



Mémoire présenté en vue de l'obtention du diplôme de
L'ingéniorat en Génie Industriel

Spécialité :

Management et ingénierie de la maintenance industrielle

Thème :

**Sélection d'une méthode de l'intelligence
artificielle pour le diagnostic d'un système
industriel.**

Cas d'étude : diagnostic des pannes de broyeur vertical de la
cimenterie d'Ain El Kabira (SCEAK)

Réalisé par

**BELOUAHEM Abderraouf
ATTAR Abdelaziz**

Les membres de jury :

Mr. MERADI Samir (MCA)	Président
Mme. SALHI Nadjma (MAA)	Promoteur
Mr. A M T GOUCEM (MCB)	Examineur

Alger, Le 06/07/2022

2021/2022

Dédicace

*A nos chers pères et nos chères mères pour
nous avoir pavé la route de la réussite par
tous les moyens possibles.*

A nos frères

A nos sœurs

A notre encadrant Mme. SALHI Nedjma

*A monsieur Hamada Selmane et toute
l'équipe de BEP*

A nos amis et collègues

*A toutes les enseignant et les employées de
l'ENST*

Remerciement

Nous remercions Dieu tout puissant pour la santé, la volonté, le courage et la patience qu'il nous a donnés durant ces années d'étude.

C'est avec un réel plaisir que nous résumons ces quelques lignes en signe de gratitude et de profonde reconnaissance à tous ceux qui, de près ou de loin, ont participé à la réalisation et à l'accomplissement de notre projet fin d'étude. Un grand merci à tous ceux qui nous ont apporté le soutien moral, intellectuel et technique dont nous avons besoin, principalement nos chers parents

Nous tiendrons à remercier plus particulièrement **Mme NEDJMA SALHI** pour son encadrement, sa compréhension, ses conseils, ses observations et ses encouragements le long de ce travail et surtout pour sa gentillesse.

Nos remerciements vont également à : Monsieur Selman et Tous les employés de l'entreprise publique Cimenterie de Ain El Kabira« **GIKA CMEAK** », et surtout l'équipe bu bureau BEP. A tous nos maîtres du département qui nous sommes reconnaissants.

De plus, nous remercions les membres du jury de notre mémoire, pour l'intérêt qu'ils ont apporté à ce travail et pour leur participation à l'amélioration de la qualité de nos travaux.

Nous adressons aussi nos sincères remerciements à ceux qui nous ont aidés de près ou de loin à la réalisation de ce modeste travail.

Liste des abréviations :

AFNOR : L'Association française de normalisation est l'organisation française.

IA : Intelligence Artificielle.

SE : Système expert.

RDF : Reconnaissance de forme.

RNA : Réseau de neurone artificiel.

K-NN : k plus proches voisins.

SVM: Support Vector Machine.

MTTR : Le temps moyen jusqu'à la réparation.

OT : Ordre de travail.

SADT: Structured Analysis and Design Technique.

AMDEC : Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité.

ADD : Arbre de défaillance.

GMAO : La gestion de maintenance assistée par ordinateur.

MATLAB : MATrix LABoratory.

CMAEK : Cimenterie Ain El Kabira.

BEP : Bureau étude et planification.

FN : Fonctionnement normal.

FAN : Fonctionnement anormal.

Temp : Température.

Temp enr : Température d'enroulement.

Tenmp air : Température air froid et chaud.

Temp air_enr : Température air froid et chaud et enroulement.

Temp bal avt : Température balais avant.

Tenmp bal arr : Température balais arrière.

vib :Vibration.

Vit rot :vitesse de rotation.

Prs pat : pression patins

Deb huile :Débit d'huile

Pres_deb :pression patins et débit d'huile

Vér dém : vérin de démarrage.

Vér trv : vérin de travail.

Vér dém_trv : Vérin de démarrage et de travail.

Résumé

Avec le développement industriel et l'avancement de la technologie dans les dernières années, l'intelligence artificielle devient un élément clé pour le diagnostic industriel. Tel que l'utilisation des techniques et des méthodes issues de l'intelligence artificielle(IA) est considérée comme une solution performante pour le développement des systèmes de diagnostic fiables.

L'objectif de notre travail est d'utiliser l'intelligence artificielle comme un outil pour la détection le diagnostic des pannes. Cet outil doit être facile à manipuler, flexible, agit de manière autonome et sans interventions humaines. Pour concrétiser notre travail nous avons pris comme cas d'étude le diagnostic des pannes de l'équipement broyeur verticale de la chaine de production de la cimenterie de Ain El Kabira, selon des paramètres bien définis afin d'éviter les problèmes liés à la mauvaise détection et de classification des pannes.

Pour répondre à notre objectif, nous avons réalisé une application à l'aide du logiciel MATLAB avec l'utilisation de deux algorithmes différents, les réseaux de neurones et l'algorithme du K plus proches voisins (K-nn). L'application réalisée nous a permis d'automatiser la détection et le diagnostic des pannes de broyeur verticale, et remédier aux problèmes liés à la mauvaise détection et diagnostic des pannes.

Mots clés :l'intelligence artificielle,diagnostic des pannes,logiciel MATLAB

Abstract

With the industrial development and advancement of technology in recent years, artificial intelligence is becoming a key element for industrial diagnosis. As the use of techniques and methods from artificial intelligence (AI) is considered as a powerful solution for the development of reliable diagnostic systems.

The objective of our work is to use artificial intelligence as a tool for fault detection and diagnosis. This tool should be easy to handle, flexible, act autonomously and without human intervention. To concretize our work we took as a case study the diagnosis of the failures of the vertical grinding equipment of the production line of the cement factory of Ain El Kabira, according to well-defined parameters in order to avoid the problems related to the bad detection and classification of the failures.

To meet our objective, we carried out an application using MATLAB software with the use of two different algorithms, neural networks and the K-nearest neighbor algorithm (K-nn). The application realized allowed us to automate the detection and diagnosis of vertical mill failures, and to remedy the problems related to the bad detection and diagnosis of failures.

ملخص

مع التطور الصناعي وتقدم التكنولوجيا في السنوات الأخيرة، أصبح الذكاء الاصطناعي عنصراً أساسياً للتشخيص الصناعي. مثل استخدام تقنيات وأساليب الذكاء الاصطناعي (AI) يعتبر حلاً قوياً لتطوير أنظمة تشخيصية موثوقة.

الهدف من عملنا هو استخدام الذكاء الاصطناعي كأداة لكشف وتشخيص الأعطال. يجب أن تكون هذه الأداة سهلة التعامل ومرنة وتعمل بشكل مستقل وبدون تدخل بشري. لتجسيد عملنا، أخذنا كدراسة حالة تشخيص أعطال معدات الكسارة العمودية لخط إنتاج مصنع الأسمنت بالعين الكبيرة، وفقاً لمعايير محددة جيداً لتجنب المشاكل المتعلقة بالفشل السيئ الكشف والتصنيف.

لتحقيق هدفنا، قمنا بتنفيذ تطبيق باستخدام برنامج MATLAB باستخدام خوارزميتين مختلفتين، الشبكات العصبية وخوارزمية K الأقرب (K-nn). سمح لنا التطبيق الذي تم تقديمه بأتمتة اكتشاف وتشخيص أعطال المطاحن العمودية، ومعالجة المشكلات المتعلقة بضعف اكتشاف وتشخيص الأعطال.

