayésien peut être envisagée au même titre que celle d'autres modèles : réseau de neurones, système expert, arbre de décision, modèle d'analyse de données (régression linéaire), arbre de défaillances, modèle logique. Naturellement, le choix de la méthode fait intervenir différents critères, comme la facilité, le coût et le délai de mise en œuvre d'une solution. En dehors de toute considération théorique, les aspects suivants des réseaux Bayésiens les rendent, dans de nombreux cas, préférables à d'autres modèles [34]:

a) **Acquisition des connaissances**

La possibilité de rassembler et de fusionner des connaissances de diverses natures dans un même modèle : retour d'expérience (données historiques ou empiriques), expertise (exprimée sous forme de règles logiques, d'équations, de statistiques ou de probabilités subjectives), observations. Dans le monde industriel, par exemple, chacune de ces sources d'information, quoique présente, est souvent insuffisante individuellement pour fournir une représentation précise et réaliste du système analysé ;

b) **Représentation des connaissances**

La représentation graphique d'un réseau Bayésien est explicite, intuitive et compréhensible par un non spécialiste, ce qui facilite à la fois la validation du modèle, ses évolutions éventuelles et surtout son utilisation. Typiquement, un décideur est beaucoup plus enclin à s'appuyer sur un modèle dont il comprend le fonctionnement ;

c) **Utilisation des connaissances**

Un réseau Bayésien est polyvalent : on peut se servir du même modèle pour évaluer, prévoir, diagnostiquer, ou optimiser des décisions, ce qui contribue à rentabiliser l'effort de construction du réseau Bayésien ;

d) **Qualité de l'offre en matière de logiciels**

Il existe aujourd'hui de nombreux logiciels pour saisir et traiter des réseaux Bayésiens. Ces outils présentent des fonctionnalités plus ou moins évoluées : apprentissage des probabilités, apprentissage de la structure du réseau Bayésien, possibilité d'intégrer des variables continues, des variables d'utilité et de décision.

III.5.2. Domaines d'intérêt des réseaux Bayésiens

Un réseau Bayésien est un moyen de représenter la connaissance d'un système. Une telle représentation n'est bien entendu pas une fin en soi ; elle s'effectue, selon les contextes, dans le but de :

- Prévoir le comportement du système ;
- Diagnostiquer les causes d'un phénomène observé dans le système ;
- Contrôler le comportement du système ;
- Simuler le comportement du système ;
- Analyser des données relatives au système ;
- Prendre des décisions concernant le système.

Ces différents types d'applications reposent en général sur deux types de modèles :

- Les modèles symboliques pour le diagnostic, la planification,
- Les modèles numériques pour la classification, la prévision, le contrôle.

Les réseaux Bayésiens autorisent les deux types de représentation et d'utilisation des connaissances. Leur champ d'application est donc vaste, d'autant que le terme système s'entend ici dans son sens le plus large. Il peut s'agir, pour donner quelques exemples, du contenu du chariot d'un client de supermarché, d'un navire de la Marine, du patient d'une consultation médicale, du moteur d'une automobile, d'un réseau électrique ou de l'utilisateur d'un logiciel.

Ajoutons que la communauté de chercheurs qui développent la théorie et les applications des réseaux Bayésiens rassemble plusieurs disciplines scientifiques : l'intelligence artificielle, les probabilités et statistiques, la théorie de la décision, l'informatique et aussi les sciences cognitives.

Ce facteur contribue à la diffusion et donc à la multiplicité des applications des réseaux Bayésiens.

III.5.3. Démarche pour l'exploitation des réseaux Bayésiens

La construction d'un réseau Bayésien s'effectue en trois étapes essentielles :

a) Identification des variables et de leurs espaces d'états

La première étape de construction du réseau Bayésien est la seule pour laquelle l'intervention humaine est absolument indispensable. Il s'agit de déterminer l'ensemble des variables X_i , catégorielles ou numériques, qui caractérisent le système.

Lorsque les variables sont identifiées, il est ensuite nécessaire de préciser l'espace d'états de chaque variable X_i , c'est-à-dire l'ensemble de ses valeurs possibles.

b) Définition de la structure du réseau Bayésien

La deuxième étape consiste à identifier les liens entre variables, c'est à-dire à répondre à la question : pour quels couples (i, j) la variable X_i influence-t-elle la variable X_j ?

Dans la plupart des applications, cette étape s'effectue par l'interrogation d'experts. Dans ce cas, des itérations sont souvent nécessaires pour aboutir à une description consensuelle des interactions entre les variables X_i .

c) Loi de probabilité conjointe des variables

La dernière étape de construction du réseau Bayésien consiste à renseigner les tables de probabilités associées aux différentes variables.

Dans un premier temps, la connaissance des experts concernant les lois de probabilité des variables est intégrée au modèle. Concrètement, deux cas se présentent selon la position d'une variable X_i dans le réseau Bayésien :

- La variable X_i n'a pas de variable parente : les experts doivent préciser la loi de probabilité marginale de X_i ;
- La variable X_i possède des variables parentes : les experts doivent exprimer la dépendance de X_i en fonction des variables parentes, soit au moyen de probabilités conditionnelles, soit par une équation déterministe (que le logiciel convertira ensuite en probabilités).

Le recueil de lois de probabilités auprès d'experts est une étape délicate du processus de construction du réseau Bayésien. Typiquement, les experts se montrent réticents à chiffrer la plausibilité d'un événement qu'ils n'ont jamais observé.

III.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons conclu que :

Les théories des graphes et des probabilités sont nécessaires pour construire un réseau Bayésien. Un graphe orienté acyclique liant un ensemble de variables aléatoires forme un modèle graphique probabiliste. On l'appelle aussi réseau probabiliste ou réseaux de croyances.

Un réseau Bayésien est un outil permettant la visualisation de variables et de leurs dépendances (ou indépendances). Il permet également de décrire quantitativement le fonctionnement d'un système en raison des différents calculs de probabilités liés aux variables du système. Généralement, les variables aléatoires sont modélisées par des nœuds. On peut alors tracer un arc (liaison) entre certaines variables du système. Les arcs dessinés peuvent révéler un phénomène de causalité entre les variables liées (réseaux causaux).