Sommaire :

Liste des figures	I
Liste des Tableaux	IV
Introduction générale	1
Chapitre I :Recherche bibliographique sur le diagnostic industriel et les méthodes de l'intelligence artificielle	
I.1 Introduction	3
I.2 Concept et terminologie	3
I.3 Définition du diagnostic industriel	3
I.4 Démarche du diagnostic industriel	4
I.5 Les types de diagnostic	5
I.5.1 Les méthodes internes.	6
I.5.2 Les méthodes externes	8
I.5.3 Méthodes basées sur le mode de raisonnement	8
I.6 L'intelligence artificielle dans les entreprises	9
I.6.1 Définition	9
I.6.2 L'impact de l'intelligence artificiel dans les entreprises.	9
I.6.3 Les inconvénients de l'intelligence artificielle.	9
I.7 Les méthodes de l'intelligence artificielle pour le diagnostic industriel	9
I.7.1 Système expert	9
I.7.1.1Définition.	9
I.7.1.2 Domaine d'application.	10
I.7.2 La logique floue.	10
I.7.2.1 Principe de fonctionnement	10
I.7.2.2 Domaine d'application.	11
I.7.3 La reconnaissance de forme.	11
I.7.4 Les réseaux de neurones	11
I.7.4.1 Définition du neurone artificiel.	11
I.7.4.2 Définition de réseaux de neurone artificielle.	12

I.7.4.3 L'apprentissage de réseau de neurone.	13
I.7.4.4 Phénomènes de sur-apprentissage et de minimums locaux.	13
I.7.5 L'apprentissage automatique.	14
I.7.5.1 Définition	14
I.7.5.2 Démarche.	14
I.7.5.3 Les types d'apprentissage automatique	14
I.8 les critères de choix de la méthode à utiliser pour un diagnostic industriel	16
I.9 Conclusion	17

Chapitre II : Sélection et étude de la sureté de fonctionnement du broyeur vertical cru

II.1 Introduction	18
II.2 Le choix d'un équipement critique.	18
II.2.1 Déroulement de de la sélection d'un équipement critique.	18
II.2.2 Étude sur les ateliers de la cimenterie.	18
II.2.3 Sélection de l'équipement critique	22
II.3 Analyse fonctionnelle du broyeur vertical.	25
II.3.1 Schéma SADT de broyeur cru.	25
II.4 Analyse dysfonctionnelle de broyeur vertical	28
II.4.1 Application AMDEC sur le broyeur.	28
II.4.1.1 Partie préparation.	28
II.4.1.2 grille de cotation.	28
II.4.1.3 Réalisation AMDEC.	29
II.4.2 Choix des pannes critiques du broyeur cru vertical.	35
II.5 Interprétation.	36
II.6 Recommandation	37
II.7 Conclusion.	40

Chapitre III : diagnostic des pannes du broyeur vertical par les réseaux de neurones et l'algorithme K-NN

III.1 Introduction	41
III.2 Simulation sur MATLAB	41
III.2.1 Première panne : Usure d'isolement	41
III.2.1.1 Simulation à l'aide des réseaux de neurones	41

III.2.1.2 Simulation à l'aide de l'algorithme K-NN.	43
III.2.2 Deuxième panne : Usure de charbon	44
III.2.2.1 Simulation à l'aide des réseaux de neurones	44
III.2.2.2 Simulation à l'aide de l'algorithme K-NN	48
III.2.3 Troisième panne : Usure de roulement	48
III.2.3.1 Simulation à l'aide des réseaux de neurones	49
III.2.3.2 Simulation à l'aide de l'algorithme K-NN	50
III.2.4 Quatrième panne : Usure des patins de réducteur principale.	51
III.2.4.1 Simulation à l'aide des réseaux de neurones	51
III.2.4.2 Simulation à l'aide de l'algorithme K-NN	52
III.2.5 Cinquième panne : Endommagement des joints d'accumulateur	53
III.2.5.1 Simulation à l'aide des réseaux de neurones	53
III.2.5.2 Simulation à l'aide de l'algorithme K-NN	55
III.3. Tests et interprétations.	55
III.3.1 Usure d'isolement	55
III.3.2 Usure de charbon	58
III.3.3 Jeu de roulement	64
III.3.4 Usure des patins	66
III.3.5 Endommagement des joints d'accumulateur	69
III.3.6 Récapitulatif des tests de toutes les pannes.	71
III.3.6.1 Interprétation	71
III.3.6.2 Comparaison entre les RNA et le K-nn	72
III.4 Conclusion.	73
Conclusions générale	74
La Bibliographie et webographie.	76
 Annexe A : Présentation de la zone d'étude La Cimenterie SCAEK Ain El Kébira wilaya de Sétif	
A.1. Présentation De La Société Des Ciment D'Ain El Kébira.	i
A.2. Organisation de La Société des Ciment d'Ain El Kebira SCAEK	iii
A.2.1 Missions et Attributions des 2 Directions : Production et Maintenance.	vii
A.2.2 Bureau Etude et planification	x

A.3. Processus de Fabrication du Ciment.	xiv
A.4. Politique Qualité, Santé - Sécurité et Environnement de SCAEK.	xviii

Annexe B : Les avantages et Les inconvénients des méthodes de l'intelligence artificielle

B.1 Les avantages et Les inconvénients des méthodes de l'intelligence artificielle	xix
---	-----

Annexe C : Les algorithmes de l'apprentissage automatique

C.1 L'apprentissage supervisé	xxi
C.2 Les algorithmes de l'apprentissage non supervisé	xxii
C.3 Big Data dans le contexte de la machine Learning	xxiii
C.4 Les étapes d'un projet d'apprentissage automatique.	xxiii

Annexe D :Le broyeur cru vertical

D.1 Introduction.	xxiv
D.2 Caractéristiques de broyeur cru verticale.	xxiv
D.3 Conception de broyeur verticale.	xxv
D.4 Principe de fonctionnement.	xxix
D.5 Étude électrique de Moteur de broyeur : Moteur à induction triphasé -Rotor à Baguesxxxii	

Annexe E : Méthodes utilisées pour l'étude de la sureté de fonctionnement du broyeur verticale cru

E.1 La méthode de PARETO	xxxv
E.2 La méthode SADT.	xxxv
E.3 Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité.	xxxv

Liste des figures :

Chapitre I :

Fig.I.1 : la démarche du diagnostic industriel.	5
Fig.I.2 : les méthodes de diagnostic industriel.	6
Fig.I.3 : Diagnostic à base modèle.	6
Fig.I.4 : Principe de génération des résidus.	8
Fig.I.5 : les composants d'un système expert.	10
Fig.I.6 : les éléments d'un neurone artificiel.	12
Fig.I.7 : perceptron multicouches.	12
Fig.I.8 :phénomène de sur apprentissage.	13
Fig.I.9 :phénomène des minimas locaux.	13

Chapitre II :

Fig.II.1 : les ateliers de la cimenterie	19
Fig.II.2 : diagramme de Pareto de taux de panne des ateliers	21
Fig.II.3 : Diagramme de Pareto de temps moyens de réparation des ateliers	22
Fig.II.4 : Diagramme de Pareto des équipements de l'atelier broyage	24
Fig.II.5 : Actigramme SADT	25
Fig.II.6 : SADT broyage (Niveau A0).	26
Fig.II.7 : SADT broyage cru Niveau A0.	27
Fig.II.8 : Classement des résultats de criticité	35
Figure II.9 :Comparaison entre les anciennes et les criticités estimées des pannes..	40

Chapitre III :

Figure III.1 : Apprentissage et évaluation du réseau de neurones usure isolement	43
Figure III.2 : Résultat de classification des nouvelles données - usure d'isolement	44
Figure III.3 : Apprentissage et évaluation du réseau de neurones usure charbon 1	46
Figure III.4 : Apprentissage et évaluation du réseau de neurones usure charbon 2.	47
Figure III.5 : Apprentissage et évaluation du réseau de neurones usure charbon 3.	47
Figure III.6 : Résultat de classification des nouvelles données K-nn - usure de charbon... ..	48
Figure III.7 : Apprentissage et évaluation du réseau de neurones	50

Figure III.8 : Résultat de classification des nouvelles données K-nn - usure de roulement.	50
Figure III.9 : Apprentissage et évaluation du réseau de neurones usure des patins	52
Figure III.10 : Résultat de classification des nouvelles données K-nn – usure des patins . .	53
Figure III.11 : Apprentissage et évaluation du réseau de neurones endommagement des joints d'accumulateur	54
Figure III.12 : Résultat de classification K-nn des nouvelles données endommagement des joints d'accumulateur.	55
Figure III.13 : Résultat de classification des cinq pannes	72

Annexe A :

Fig.A.1: Situation géographique de la cimenterie SCAEK Wilaya de Sétif	i
Fig.A.2: Cimenterie SCAEK d'Ain El Kebira.	ii
Fig.A.3: Macrostructure de la SKAEK	iv
Fig.A.4: Directions Techniques	v
Fig.A.5: Directions Production et Maintenance	vi
Fig.A.6 : organigramme du Bureau études et planification.	x
Fig.A.7 : le flux des activités de maintenance	xiii
Fig.A.8 : Calcaire	xv
Fig.A.9: Tour de préchauffage.	xvi
Fig.A.10: Clinker.	xvi
Fig.A.11 : Ensachage du ciment et Expédition	xvii

Annexe D :

Fig.D.1 : broyeur verticale vu de face	xxv
Fig.D.2 : Broyeur vu de dessus	xxvi
Fig.D3 : Broyeur verticale vu de côté	xxvi
Fig.D.4 : Table de broyage	xxvii
Fig.D.5 : groupe de commande.	xxviii
Fig.D.6 : Ensemble galet	xxviii
Fig.D.7 : schéma hydraulique de système hydraulique intégré	xxxi
Fig.D.8 : les caractéristiques de moteur de broyeur vertical	xxxiii
Fig.D.9 : Schéma électrique de moteur partie puissance	xxxiii
Fig.D.10 : Schéma électrique de moteur partie commande	xxxiv

Annexe E :

Fig.II.8 : Les types D'AMDEC.	xxxvi
Fig.II.9 : Mise en place de l'AMDEC	xxxvii
Fig.II.10 : Etapes d'une analyse de type AMDEC	xxxvii

Liste des tableaux :

Chapitre II

Tableau.II.1 : tableau des données des ateliers	19
Tableau.II.2 : Tableau de classement des ateliers par taux de panne	20
Tableau.II.3 : Tableau de classement des ateliers selon le temps moyen de réparation. .	21
Tableau.II.4 : Découpage de l'atelier broyage cru	22
Tableau.II.5 : Tableau d'ordre d'intervention de chaque équipement	23
Tableau.II.6 : Tableau de classement des équipements selon le nombre d'ordre d'intervention	23
Tableau.II.7 : grille de cotation.	28
Tableau.II.8 : analyse groupe de commande	29
Tableau.II.9 : analyse de groupe de galet.	30
Tableau II.10 : analyse table broyage.	32
Tableau.II.11 : analyse carter.	33
Tableau.II.12 : analyse séparateur.	34
Tableau II.13 : Résultat des criticités estimé.	39

Chapitre III

Tableau III.1 : Les paramètres significatif de la panne usure d'isolement.	42
Tableau III.2 : Les cas possibles de la panne usure d'isolement.	42
Tableau III.3 : Les paramètres significatif de la panne usure de charbon.	45
Tableau III.4 : Les cas possibles de la panne usure de charbon premier paramètre –température balais avant-	45
Tableau III.5 : Les cas possibles de la panne usure de charbon deuxième paramètre-température balais arrière-	45
Tableau III.6 : Les cas possibles de la panne usure de charbon troisième paramètre -vibration-.	45
Tableau III.7 : Les paramètres significatif de la panne usure de roulement	49
Tableau III.8 : les sorties de système séparateur.	49
Tableau III.9 : Les paramètres significatif de la panne usure des patins	51
Tableau III.10 : les cas possibles de la panne 'usure des patins'.	51
Tableau III.11 : Les paramètres significatif de la panne 'endommagement des joints d'accumulateur	53
Tableau III.12 : les cas possibles de la panne 'endommagement des joints d'accumulateur'	54

Tableau III.13 : Résultat de classification des deux méthodes usure isolement	56
Tableau III.14 : Résultat de classification des deux méthodes usure charbon 1	58
Tableau III.15 : Résultat de classification des deux méthodes usure charbon 2	60
Tableau III.16 : Résultat de classification des deux méthodes usure charbon 3	62
Tableau III.17 : Résultat de classification des deux méthodes jeu de roulement	64
Tableau III.18 : Résultat de classification des deux méthodes usure des patins	66
Tableau III.19 : Résultat de classification des deux méthodes endommagement des joints d'accumulateur	79

Annexe B :

Tableau B.1 : Avantages et inconvénients des méthodes de l'intelligence artificielle	xix
---	-----

Annexe D :

Tableau D.1 : Caractéristiques de performance	xxxiii
--	--------

Annexe E :

Tableau.II.7 : facteurs dévaluation de la criticité.	xxxix
Tableau.II.8 : échelle de la criticité	xl

Introduction générale

L'automatisation des processus industriels augmente de plus en plus, où les coûts d'automatisation deviennent plus raisonnables. En plus l'arrivée des microordinateurs performants capables de résoudre les différents problèmes d'automatisation et la progression dans le développement des actionneurs, des capteurs et des interfaces homme-machine, simplifient la tâche de l'automatisation.

Les industriels, habitués dans les années passées à des marges relativement confortables, se trouvent aujourd'hui face à un marché de plus en plus concurrentiel, sur lequel la compétitivité est conditionnée, dans une mesure de plus en plus importante, par l'exploitation optimale des moyens matériels et humains de l'entreprise. Dans ce contexte, la maintenance industrielle connaît actuellement un essor spectaculaire, dû à la possibilité de puiser dans les ressources existantes de l'entreprise afin d'améliorer ses performances globales.

L'automatisation des procédés industriels implique un besoin d'informatisation des tâches de diagnostic. Pour cela, l'utilisation des techniques et des méthodes basées sur l'intelligence artificielle (IA), comme par exemple les réseaux de neurones artificiels (RNA), système expert et la machine Learning est considérée comme une solution performante pour le développement des systèmes de diagnostic plus fiables. En plus, la complexité des systèmes industriels et la prise en considération des aspects non homogènes liés aux domaines électronique, informatique et mécanique rendent les méthodes classiques de diagnostic moins adaptées.

L'objectif de ce travail est la sélection d'un outil de diagnostic industriel basé sur les méthodes de l'intelligence artificielle, pour la détection des défaillances et pour trouver l'origine de la panne.

D'après un état de l'art (sujet de notre MFE), nous avons été motivé pour choisir les deux méthodes, RNA et l'algorithme K-NN pour assurer la surveillance et le diagnostic des pannes de l'équipement critique du broyeur verticale de l'atelier critique broyage cru de l'entreprise la cimenterie de Ain El Kabira. Ce dernier nous l'avons choisi en utilisant la méthode de Pareto. Nous avons utilisé les méthodes SADT et AMDEC pour l'amélioration de la sûreté de fonctionnement de l'équipement critique sélectionné.

Le présent mémoire est organisé de la manière suivante :

Le premier chapitre fera l'objet d'une recherche bibliographique sur le diagnostic industriel, sa démarche et ces types. Ensuite nous ferons un état de l'art sur les méthodes de l'intelligence artificielle utilisées pour le diagnostic afin de sélectionner la méthode qui nous intéresse pour notre étude.

Le deuxième chapitre est dédié à l'acquisition des connaissances concernant le système de production. D'abord nous présenterons l'atelier et l'équipement critique de la cimenterie après l'utilisation de Pareto en choisissant les critères de sélection qui sont le MTTR et le taux de panne. Ensuite Nous procéderons à une modélisation d'équipement critique et à une analyse fonctionnelle et dysfonctionnelle, nous utiliserons pour cela les méthodes SADT (Structure Analysis and Design Technic). Et finalement l'AMDEC moyen (Analyse Des Modes de Défaillances, de leurs Effets et leur criticité) afin de déduire les pannes les plus critiques de l'équipement, donc l'amélioration de la sûreté de fonctionnement.

Le troisième chapitre est réservé à l'application de l'approche proposée de l'IA, pour le système industriel. Nous exposons le déroulement de l'exécution de la simulation de diagnostic

des pannes critique de l'équipement critique, les résultats obtenus confirmeront ou non les recherches effectués, par rapport à une ou à plusieurs méthodes qui donne (ent) de bons résultats pour le diagnostic industriel.

Nous concluons ce mémoire par un bilan final de notre travail et des perspectives futures basées principalement sur les résultats obtenus.

**Chapitre I: Recherche
bibliographique sur le diagnostic
industriel et les méthodes de
l'intelligence artificielle.**

Table des éléments de chapitreI :

I.1 Introduction

I.2 Concept et terminologie

I.3 Définition du diagnostic industriel

I.4 Démarche du diagnostic industriel

I.5 Les types de diagnostic

I.6 L'intelligence artificielle dans les entreprises

I.7 les méthodes de l'intelligence artificielle pour le diagnostic industriel

I.8 les critères de choix de la méthode à utiliser pour un diagnostic industriel

1.9Conclusion

I.1 Introduction :

Les méthodes de diagnostic de défaillances et des pannes utilisées dans les différents secteurs industriels sont très variées et tiennent compte de la spécificité des matériels qui constituent leurs procédés. De plus, la grande diversité des technologies des systèmes industriels (mécanique, thermique, électrique, électronique, numérique...) ne permet pas d'utiliser une méthode universelle qui posséderait tous les avantages et aucun inconvénient.

Dans ce chapitre nous allons exposer dans un premier temps le diagnostic industriel, sa démarche et ces types. Nous avons également décrit les méthodes de l'intelligence artificielle utilisée pour le diagnostic ainsi que les critères de choix de la bonne méthode à utiliser. L'objectif est de positionner la méthode qui nous intéresse pour notre étude parmi les différentes méthodes de diagnostic par l'intelligence artificielle.

I.2 Concept et terminologie :

I.2.1 Défaut :

Un défaut est tout écart entre la caractéristique observée sur le dispositif et la caractéristique de référence lorsque celui-ci est en dehors des spécifications.