Dans les méthodes Bayésiennes, les informations a priori, la vraisemblance et les informations postérieures sont représentées par des distributions de probabilités. Une probabilité a priori représente la distribution de probabilité de la connaissance ou une croyance à propos d'un sujet ou d'une variable avant que le paramètre qu'il représente soit observé. La vraisemblance est fonction des paramètres d'un modèle statistique, exprimant la possibilité d'observer une variable si ces paramètres ont une valeur. Une probabilité postérieure est la probabilité conditionnelle sur les données collectées en combinant une probabilité et une vraisemblance a priori via le théorème de Bayes.

Les machines électriques et plus particulièrement les moteurs asynchrones sont des équipements stratégiques pour les entraînements, leur arrêt n'est pas admissible, donc il faut mettre en place un système de diagnostic des défauts. Les causes et les origines des défauts sont la base de données pour le système de diagnostic utilisant les réseaux Bayésiens, c'est ce qu'on va voir dans le chapitre prochain.

CHAPITRE

IV

**DEVELOPPEMENT D'UN MODELE BAYESIEN
POUR LE DIAGNOSTIC DES DEFAUTS DANS
LES MOTEURS ASYNCHRONES**

IV.1. Introduction

Nous avons vu déjà dans les chapitres précédents l'importance des moteurs asynchrones dans les entraînements industriels et que leur continuité de fonctionnement est primordiale. Donc, tout un arrêt non programmé du moteur provoque un dysfonctionnement de toute l'installation.

Dans ce chapitre, nous allons développer une approche Bayésienne pour le diagnostic des défauts dans les moteurs asynchrones.

IV.2. Description du moteur asynchrone utilisé

Le moteur étudié dans notre travail est un moteur asynchrone à cage d'écureuil de marque ABB, il est alimenté par un réseau triphasé BT (380 V). Ce moteur entraîne une pompe horizontale dans une unité de procédé de raffinage de condensa. Donc, le rôle du moteur est très important et sa disponibilité est primordiale.

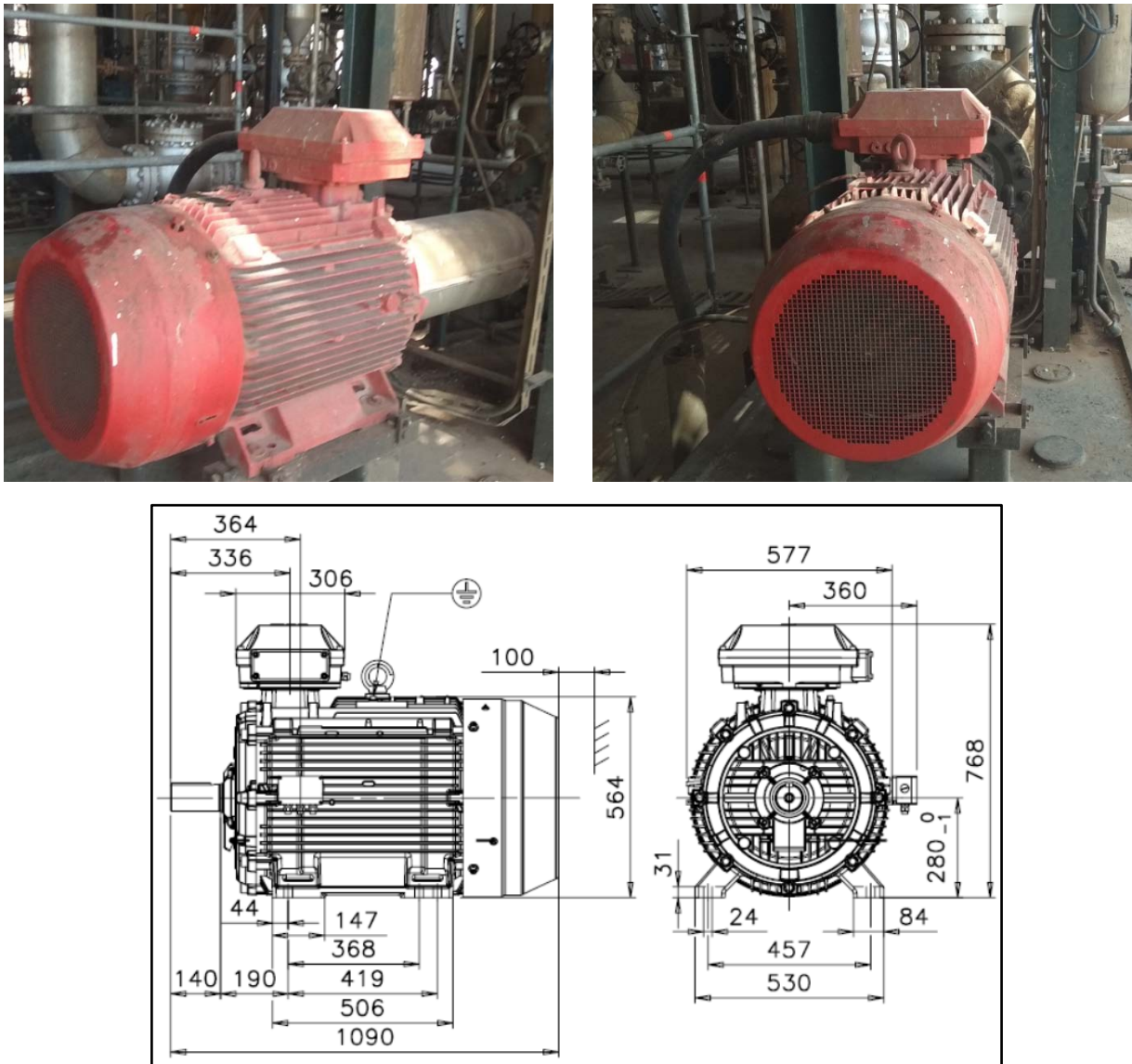


Fig.IV.1. Photos et représentation schématique du moteur diagnostiqué

Les caractéristiques techniques de ce moteur sont données par sa plaque signalétique.