I.2.2 Défaillance :

Selon la norme afnor 60010X une défaillance est l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir sa ou ses fonctions requises avec les performances définies dans les spécifications techniques.

I.2.3 La panne :

La panne est l'incapacité d'un dispositif à accomplir une fonction requise. Dès l'apparition d'une défaillance, caractérisée par la cessation du dispositif à accomplir sa fonction, le dispositif sera déclaré en panne. Donc une panne résulte toujours d'une défaillance [2].

I.3 Définition du diagnostic industriel :

Le diagnostic est défini par l'ensemble d'actions visant à évaluer un procédé ou un système, et le raisonnement menant à l'identification de la cause (l'origine) d'une défaillance, d'une panne ou d'un problème à partir de symptôme relevé par des observations, des contrôles ou des tests.

Selon AFNOR : « Le diagnostic est l'identification de la cause probable de la (ou les) défaillance(s) à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle, ou d'un test » [NF X60-010].

Le diagnostic vise deux tâches essentielles :

- Observer les symptômes de la défaillance.
- Identifier les causes de la défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur des observations [3].

I.4 Démarche du diagnostic industriel :

La démarche du diagnostic des pannes et des défaillances s'articule autour des étapes suivantes[4] :

I.4.1 L'extraction des informations :

C'est la première étape qui consiste à extraire les informations nécessaires à la mise en forme des caractéristiques associées aux fonctionnements normaux et anormaux, à partir des moyens de mesures appropriées ou d'observations réalisées hors des rondes par les personnels de surveillance.

Deux façons pour estimer la grandeur physique :

- Mesure directe : utilisation de capteurs.
- Mesure indirecte : Estimateur d'état.

I.4.2 La validation des mesures :

C'est l'opération qui consiste à engendrer une information représentant une grandeur physique, qui sera considérée crédible et fiable par les utilisateurs : les opérateurs et les systèmes de diagnostic.

I.4.3 La détection d'un dysfonctionnement :

La détection d'un dysfonctionnement par une comparaison avec des signatures associées à des états de fonctionnements normaux et la définition d'indicateurs de confiance dans la détection.

I.4.4 Le diagnostic :

La vérification des hypothèses émises permet d'identifier là où les causes d'une défaillance et de définir les opérations de maintenance corrective à mettre en place.

I.4.5 La prise de décision :

Cette partie consiste en premier lieu à décider quel est le mode de fonctionnement dans lequel on désire placer le dispositif. Ensuite, il s'agit de définir précisément quelles sont les actions à entreprendre pour atteindre ce mode. Cette prise de décision peut conduire à un arrêt de l'installation si les conséquences de la défaillance sont importantes pour la sécurité des personnes et des biens ou à une reconfiguration du fonctionnement du procédé pour éviter une perte de production en attendant le prochain arrêt de production le plus propice aux opérations de maintenance corrective.

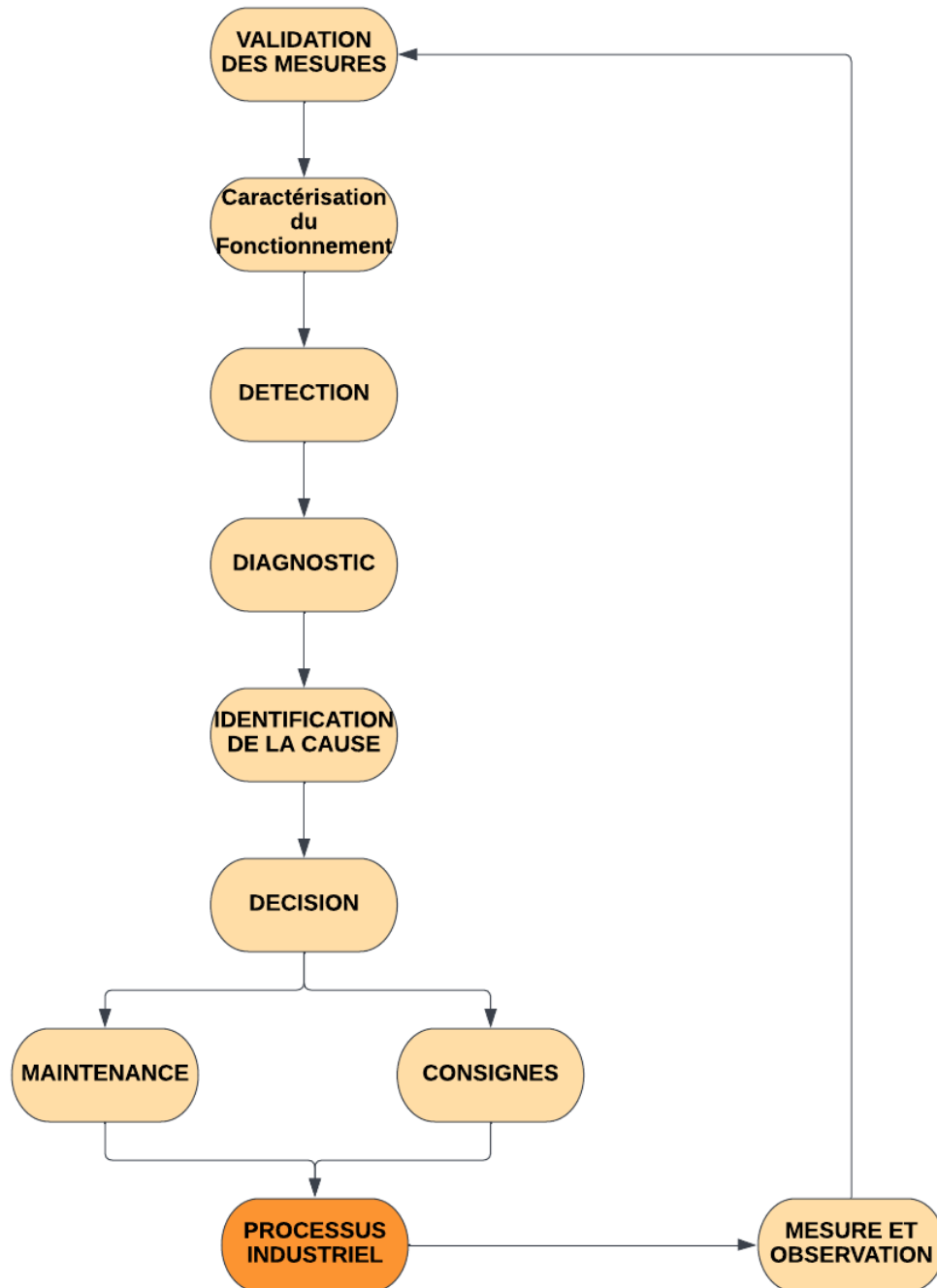


Fig.I.1 : la démarche du diagnostic industriel

I.5 Les types de diagnostic :

Généralement le type de diagnostic industriel est défini selon les méthodes utilisées dans le diagnostic, tel qu'il existe trois catégories importantes des méthodes de diagnostic qui sont [6] :

- **Les méthodes internes** : qui représentent des méthodes à base de modèles quantitatifs et/ou qualitatifs.
- **Les méthodes externes** : qui sont des méthodes soit à base de connaissances, soit des méthodes empiriques et/ou de traitement du signal.

- **Méthodes basées sur le mode de raisonnement** : sont des méthodes basées sur le mode de raisonnement utilisée pour remonter à la cause de la défaillance.