Fig.IV.2. Plaque signalétique

Tab.IV.1. Caractéristiques du moteur utilisé

MOTEUR ASYNCHRONE TRIPHASE 380 VOLTS	
Type	M3KP280SMB4B3
P_n	90 kW
I_n	166 A
Vitesse	1491tr/min
Fréquence	50HZ
$\text{Cos}\varphi$	0.87
Classe	F
T_{max}	40°C
3 PHASE	Couplage D
Diamètre bout d'arbre	75 mm
Longueur bout d'arbre	140 mm

IV.3. Diagnostic des défauts du moteur asynchrone par la méthode des réseaux Bayésiens

Pour que le diagnostic soit fiable, les informations de départ (les défauts les plus rencontrés dans le moteur) doivent être précises. Ces informations sont définies sur la base des informations factuelles enregistrées dans les fichiers historiques (dans notre cas, résultats de 10 ans de travaux de maintenance effectués sur ledit moteur depuis 2007).

Dans notre étude statistique, nous avons classé les informations obtenues par élément, par nature et par cause, c'est-à-dire, les défauts au niveau du stator sont groupés ensemble et les défauts au niveau du rotor (y compris les paliers) sont groupés ensemble. Donc, nous allons construire deux réseaux bayésiens, un pour diagnostiquer les défauts statoriques et l'autre pour diagnostiquer les défauts rotoriques.

IV.3.1. Démarches à suivre pour construire un réseau bayésien des défauts du moteur

La construction d'un réseau Bayésien s'effectue en trois étapes essentielles :

a) **Identification des variables et de leurs espaces d'états**

Dans notre étude, les variables sont les défauts rencontrés au niveau du stator et/ou au niveau du rotor.

b) **Définition de la structure du réseau Bayésien**

La deuxième étape consiste à identifier les liens entre les variables, c'est à-dire la liaison entre la nature du défaut et ses causes probables.

Pour consolider notre travail, nous avons interrogé les experts maintenanciers dans le complexe de raffinage plusieurs fois pour aboutir à une description consensuelle des interactions entre les variables (surtout pour les défauts combinés).

c) **Loi de probabilité conjointe des variables**

La dernière étape de construction du réseau Bayésien consiste à renseigner les tables de probabilités associées aux différents défauts.

Deux cas se présentent dans le réseau Bayésien :

- La probabilité de la cause du défaut : nous avons calculé, en se basant sur l'historique et les connaissances des experts, la probabilité de chaque cause (combien de fois la cause existe dans une période donnée), c'est la probabilité à priori ;
- Le défaut a plusieurs causes : nous avons calculé la probabilité du défaut en fonction des causes, en se basant sur les règles d'inférences, soit au moyen de probabilités conditionnelles, soit par une équation déterministe (que le logiciel convertira ensuite en probabilités).

IV.3.2. Modèle Bayésien pour le diagnostic des défauts dans le stator

Le Tab.IV.2 présente un recensement des causes provoquant les défauts statoriques dans les machines asynchrones ainsi que leurs codifications. Chaque code représente une variable dans le réseau Bayésien développé.

Tab.IV.2. Recensement des causes provoquant des défauts statoriques

Elément défaillant	Nature du défaut	Causes	Code
Défauts statoriques			1
	Vibration du support		11
		Un déséquilibre magnétique	111
		Mouvement des enroulements	112
		Un déséquilibre de l'alimentation	113
		Surcharge	114
		Un contact avec le rotor	115
	Un défaut entre le stator et la carcasse		12
		Ecrasement des spires par la carcasse	116
		Le cycle thermique	117
		Une abrasion de l'isolant	118
		Présence de points anguleux dans les encoches	119
		Un choc ou vibration	120
	Défaut d'isolation		13
		Endommagement de l'isolant lors de l'insertion des enroulements	121
		Démarrage fréquent	122
		Température extrême	123
		Humidité extrême	124
	Court- circuit inter spires		14
		Un choc ou vibration	120
		Température extrême	123
		Humidité extrême	124
		Surtension	125
	Court-circuit inter phases		15
		Température extrême	123
		Un déséquilibre de l'alimentation	113
		Contrainte d'écrasement au niveau des enroulements	126
	Déplacement des conducteurs		16
		Surtension	125
		Démarrage fréquent	122
		Un choc ou vibration	120
	Défaillance des connecteurs		17
		Ecrasement des conducteurs	127
		Un choc ou vibration	120

Ainsi, dans le but d'une présentation détaillée, les défauts ont été classés. La représentation graphique la plus intuitive de l'influence d'un événement, d'un fait, ou d'une variable sur une autre, est de représenter la causalité en reliant la cause à l'effet par une flèche orientée. La causalité représente l'idée centrale, elle est dans la construction de la structure du réseau Bayésien, et elle est la base du raisonnement Bayésien. Les défauts recensés sont donc rappelés dans le réseau Bayésien de la Fig.IV.3.