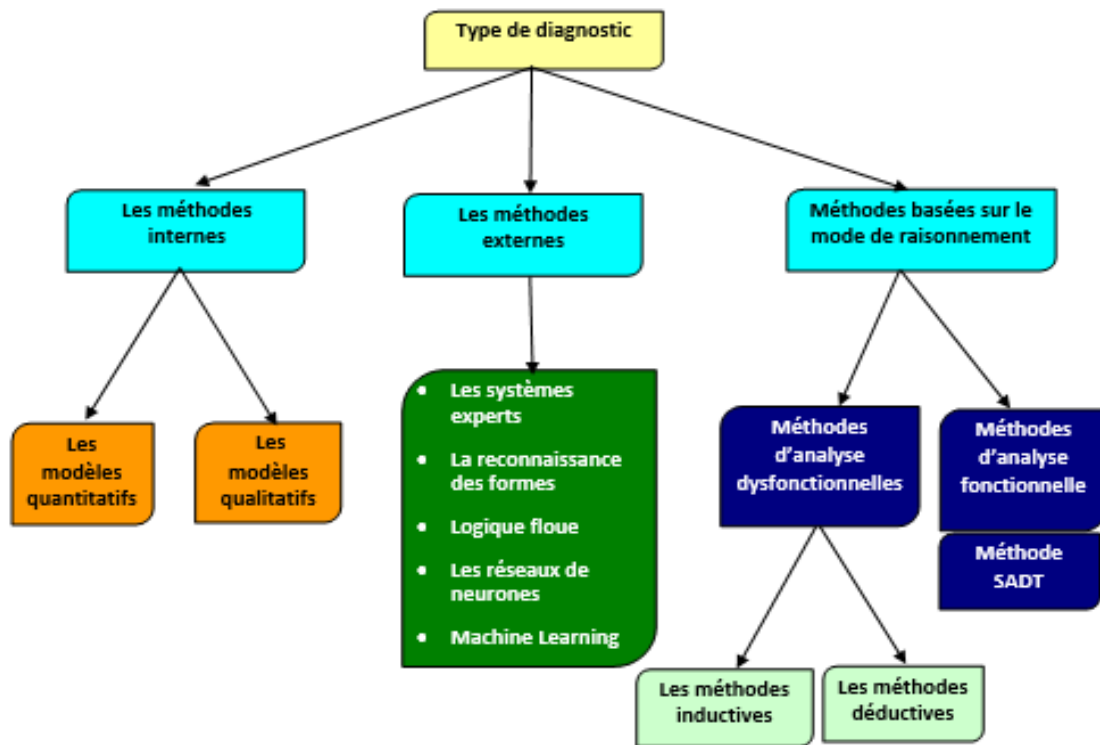


Fig. I.2 : les méthodes de diagnostic industriel[5]

I.5.1 Les méthodes internes :

Ces méthodes sont basées sur des modèles physiques ou des modèles mathématiques validés expérimentalement par les techniques d'identification de paramètres. Ainsi, ces modèles permettent la mise en œuvre la méthode du problème inverse. Les modèles mathématiques d'écrivent les relations et les réactions entre les composants d'un processus par un ensemble de variables, de fonctions et/ou d'équations.

Afin de bien reproduire le comportement d'un processus physique, un modèle mathématique doit être précis et simple pour simplifier les procédures de commande ou de diagnostic.

Le diagnostic à base de modèles génère des indicateurs de défauts, résidus, contenant des informations sur les anomalies ou les dysfonctionnements du procédé à diagnostiquer. Un écart entre l'état réel de la partie opérative et celui estimé par le modèle, représentant le fonctionnement nominal, est mesuré.

Les résidus doivent alors être assez sensibles aux défauts pour leur détection, localisation et identification.

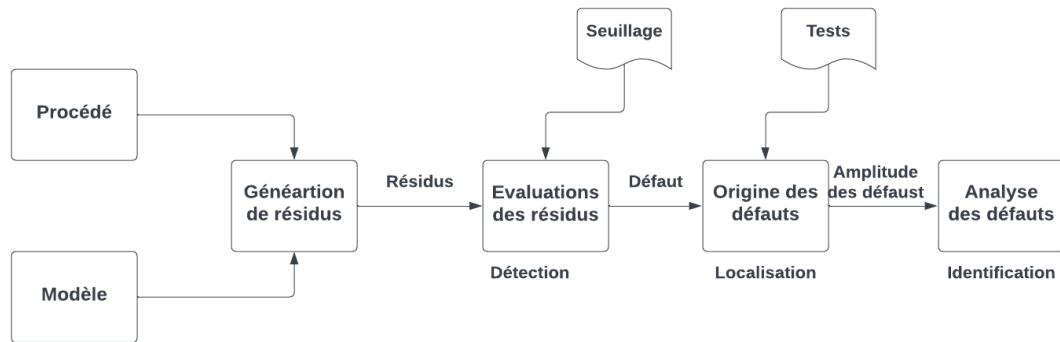


Fig. I.3 : Diagnostic à base modèle

Parmi les méthodes internes à base de modèles, il existe des méthodes basées sur des modèles quantitatifs, des méthodes basées sur des modèles qualitatifs et ses méthodes basées sur les deux modèles.

I.5.1.1 Les modèles quantitatifs :

Les modèles mathématiques comparent les différentes valeurs des variables avec des seuils de détection afin de générer un résidu qui sera fourni au diagnostic.

A partir de toutes les signatures de défauts connues par apprentissage, il est possible d'isoler et d'identifier la panne avant de prendre une décision.

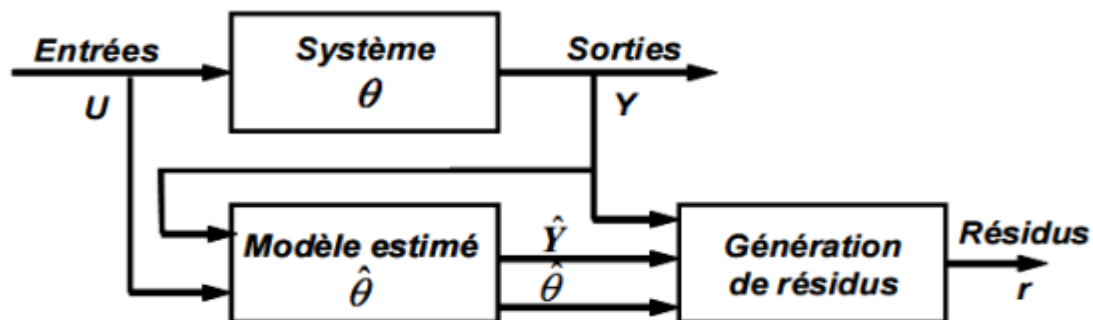


Fig.I.4 : Principe de génération des résidus

I.5.1.2 Les modèles qualitatifs :

Ces modèles décrivent d'une manière qualitative l'espace d'état continu du système. Contrairement aux modèles de type numérique, les modèles qualitatifs ne représentent pas la physique du système, mais ils le décrivent en termes de mode de fonctionnement.

Les méthodes à base de modèles qualitatifs peuvent être classifiées selon le niveau d'abstraction considéré du système à diagnostiquer, à savoir, les systèmes continus, les systèmes à événements discrets ou les systèmes hybrides dynamiques.

I.5.1.3 Les méthodes à base de modèles quantitatifs et qualitatifs :

Reposent, d'une part, sur une évaluation quantitative pour la détection d'un défaut, et d'autre part sur une analyse qualitative des transitoires pour la localisation et l'identification. Ces

méthodes ont l'avantage de combiner les points forts des méthodes à base de modèles quantitatifs et à base de modèles qualitatifs. Cependant, elles sont lourdes à implémenter.

I.5.2 Les méthodes externes :

Les méthodes externes considèrent le système comme une “boîte noire” et elles n'ont besoin d'aucun modèle mathématique pour représenter le fonctionnement du procédé. Elles utilisent uniquement un ensemble de mesures et/ou de connaissances heuristiques sur le système.

Dans cette catégorie, on retrouve toutes les méthodes basées sur l'intelligence artificielle et/ou les approches probabilistes. Ces méthodes comprennent les méthodes à base de systèmes experts, de reconnaissance des formes, logique floue, de réseaux de neurones et l'apprentissage supervisé...

I.5.3 Méthodes basées sur le mode de raisonnement :

Ces méthodes sont basées sur l'analyse fonctionnelle et /ou dysfonctionnelle.

I.5.3.1 L'analyse fonctionnelle :

L'analyse fonctionnelle permet d'établir de façon lisible et exhaustive les relations fonctionnelles à l'intérieur et à l'extérieur du système à travers la description du comportement du système sous l'angle structurel et fonctionnel.

Elle constitue particulièrement un préalable de l'analyse de la valeur et de la sûreté de fonctionnement en apportant les bases concrètes, logiques et exhaustives à leur mise en œuvre.

Parmi les méthodes utilisées dans l'analyse fonctionnelle on a la méthode SADT et FAST [6].

I.5.3.2 L'analyse dysfonctionnelle :

L'analyse dysfonctionnelle s'appuie sur une méthodologie rigoureuse et des outils puissants qui permettent la modélisation des défaillances fonctionnelles.

Ainsi, les méthodes mises au point pour les études des risques et de la sûreté de fonctionnement permettent la résolution des problèmes de diagnostic de défaillances.

Le principe de ces méthodes consiste à établir a priori et de manière formelle les liens entre les causes et leurs effets mesurables par les opérateurs ou les systèmes de traitement de l'information [4].