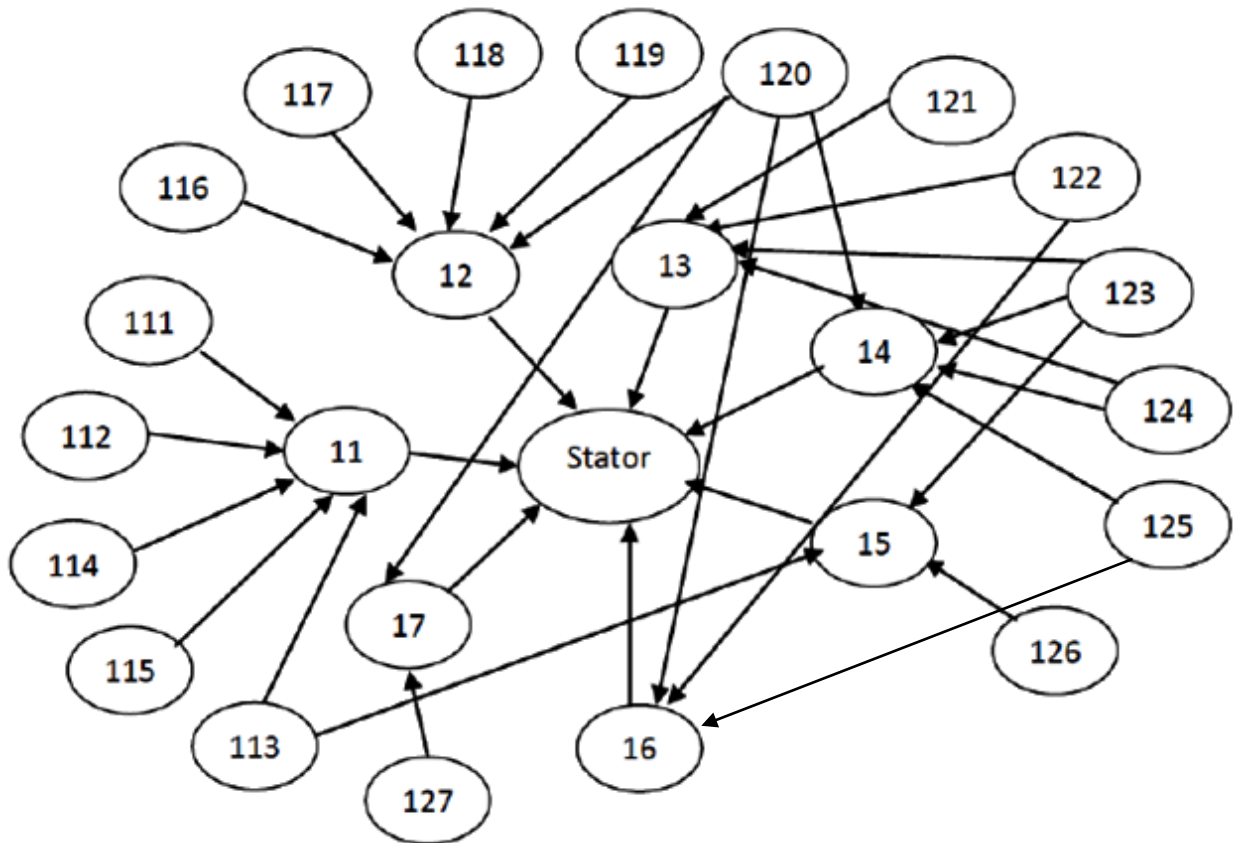


Fig.IV.3. Réseau Bayésien modélisant la prédiction des défauts statoriques

A partir de l'exploitation du fichier historique d'une machine asynchrone, les résultats des diagnostics faites et les avis des exploitants, nous pouvons définir les probabilités à priori pour chaque cause (Tab.IV.3).

Tab.IV.3. Probabilités a priori des défauts statoriques

Causes	Code	Probabilités a priori
Un déséquilibre magnétique	111	0.088
Mouvement des enroulements	112	0.028
Un déséquilibre de l'alimentation	113	0.1
Surcharge	114	0.001
Un contact avec le rotor	115	0.001
Ecrasement des spires par la carcasse	116	0.023
Le cycle thermique	117	0.001
Une abrasion de l'isolant	118	0.079
Présence de points anguleux dans les encoches	119	0.001
Un choc ou vibration	120	0.045
Endommagement de l'isolant lors de l'insertion des enroulements	121	0.001
Démarrage fréquent	122	0.075
Température extrême	123	0.001
Humidité extrême	124	0.045
Surtension	125	0.001
Contrainte d'écrasement au niveau des enroulements	126	0.001
Ecrasement des conducteurs	127	0.001

La table de probabilité conditionnelle (CPT) donne la définition des liens de causalité dans le formalisme Bayésien.

A titre d'exemple, le Tab.IV.4 montre une table de probabilité conditionnelle pour le défaut 17 :

Tab.IV.4. Table de probabilité conditionnelle pour le défaut 17

	120	Vrai		Faux	
	127	Vrai	Faux	Vrai	Faux
17	Vrai	1	1	1	0
	Faux	0	0	0	1

On peut lire les règles d'inférence à partir de la Table de probabilité conditionnelle de la manière suivante :

- Si la cause 120 prend l'état Vrai alors le défaut 17 existe.
- Si la cause 120 prend l'état Faux alors le défaut 17 existe si et seulement si la cause 127 prend l'état Vrai.

Donc, on calcule la probabilité a postériori du défaut 17 comme suit :

$$\begin{aligned}
 P(17= \text{Vrai}) = & P(17= \text{Vrai}/120= \text{Vrai}, 127= \text{Vrai}) \times P(120= \text{Vrai}) \times P(127= \text{Vrai}) + \\
 & P(17= \text{Vrai}/120= \text{Vrai}, 127= \text{Faux}) \times P(120= \text{Vrai}) \times P(127= \text{Faux}) + \\
 & P(17= \text{Vrai}/120= \text{Faux}, 127= \text{Vrai}) \times P(120= \text{Faux}) \times P(127= \text{Vrai}) + \\
 & P(17= \text{Vrai}/120= \text{Faux}, 127= \text{Faux}) \times P(120= \text{Faux}) \times P(127= \text{Faux})
 \end{aligned}$$

$$P(17= \text{Vrai}) = (1 \times 0.045 \times 0.001) + (1 \times 0.045 \times 0.999) + (1 \times 0.955 \times 0.001) = 0.045955$$

Prenant aussi le défaut 16 et on fait les mêmes étapes que pour le défaut 17.

Tab.IV.5. Table de probabilité conditionnelle pour le défaut 16

	120	Vrai				Faux			
		Vrai		Faux		Vrai		Faux	
	122	Vrai	Faux	Vrai	Faux	Vrai	Faux	Vrai	Faux
	125	Vrai	Faux	Vrai	Faux	Vrai	Faux	Vrai	Faux
16	Vrai	1	1	1	1	1	1	1	0
	Faux	0	0	0	0	0	0	0	1

A partir de la Table de probabilité conditionnelle du défaut 16, on peut déterminer les règles d'inférence de la manière suivante :

- Si la cause 120 prend l'état Vrai alors le défaut 16 existe.
- Si la cause 122 prend l'état Vrai alors le défaut 16 existe.
- Si la cause 125 prend l'état Vrai alors le défaut 16 existe

Ici, le calcul de la probabilité a postériori manuellement est difficile, c'est pour cela on a opté d'utiliser un algorithme de calcul sous MATLAB.

Après inférence dans le réseau de la Fig.IV.3, on trouve les probabilités à postériori pour chaque défaut et pour le défaut statorique.

Tab.IV.6. Probabilités a posteriori des défauts statoriques

Elément défaillant	Nature du défaut	Code	Probabilité a posteriori
Stator		1	0.39925971
	Vibration du support	11	0.20377724
	Un défaut entre le stator et la carcasse	12	0.14239256
	Défaut d'isolation	13	0.11759662
	Court- circuit inter spires	14	0.089798138
	Court-circuit inter phases	15	0.1017991
	Déplacement des conducteurs	16	0.116625
	Défaillance des connecteurs	17	0.045955

Interprétation des résultats

A partir des résultats donnés par le Tab.IV.6, il est possible de prendre des décisions sur les actions correctives qui devraient être réalisées dans un environnement certain. Aussi ces résultats de prédiction donnent la possibilité d'organiser les actions en ordre de priorité. Il est remarquable que la probabilité d'avoir un défaut dans le stator est (39.92%) soit importante, et dont les principaux défauts dans un ordre décroissant sont :

- Vibration du support à 20.38%,
- Un défaut entre le stator et la carcasse à 14.24%,
- Défaut d'isolation à 11.76%,
- Déplacement des conducteurs à 11.66%,
- Court- circuit inter phases à 10.18%.

N.B :

La probabilité d'avoir un défaut au niveau du stator (39,92%) est calculé à partir de la table de la probabilité conditionnelle, à l'aide de l'algorithme de calcul, en se basant sur les règles d'inférence liants le défaut statorique avec les défauts 11,12,13,14,15,16,17.

Les résultats trouvés sont conformes à la norme IEEE 493-1997 chargée des statistiques des défauts dans les machines électriques.

IV.3.3. Modèle Bayésien pour le diagnostic des défauts dans le rotor

Dans cette partie nous tentons d'identifier les causes de défaillances dans la partie rotorique de la machine asynchrone qui sont recensées et énumérés dans le Tab.IV.7.

Tab.IV.7. Les différentes causes et leurs probabilités d'occurrence des défauts rotoriques

Elément défaillant	Défaut	Causes	Code
Rotor			2
	Défaut de roulements		21
		Déséquilibre magnétique	211
		Perte de lubrifiant	212
		Haute température	213
		Charge déséquilibrée	214
	Rupture de barres		22
		Déséquilibre magnétique	211
		Régime transitoire à longue durée	221
		Fatigue thermique	222
	Défaut du circuit magnétique		23
		Fatigue thermique	222
		Surcharge	232
	Désalignement des roulements		24
		Défaut de couplage	241
		Surcharge	232
		Jeu au niveau des paliers	242
	Désalignement du Rotor		25
		Déséquilibre magnétique	211
		Défaut de roulement	21
	Déséquilibre mécanique		26
		Mouvement des anneaux de court-circuit	261
		Problème d'alignement	24

La Fig.IV.4 représente le réseau Bayésien qui modélise les causalités entre les évènements étudiés dans le Tab.IV.7 et qui ont une influence et un impact négatif sur la disponibilité du moteur asynchrone.

Ainsi, aux fins d'une présentation détaillée, les défauts sont classés. La représentation graphique la plus intuitive de l'influence d'un événement, d'un fait ou d'une variable sur un autre est de représenter la causalité en liant la cause à l'effet par une arête orientée.

La structure du réseau Bayésien développé se concentre sur le principe de causalité sur lequel repose le raisonnement Bayésien.

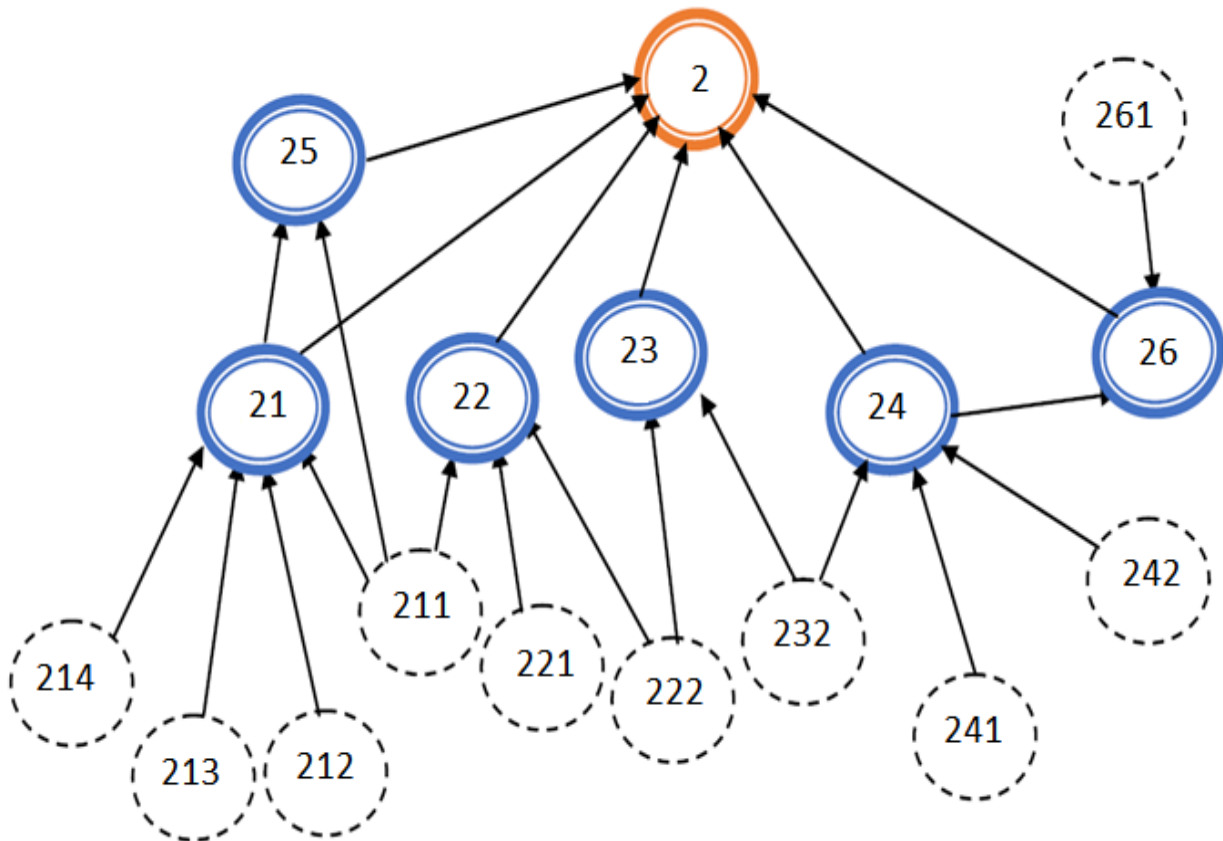


Fig.IV.4. Réseau Bayésien modélisant la prédiction des défauts Rotoriques

Les modèles Bayésien englobe la théorie des graphes et la théorie des probabilités. De ce fait, une fois le graphe acyclique est construit tel que donné par la Fig.IV.4, il faut définir les paramètres du réseau. Ces paramètres sont : les probabilités a priori et les probabilités a posteriori calculés à partir de l'inférence dans le réseau Bayésien.