L'analyse dysfonctionnelle est basée sur 2 méthodes :

I.5.3.2.1 Les méthodes inductives :

Correspondent à une approche montante où l'on identifie toutes les combinaisons d'événements élémentaires possibles qui entraînent la réalisation d'un événement unique indésirable. Parmi les méthodes inductives les plus utilisées l'arbre de défaillance.

I.5.3.2.2 Les méthodes déductives :

La démarche est bien sûr inversée puisque l'on part de l'événement indésirable et l'on recherche ensuite par une approche descendante toutes les causes possibles.

L'analyse AMDEC est une technique déductive et qualitative avec laquelle les effets (conséquences) des causes défaillances des composants élémentaires sont systématiquement identifiés.

I.6. L'intelligence artificielle dans les entreprises :

I.6.1 Définition :

L'intelligence artificielle est définie comme "l'intelligence des machines et des logiciels". Elle s'appuie sur l'hypothèse selon laquelle il est possible de transmettre l'intelligence des êtres humains pour des machines ou des logiciels [7].

Ces machines ou logiciels sont capables de raisonner, planifier, apprendre, percevoir et traiter les informations comme l'esprit humain et donc de faciliter l'existence des humains.

I.6.2 L'impact de l'intelligence artificiel dans les entreprises :

Aujourd'hui l'intelligence artificielle génère déjà de nombreux bénéfices pour les entreprises, notamment en :

Diagnostic des pannes : il existe plusieurs méthodes de l'intelligence artificielle utilisé dans le diagnostic des équipements et les systèmes industriels pour détecter la panne et définir les causes de ces pannes [8].

I.6.3 Les Inconvénients de l'intelligence artificielle :

Comme L'intelligence artificielle a des avantages elle a aussi des inconvénients comme :

- Absence des compétences requises.
- Insuffisance du budget.
- Les systèmes d'AI ne sont pas sûrs.
- Ne pas posséder les autorisations nécessaires.

I.7 les méthodes de l'intelligence artificielle pour le diagnostic industriel :

Avec l'apparition d'une puissance de calcul et de stockage des nouveaux ordinateurs, l'intelligence artificielle connaît actuellement un regain d'intérêt, plusieurs techniques et méthodes sont apparues et développées. Ces techniques peuvent également être exploitées pour réaliser des outils performants de diagnostic.

On peut classer les méthodes de l'intelligence artificielle plusieurs techniques qui sont :

I.7.1 Système expert :

I.7.1.1 Définition :

Le système expert est un outil informatique de l'intelligence artificielle conçu pour modéliser le raisonnement d'un spécialiste humain d'un domaine précis, en reproduisant ses mécanismes cognitifs.

Pour les systèmes experts, le diagnostic industriel est devenu un des domaines privilégiés d'application. Les connaissances utilisées, dans la plupart des cas, pour le développement d'un

système expert d'aide au diagnostic, reposent sur l'apprentissage des relations entre les causes et les effets observés pour chaque défaillance [9].

Le Système Expert est composé de trois principaux éléments : une base de connaissances, un moteur d'inférence et une interface graphique.

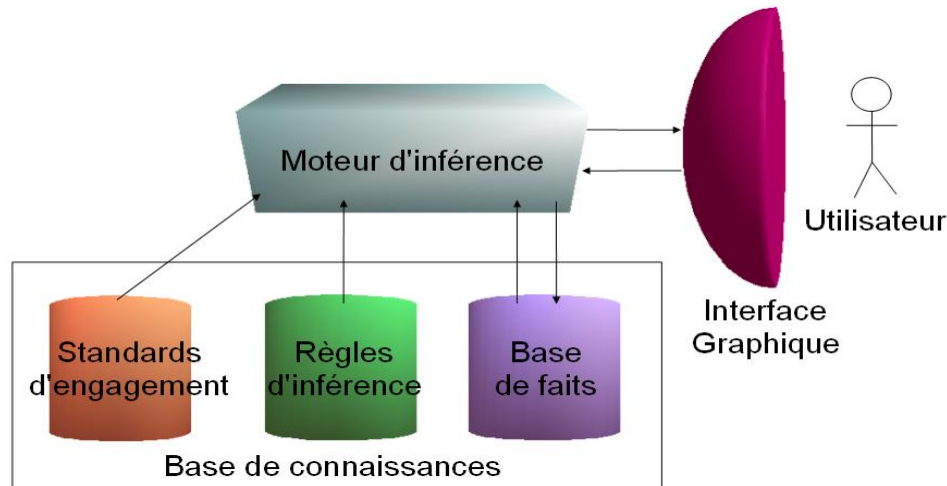


Fig.I.5 : les composants d'un système expert

I.7.1.2 Domaine d'application :

Dans l'industrie, les systèmes experts sont utilisés dans différents domaines d'activité tels que la Conception Assistée par Ordinateur, le contrôle, l'ordonnancement et la planification de la productique et le diagnostic qui regroupe : diagnostic de panne, incident, défaut de fabrication [10].

I.7.2 La logique floue :

C'est une technique de l'intelligence artificielle pour le traitement de connaissances imprécises et incertaines. Elle permet de prendre en considération des variables linguistiques dont les valeurs sont des mots ou des expressions du langage naturel, telle que faible, élevée, rapide, lent, grand, petit, etc....[12].

I.7.2.1 Principe de fonctionnement :

Le fonctionnement de la logique floue peut se résumer en trois grandes étapes[11] :

La fuzzification : Cette première étape consiste à transformer les variables en variables linguistiques :

- Pour chaque variable, on définit dans un premier temps l'univers du discours
- La variable est ensuite découpée en catégories appelées variables linguistiques
- Une fonction (allant de 0% à 100%) permettant de définir pour chaque variable son pourcentage de véracité à l'affirmation.

Cette étape est principalement réalisée sur la base d'observations statistiques ou à dire l'expert.

L'inférence floue : construction de règles (et de résultats) basées sur les variables linguistiques, attribution d'une véracité à chaque règle, puis agrégation des règles pour obtenir un

résultat

unique.

La defuzzification : passage d'un résultat linguistique à un résultat chiffré.

I.7.2.2 Les domaines de d'application :

Les domaines d'applications de la logique floue sont très nombreux. Elle est utilisée en automatique, pour faire de la commande et de la régulation floue. En industrie, pour l'aide au diagnostic des pannes et dans les systèmes de surveillance de production. Aussi elle est appliquée en traitement du signal, pour faire de la fusion de données et de la classification. En robotique, pour faire de la planification de trajectoire et aussi en environnement pour prédire la météo.

I.7.3 La reconnaissance de formes :

I.7.3.1 Définition et principe :

La reconnaissance de formes est un ensemble de techniques et méthodes visant à identifier des motifs à partir de données brutes afin de prendre une décision dépendant de la catégorie attribuée à ce motif. La RdF est considérée comme une branche de l'intelligence artificielle qui fait largement appel aux techniques d'apprentissage automatique et aux statistiques. Les formes ou motifs à reconnaître peuvent être de nature très variée. Il peut s'agir de contenu visuel ou sonore, d'images médicales ou multi spectrales et bien d'autres [13].

Le principe de la RdF est de classer les nouvelles formes en utilisant un classifieur qui génère une fonction d'appartenance pour chaque classe. Ainsi la classification d'un nouveau point peut se faire en fonction de la valeur d'appartenance qu'il obtient par rapport à chaque classe.

La Rdf est utilisé dans le diagnostic des défaillances tel que cette dernière est essentiellement vu comme un problème de classification, En d'autres termes, le diagnostic a pour mission d'identifier le mode de fonctionnement d'un système à partir d'observations sur celui-ci [12].

La conception d'un système de diagnostic par RdF se déroule en deux phases : une phase d'analyse et une phase d'exploitation.

I.7.4 Les réseaux de neurone :

Les réseaux de neurones font partie des méthodes de l'intelligence artificielle les plus utilisées dans le diagnostic des pannes en maintenance, et plus particulièrement en maintenance prédictive.

I.7.4.1 Définition du neurone artificiel :

Un neurone artificiel est un opérateur mathématique très simple, il possède des entrées qui peuvent être les sorties d'autres neurones, ou des entrées de signaux extérieures, et une sortie.

La valeur de la sortie résulte du calcul de la somme des entrées, pondérées par des coefficients dits poids de connexions ou poids synaptiques et du calcul d'une fonction non linéaire dite fonction d'activation de cette somme pondérée.

L'état du neurone, appelé aussi activité, est défini comme la somme pondérée de ses entrées.

La figure représente le schéma de fonctionnement de neurone. Un neurone se caractérise par trois concepts : son Etat, ses Connexions avec d'autres neurones et sa Fonction d'activation.