Les probabilités a priori sont définies en fonction de l'historique des défaillances de la machine. Fondamentalement, ce sont les mesures électriques et les différentes techniques de maintenance conditionnelle qui peuvent déterminer l'existence de ces défauts. Les probabilités a priori représentent les probabilités d'occurrence pour chaque type de défaillance.

Tab.IV.8. Les entrées du modèle ou Probabilités a priori des défauts rotoriques

Causes	Code	Probabilités A priori
Déséquilibre magnétique	211	0.089
Perte de lubrifiant	212	0.297
Haute température	213	0.124
Charge déséquilibrée	214	0.265
Régime transitoire à longue durée	221	0.001
Fatigue thermique	222	0.042
Surcharge	232	0.095
Défaut de couplage	241	0.110
Jeu au niveau des paliers	242	0.082
Mouvement des anneaux de court-circuit	261	0.099

La table de probabilités conditionnelles définit les liens de causalité entre les évènements dans le formalisme Bayésien.

A titre d'exemple, le Tab.IV.9 montre une table de probabilité conditionnelle pour le défaut 23 :

Tab.IV.9. Table de probabilité conditionnelle pour le défaut 23

	222	Vrai		Faux	
	232	Vrai	Faux	Vrai	Faux
23	Vrai	1	1	1	0
	Faux	0	0	0	1

A partir de la table de probabilité conditionnelle pour le défaut 23, on peut lire les règles d'inférence comme suit :

- Si la cause 222 prend l'état Vrai alors le défaut 23 existe.
- Si la cause 222 prend l'état Faux alors le défaut 23 existe si et seulement si la cause 232 prend l'état Vrai.

Donc, on calcule la probabilité a postériori du défaut 23 comme suit :

$$\begin{aligned}
 P(23= \text{Vrai}) = & P(23= \text{Vrai}/222= \text{Vrai}, 232= \text{Vrai}) \times P(222= \text{Vrai}) \times P(232= \text{Vrai}) + \\
 & P(23= \text{Vrai}/222= \text{Vrai}, 232= \text{Faux}) \times P(222= \text{Vrai}) \times P(232= \text{Faux}) + \\
 & P(23= \text{Vrai}/222= \text{Faux}, 232= \text{Vrai}) \times P(222= \text{Faux}) \times P(232= \text{Vrai}) + \\
 & P(23= \text{Vrai}/222= \text{Faux}, 232= \text{Faux}) \times P(222= \text{Faux}) \times P(232= \text{Faux})
 \end{aligned}$$

$$P(23= \text{Vrai}) = (1 \times 0.042 \times 0.095) + (1 \times 0.042 \times 0.905) + (1 \times 0.958 \times 0.095) = 0.13301$$

De la même manière, on calcule les probabilités à postériori des autres défauts à l'aide, toujours, d'un algorithme de calcul sous MATLAB. Les résultats trouvés sont mentionnés dans le tableau suivant :

Tab.IV.10. Les sorties du modèle ou probabilités à postériori

Elément défaillant	Défaut	Code	Probabilité a posteriori
Rotor		2	0.73709297
	Défaut de roulements	21	0.58765081
	Rupture de barres	22	0.12813474
	Défaut du circuit magnétique	23	0.13301
	Désalignement des roulements	24	0.2605969
	Désalignement du rotor	25	0.58765081
	Déséquilibre mécanique	26	0.33379781

Interprétation des résultats

À partir des résultats de cette inférence (**Tab.IV.10**), il est possible de prendre des décisions sur les actions correctives à effectuer dans un certain environnement. Ces résultats de diagnostic donnent également la possibilité d'organiser les actions dans un ordre de priorité spécifique. Il est à noter que la probabilité d'avoir un défaut dans le rotor (73,70%) est significative et les principaux défauts dans l'ordre décroissant sont respectivement :

- Défaut de roulement à 58.76%,
- Désalignement du rotor à 58.76%,
- Déséquilibre mécanique à 33.38%,
- Désalignement du roulement à 26.06%,
- Défaut du circuit magnétique à 13.30%,
- Rupture de barres à 12.81%.

N.B :

La probabilité d'avoir un défaut au niveau du rotor (73,70%) est calculé à partir de la table de la probabilité conditionnelle, à l'aide de l'algorithme de calcul, en se basant sur les règles d'inférence liants le défaut rotorique avec les défauts 21,22,23,24,25,26.

Les résultats trouvés sont conformes à la norme IEEE 493-1997 chargée des statistiques des défauts dans les machines électriques.

IV.5. Conclusion

Dans ce travail, nous avons utilisé la méthode des réseaux Bayésiens pour diagnostiquer les défauts statoriques et rotoriques dans un moteur asynchrone.

Nous soulignons que la structure du modèle reste la même pour toutes les machines électriques asynchrones. Mais les paramètres du réseau (probabilités a priori) changent d'une machine à une autre.

Les résultats trouvés sont conformes à la norme IEEE 493-1997 chargée des statistiques des défauts dans les machines électriques :

- Il est à noter que la probabilité d'avoir un défaut dans le rotor est **73,70%**, elle est significative et les principaux défauts dans l'ordre décroissant sont respectivement : défaut de roulement et désalignement du rotor, déséquilibre mécanique et désalignement du roulement,
- Il est remarquable que la probabilité d'avoir un défaut dans le stator est **39.92%**, soit importante, et dont les principaux défauts dans un ordre décroissant sont : Vibration du support, un défaut entre le stator et la carcasse, défaut d'isolation, déplacement des conducteurs et court-circuit inter phases.
- Il est remarquable que la probabilité d'avoir un défaut au niveau du rotor (**73,70%**) est supérieure à celle au niveau du stator (**39.92%**) dans un moteur asynchrone de puissance de 90 KW, ce qu'il est conforme aux résultats des travaux de recherche déjà réalisés, avec l'utilisation d'autres méthodes de diagnostic et qui disent que « dans les moteurs asynchrones de grande puissance, les défauts rotoriques sont majoritaires par rapport aux défauts statoriques ». Donc, notre approche bayésienne est efficace.

La méthode des réseaux Bayésiens facile à exploiter et ne demande pas un niveau supérieur d'expertise.



**CONCLUSION
GENERALE**

A partir de cette thèse, on peut conclure ce qui suit :

Les machines électriques sont très sollicitées dans les procédés industriels pour assurer plusieurs fonctions. La diversité des types de machines explique l'importance de leur existence en marche c'est-à-dire une sûreté de fonctionnement.

Pour assurer une sûreté de fonctionnement et une continuité de service pour les machines électriques, il est nécessaire d'avoir un système de surveillance fiable. Le système de surveillance s'occupe de deux opérations : la détection et le diagnostic. Un système de détection est un système utilisé pour déclarer la naissance des défauts à l'instant t , tandis que le système de diagnostic est utilisé pour valider les causes des défauts détectés.

Il existe plusieurs méthodes utilisées pour assurer la fonction de diagnostic. Il y a des méthodes à base des modèles analytiques utilisées pour surveiller les systèmes simples non complexes. Les méthodes à base de connaissances sont aussi utilisées pour le diagnostic citant les systèmes experts, arbres de défaillances, AMDE et AMDEC. Ces méthodes sont fiables mais dans la limite de simplicité du système à surveiller. Les méthodes basées sur les données sont utilisées aussi pour le diagnostic (K-plus proches voisins, Arbre de décisions, la logique floue, les réseaux neurones et les réseaux Bayésiens), elles aussi montrent l'inconvénient de l'impossibilité de réagir lorsque le système devient complexe sauf les réseaux Bayésiens.

Le travail exposé dans la présente thèse consiste à définir la méthode des réseaux Bayésiens comme étant la meilleure méthode pour diagnostiquer les défauts dans les machines électriques.

Le système de diagnostic est un modèle Bayésien graphique constitué à la base des données du système, consolidées par les connaissances des experts. Ces données sont les causes des défauts pour chaque élément (stator ou rotor), exprimées en probabilités d'occurrence appelées probabilités a priori, ou bien en probabilités conditionnelles (la loi de Bayes) si le défaut est combiné. Le calcul des probabilités a posteriori par l'utilisation de ce modèle Bayésien nous donne, avec précision, les causes majoritaires d'avoir un défaut dans chaque élément.

Les résultats finals obtenus sont numériques et facilement exploitables. Ils nous orientent directement vers un diagnostic clair et précis. Ceci montre l'efficacité de notre approche bayésienne utilisée pour le diagnostic des défauts dans les moteurs asynchrones.

**REFERENCES
BIBLIOGRAPHIQUES**

- [1] Lipo T. A., «The analysis of induction motors with voltage control by symmetrically triggered thyristors » IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, Vol. 90, (2), 1971.
- [2] Lipo T. A., Cornell E. P., « State-variable steady-state analysis of a controlled current induction motor drive» IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.11,(6),1975.
- [3] Cornell E.P., Lipo T. A., « Modeling and design of controlled current induction motor drive systems», IEEE Transactions on Industry applications, Vol. Ia-1 3 (4), pp 321-330, 1977.
- [4] W. E. Vesely, F. F. Goldberg, N. H. Roberts, «Fault tree handbook», D.F. Haasl, NUREG report 0492, 1981.
- [5] Kerszenbaum L. and Landy C. F., "The existence of large inter-bar currents in the three phase squirrel cage motors with rotor-bar and end-ring faults" IEEE Transactions on Power Apparatus Systems, Vol. 103(7), pp.1854-1862, 1984.
- [6] O'Donnell P., "Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations, Part 1", IEEE Transaction on Industry Applications, Vol. 21(4),pp. 853 – 864, July/August 1985.
- [7] Bonnett A. H. and Soukup G. C., "Cause and analysis of stator and rotor failures in three-phase squirrel-cage induction motors". IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 28(4): 921-937. 1992.
- [8] Bonnett A. H. "Cause and analysis of anti-friction bearing failures in A.C induction motors" IEEE Transactions on Industry Application, pp 14 - 23, Sept/Oct 1993.
- [9] Filippetti F., Fanceschini G. and tassoni C., "Neural networks aided on-line diagnostics of induction motor rotor faults" IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 31, (4), pp. 892-899, 1995.
- [10] Schoen R. R., Lin B. K., Habetler T.G., Schlag J.H. and Farag S., " An unsupervised on-line system for induction motor fault detection using stator current monitoring ",IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.31(6), p. 1280-1286,November-December 1995.

- [11] Thorsen O. V. and Dalva M., "A survey of fault on induction motors in offshore oil industry, petrochemical industry, gas terminals, and oil refineries" IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.31(5), pp. 1186-1196, September 1995.
- [12] Sinan Altug, Mo-Yuen Chow and H. Joel Trussell. "Fuzzy Inference Systems Implemented on Neural Architectures for Motor Fault Detection and Diagnosis". IEEE Transactions on industrial electronics, Vol. 46, no. 6, 1999.
- [13] I. Lasurt, A. F. Stronach, and J. Penman, "A fuzzy logic approach to the interpretation of higher order spectra applied to fault diagnosis in electrical machines," inProc. Int. Conf. North Amer. Fuzzy Inform. Pro-cessing Soc., 2000, pp. 158–162.
- [14] Naït-Saïd M. S., Benbouzid M. E. H. and Benchaid A., "Detection of broken bars induction motors using an extended Kalman filter for rotor resistance sensor less estimation" IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol.15, (1), pp. 66-70, Mars2000.
- [15] Devanneaux V., Kabbaj H., Dagues B. et Faucher J., "An accurate model of squirrel cage induction machines under static, dynamic or mixed eccentricity" Proc. IEEE SDEMPED 2001 – Symposium on Diagnostics for Electric Machines, Power Electronics and Drives, pp.121-126, Grado, Italie ,1-3 Septembre 2001
- [16] Bachir S, « Contribution au diagnostic de la machine asynchrone par estimation paramétrique », Thèse de Doctorat, Université de Poitiers, France, 2002.
- [17] Casimir R «Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes », Thèse de doctorat, Ecole centrale de Lyon, France, 2003.
- [18] Casimir R., Boutleux E., Clerc G., and Chappuis F., «Broken bars detection in an induction motor by pattern recognition», power tech conference, june23-26, Bologna, Italy, 2003.
- [19] Didier G., « Modélisation et diagnostic de la machine asynchrone en présence de défaillances » Thèse de Doctorat, Université Henri Poincaré, Nancy-I, France, 2004.
- [20] Patrick Naim, Pierre-Henri Wuillemin, Philippe Leray, Olivier Pourret, et Anna Becker. Réseaux Bayésiens – 2^{ème} édition. Eyrolles, 2004.