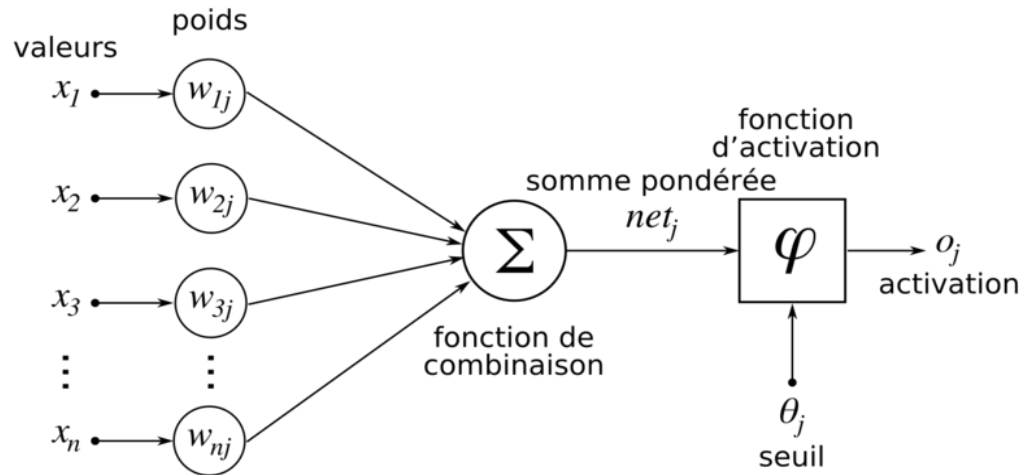


Fig.I.6 : les éléments d'un neurone artificiel

I.7.4.2 Définition de réseaux de neurone artificielle :

Un réseau de neurones est un système composé de plusieurs unités de calcul simples (nœuds) fonctionnant en parallèle, dont la fonction est déterminée par la structure du réseau et l'opération effectuée par les nœuds. Le principe de fonctionnement est le suivant : on dispose initialement d'une base de connaissances constituée de couples de données (entrées / sorties) et on souhaite utiliser cette base de données pour entraîner un algorithme à reproduire les associations constatées entre les entrées et les sorties de l'échantillon. **La figure I.7** représente l'exemple le plus simple de réseau de neurones est souvent donné par le "perceptron multicouches" qui est un cas particulier de réseau de neurones [14].

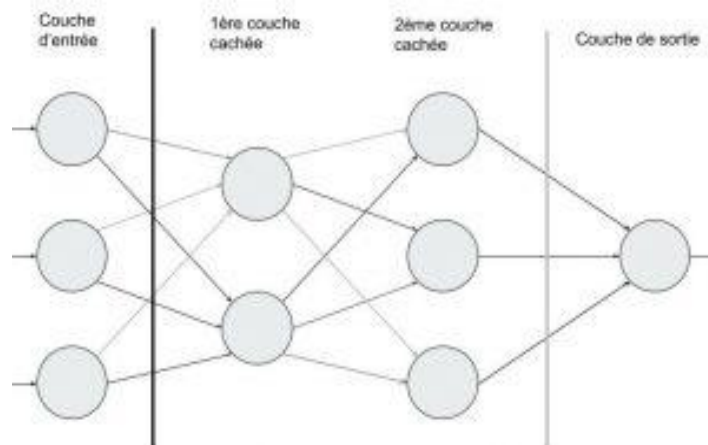


Fig.I.7 : perceptron multicouches

Ce réseau possède N informations en entrée et il est composé de p neurones, que l'on représente généralement alignés verticalement. Chacun peut en théorie avoir une fonction d'activation différente telle qu'en pratique, ce n'est généralement pas le cas. Chacun des p neurones est connecté aux N informations d'entrée.

Dans ce réseaux, les neurones de la première couche reçoivent toutes les informations entrées, ceux de la deuxième reçoivent toutes les sorties des neurones de la première couche, et ainsi de suite jusqu'au neurone de sortie qui reçoit celles de la dernière couche.

I.7.4.3 L'apprentissage de réseau de neurone :

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. Par définition l'apprentissage est une phase de développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré.

L'apprentissage a comme objectif l'amélioration des performances futures du réseau, sur la base d'une connaissance acquise au fur et à mesure des expériences passées. Il existe principalement deux types d'apprentissage : L'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé [15].

L'apprentissage peut être en ligne (On line) ou hors ligne (Off line).

I.7.4.4 Phénomènes du sur-apprentissage et de minimas locaux :

Le réseau de neurones apprend des exemples (jeux d'entraînement) qui lui sont soumis. Le but de cet apprentissage est que le réseau tire des généralités de ces exemples et puisse ensuite les appliquer à de nouvelles données.

En intelligence artificielle, on parle de sur apprentissage lorsque le modèle en sait trop sur les particularités de chaque exemple donné en exemple. Il présente alors des taux de réussite très élevés (jusqu'à 100%) sur les données d'entraînement, compromettant ses performances générales réelles.

L'apprentissage d'un réseau de neurones à faible erreur d'apprentissage génère un grand nombre d'itérations, ce qui conduit au phénomène de sur-apprentissage, qui conduit à une erreur de test élevée. Ces derniers sont soumis à des minima locaux dont les plus importants sont dès la première itération[16].

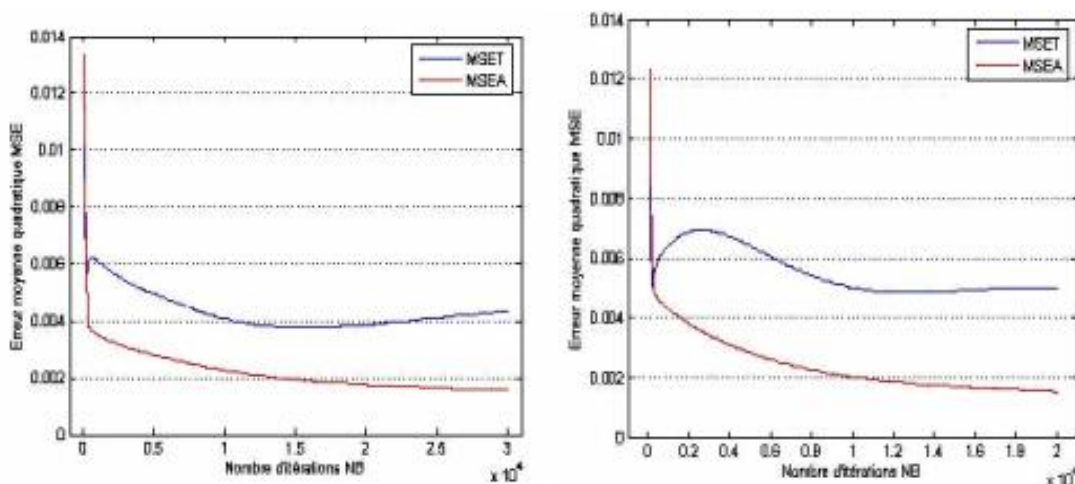


Fig.I.8 :phénomène de sur apprentissage**Fig.I.9 :**phénomène des minimas locaux

La solution générale pour ce phénomène-là est l'utilisation du moment me, tel que généralement il est compris entre 0 et 1.

I.7.4.4 Les domaines d'application :

Les réseaux de neurones sont utilisés en contrôle industriel pour le diagnostic de pannes, la commande de processus et le contrôle qualité. Ils sont utilisés aussi en traitement d'image et

traitement de signal, en optimisation pour l'allocation de ressources, la planification, la régulation de trafic, la gestion et le finance.

I.7.5 L'apprentissage automatique :

I.7.5.1 Définition :

L'apprentissage automatique, également appelé apprentissage machine ou apprentissage artificiel et en anglais machine Learning, est une forme d'intelligence artificielle (IA) qui permet à un système d'apprendre à partir des données qui s'appellent les données d'apprentissage et non à l'aide d'une programmation explicite.

Cependant, l'apprentissage automatique n'est pas un processus simple.

Au fur et à mesure que les algorithmes ingèrent les données de formation, il devient possible de créer des modèles plus précis basés sur ces données.

Elle est fondée sur des approches mathématiques et statistiques pour donner aux ordinateurs la capacité d'améliorer leurs performances à résoudre des tâches, faire des prédictions et prendre des décisions sans être explicitement programmés pour chacune.

Plus largement, il concerne la conception, l'analyse, l'optimisation, le développement et l'implémentation de telles méthodes.