- [21] Ritchie E., Deng X. and Jokinen T., " Dynamic model of 3-phase squirrel cage induction motors with rotor faults ", ICEM '94, B6(2), pp. 694-698, France, 2004.
- [22] Ondel O., « Diagnostic par reconnaissance des formes : Application a un ensemble convertisseur – machine asynchrone » Thèse de Doctorat, Ecole centrale de Lyon, France, 2006.
- [23] Hemsas K.E., " Développement d'un nouveau modèle de la machine asynchrone pour la commande et la surveillance", Thèse de Doctorat, Université Ferhat Abbas, Sétif, Alegria, 2006.
- [24] Lebaroud A., « Modélisation et techniques orientées vers le diagnostic de la machine asynchrone associée à des sources variables », Thèse de Doctorat, Université de Constantine, Alegria, 2006.
- [25] Bui V.H., « Diagnostic des machines électriques par l'analyse du champ magnétique de fuite. Application à l'identification de défauts rotoriques d'un alternateur à vide », Thèse de Doctorat, Institut national polytechnique de Grenoble, France, 2007.
- [26] Casimir R., « Diagnostic des défauts des machines asynchrones par reconnaissance des formes », Thèse de Doctorat, Ecole centrale de Lyon, France, 2007.
- [27] Kahan N.G., « Méthodes et outils d'aide au diagnostic et à la maintenance des tableaux électriques généraux par le suivi des grandeurs physiques caractéristiques et de leur fonctionnement », Thèse de Doctorat, Institut national polytechnique de Grenoble, France, 2007.
- [28] Verron S., « Diagnostic et surveillance des processus complexes par réseaux Bayésiens », Thèse de Doctorat, Institut des Sciences et Techniques de l'Ingénieur d'Angers, France, 2007.
- [29] Khov M., « Surveillance et diagnostic des machines synchrones à aimants permanents: Détection des courts-circuits par suivi paramétrique », Thèse de Doctorat, Institut national polytechnique de Toulouse, France, 2009.

- [30] Nabli L, « Cours : Système Expert et Applications », Institut Supérieur des Sciences Appliquées et de Technologie de Kairouan, Tunisie, 2010.
- [31] <http://electronique1.blogspot.com/2011/02/generatrice-courant-continu.html>
- [32] CebanA., « Méthode globale de diagnostic des machines électriques », Thèse de Doctorat, Université Lille de Nord, France, 2012.
- [33] Medoued A., « surveillance et diagnostic des défauts des machines électriques : Applications aux Moteurs Asynchrones », Thèse de Doctorat, Université de SKIKDA, Algérie, 2012.
- [34] Lakehal A., « Prédiction d'avaries et maîtrise du comportement dynamique des machines tournantes », Thèse de Doctorat, Université d'ANNABA, Algérie, 2012.
- [35] Belhamdi S., « Diagnostic des défauts de la machine asynchrone contrôlée par différentes techniques de commande », Thèse de Doctorat, Université de BISKRA, Algérie, 2014.
- [36] Arbateni K., « réseaux de neurones statiques appliqués à l'analyse, la prédiction et la modélisation non linéaire de l'ECG », Thèse de Doctorat, Université de CONSTANTINE, Algérie, 2014.
- [37] E. Elbouchikhi, V. Choqueuse, M. Benbouzid, « Induction machine faults detection using stator current parametric spectral estimation », *Journal of Mechanical Systems and Signal Processing* (February 2015). DOI: 10.1016/j.ymssp.2014.06.015
- [38] S.O. IBRAHIM, K.N. FARIS, E.A. ELZAHAB, « Implementation of fuzzy modeling system for faults detection and diagnosis in three phase induction motor drive system », *Journal of Electrical Systems and Information Technology* 2 (March 2015) 27–46.
- [39] BACHA A., SABRY A.H., BENHRA J., « Aide au diagnostic de défaillances des machines industrielles basée sur les Réseaux Bayésiens », Xème Conférence Internationale : Conception et Production Intégrées, CPI2015, 2-4 Décembre 2015, Tanger - Maroc.

- [40] Khalid I., Xu-Cheng Yin, Hong-Wei Hao, Qazi Mudassar I., Hazrat A., « An Overview of Bayesian Network Applications in Uncertain Domains », International Journal of Computer Theory and Engineering, Vol. 7, No. 6, December 2015.
- [41] Mabrouk A.H., « Contribution au diagnostic de la machine asynchrone en présence de variation de charge », Thèse de Doctorat, Université de BISKRA, Algérie, 2017.
- [42] Liu Y, Bazzi AM. «A review and comparison of fault detection and diagnosis methods for squirrel-cage induction motors: State of the art». ISA Transactions (2017), <http://dx.doi.org/10.1016/j.isatra.2017.06.001>.Published by Elsevier Ltd.
- [43] Y. Wu, B. Jiang and Y. Wang, «Incipient winding fault detection and diagnosis for squirrel-cage induction motors equipped on CRH trains». ISA Transactions (2019), <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2019.09.020>.Published by Elsevier Ltd.
- [44] P. Gangsar, R. Tiwari, « Signal based condition monitoring techniques for fault detection and diagnosis of induction motors: A state-of-the-art review », Mechanical Systems and Signal Processing144 (2020) 106908.<https://doi.org/10.1016/j.ymsp.2020.106908>. Published by Elsevier Ltd.
- [45] <https://www.dtmi-76.com/bobinage-moteurs-electriques-courant-continu-asynchrones>
- [46] <https://energieplus-lesite.be/techniques/ascenseurs7/moteur-asynchrone/>
- [47] <https://www.maxicours.com/se/cours/moteur-a-courant-alternatif-triphase-1/>
- [48] <https://energieplus-lesite.be/techniques/cogeneration9/alternateur/>
- [49] <http://www.elharzli.com/MS.php>