I.7.5.2 Démarche :

L'apprentissage artificiel comporte deux phases importantes :

- ☞ **Phase d'apprentissage ou d'entraînement :** elle consiste à estimer un modèle à partir de données, appelées observations, qui sont disponibles et en nombre fini, lors de la phase de conception du système. L'estimation du modèle consiste à résoudre une tâche pratique, Cette phase est généralement réalisée préalablement à l'utilisation pratique du modèle.
- ☞ **Phase de la mise en production :** le modèle étant déterminé, de nouvelles données peuvent alors être soumises afin d'obtenir le résultat correspondant à la tâche souhaitée. En pratique, certains systèmes peuvent poursuivre leur apprentissage une fois en production, pour peu qu'ils aient un moyen d'obtenir un retour sur la qualité des résultats produits [18].

I.7.5.3 Les types d'apprentissage automatique :

L'apprentissage automatique peut se classer en quatre types importants :

I.7.5.3.1 l'apprentissage supervisé :

L'apprentissage supervisé est un type d'apprentissage automatique, elle commence généralement par un ensemble de données bien défini et une certaine compréhension de la façon dont ces données sont classifiées (données étiquetées)

L'apprentissage supervisé a pour but de déceler des modèles au sein des données et de les appliquer à un processus analytique. Ces données comportent des caractéristiques associées à des libellés qui définissent leur signification. Le but de l'apprentissage supervisé est de mapper les données d'entrée avec les données de sortie. Les algorithmes de l'apprentissage supervisé sont détaillés en **Annexe C**[17].

Pour les algorithmes de classification nous avons :

L'algorithme K-NN :

k-NN (k Nearest Neighbours) est un algorithme de raisonnement à partir de cas c'est à dire prendre des décisions en recherchant un ou plusieurs cas similaires déjà résolus. La décision consiste à chercher les k échantillons les plus voisins de l'objet et de l'affecter à la classe qui est la plus représentative dans ces k échantillons ("dis-moi qui sont tes amis, et je te dirais qui tu es"). L'approche la plus simple est de rechercher le cas le plus similaire et de prendre la même décision, on parle de 1-NN. Si cette approche peut fournir des résultats acceptables sur des problèmes simples pour lesquels les objets sont bien répartis en groupes denses de même classe, en règle générale, il faut considérer un nombre de voisin plus important pour obtenir de bons résultats [22].

L'algorithme k-nn est très utile dans le domaine industriel, il est utilisé en maintenance pour le diagnostic des pannes des équipements, en fabrication pour la classification des produits, aussi dans la gestion de qualité et la gestion des stocks.

Il peut être utilisé dans des technologies comme l'OCR (Optical Character Recognizer), qui tente de détecter l'écriture manuscrite, les images et même les vidéos. Il peut être utilisé dans le domaine des notations de crédit.

Parmi les avantages de cet algorithme :

- Ne pas refaire l'apprentissage lors de l'introduction de nouveaux attributs. ∞
- Traiter tout type de données avec un nombre d'attributs élevé.
- Fournir des résultats clairs et rapides.

.Cependant, le coût de classification peut devenir cher car d'une part, le temps pour calculer les voisins peut être prohibitif et d'autre part, il faut toujours stocker le modèle durant toute l'opération de classification.

Machine à vecteur de support SVM :

Les machines à vecteurs de support, sont des modèles de machine learning supervisés centrés sur la résolution de problèmes de discrimination et de régression mathématiques. Elles ont été conceptualisées dans les années 1990 à partir d'une théorie d'apprentissage statistique développée par les informaticiens russes Vladimir Vapnik et Alexey Chervonenkis : la théorie de Vapnik-Chervonenkis. Ce modèle a été rapidement adopté en raison de sa capacité à travailler avec des données de grandes dimensions, ses garanties théoriques et les bons résultats réalisés en pratique.

Le principe des SVM consiste à ramener un problème de classification ou de discrimination à un hyperplan dans lequel les données sont séparées en plusieurs classes dont la frontière est la plus éloignée possible des points de données (ou "marge maximale"). D'où l'autre nom attribué aux SVM : les séparateurs à vaste marge. Le concept de frontière implique que les données soient linéairement séparables[20].

Pour y parvenir, les supports vector machines font appel à des noyaux, c'est-à-dire des fonctions mathématiques permettant de projeter et séparer les données dans l'espace vectoriel, les "vecteurs de support" étant les données les plus proches de la frontière. C'est la frontière la plus éloignée de tous les points d'entraînement qui est optimale, et qui présente donc la meilleure capacité de généralisation.

I.7.5.3.2 l'apprentissage non supervisé :

L'apprentissage non supervisé est une méthode d'apprentissage automatique, elle est utilisée lorsque le problème nécessite une quantité massive de données non étiquetées. Pour comprendre le sens de ces données, il est nécessaire d'utiliser des algorithmes qui classifient les données en fonction des tendances ou des clusters qu'ils décèlent.

L'apprentissage non supervisé mène un processus itératif, analysant les données sans intervention humaine tel que Le but de l'apprentissage non supervisé est de restructurer les données d'entrée en nouvelles fonctionnalités ou en un groupe d'objets avec des caractéristiques similaires.

I.7.5.3.3 l'apprentissage par renforcement :

L'apprentissage par renforcement est un modèle d'apprentissage comportemental. L'algorithme reçoit un feedback de l'analyse des données et guide l'utilisateur vers le meilleur résultat.

L'apprentissage par renforcement diffère des autres types d'apprentissage supervisé, car le système n'est pas formé avec un ensemble de données exemple.

Au lieu de cela, le système apprend plutôt par le biais d'une méthode d'essais et d'erreurs. Par conséquent, une séquence de décisions fructueuses aboutit au renforcement du processus, car c'est lui qui résout le plus efficacement le problème posé [21].

I.7.5.3.4 l'apprentissage profonde :

L'apprentissage en profondeur est une méthode spécifique d'apprentissage automatique qui intègre des réseaux neuronaux en couches successives afin d'apprendre des données de manière itérative. L'apprentissage en profondeur est particulièrement utile pour la détection des tendances à partir de données non structurées.

Les réseaux neuronaux complexes d'apprentissage en profondeur sont conçus pour émuler le fonctionnement du cerveau humain, de sorte que les ordinateurs peuvent être entraînés pour faire face à des abstractions et des problèmes mal définis.

I.8 les critères de choix de la méthode à utiliser pour un diagnostic industriel :

Le choix de la méthode de diagnostic la plus appropriée à un système industriel donné ne peut se faire qu'après un recensement des besoins et des connaissances disponible.

L'objectif de la classification est de structurer la démarche nécessaire pour retenir la méthode techniquement et économiquement la plus efficace.

Les critères qu'il faut étudier avant le choix de la méthode de diagnostic :

- nature des causes de défaillance à localiser.
- connaissance des symptômes associés aux défaillances induites par les causes.
- maîtrise des moyens de mesure des symptômes.
- maîtrise des moyens de traitement des symptômes.
- connaissance des mécanismes physiques entre les causes et les effets.
- inventaire du retour d'expérience.

- recensement des expertises disponibles.
- définition du niveau de confiance dans le diagnostic.
- identification des utilisateurs finals du diagnostic.

I.9 Conclusion :

Avec le développement industriel et l'avancement de la technologie, l'intelligence artificielle connaît actuellement un regain d'intérêt dans le domaine industriel, ainsi plusieurs techniques et méthodes sont apparus et développée.

Ces techniques peuvent également être exploitées pour réaliser des outils performants de diagnostic industriel.

Les techniques de l'intelligence artificielle permettent d'améliorer les performances de diagnostic industriel et représentent un outil d'aide pour les ingénieurs de maintenance pour améliorer les activités de maintenance industrielle et augmenter les gains et la productivité des entreprises. Nous exploiterons quelques une entre elles dans le chapitre 3 pour améliorer le diagnostic industriel.

ChapitreII : Sélection et étude de la sûreté de fonctionnement du broyeur vertical cru.

Liste des éléments du chapitre II :

II.1 Introduction

II.2 Le choix d'un équipement critique

II.3 Analyse fonctionnelle du broyeur verticale

II.4 Analyse dysfonctionnelle du broyeur verticale

II.5 Interprétation

II.6 Recommandations

II.7 Conclusion

II.1 Introduction :

Pour notre étude nous avons choisi la ligne 2 de la cimenterie Ain El Kebira (nous avons présenté l'entreprise CMAEK dans **l'annexe A**) qui a commencé la production en 2017, cette ligne à une capacité de production de deux millions de tonnes de ciment par an (le double de la première ligne) donc elle a un grand impact sur les bénéfices de l'entreprise, cette ligne est complètement automatisé et utilise des hautes technologies.

Pour le choix d'un équipement critique, nous avons d'abord réalisé une étude sur les ateliers de la cimenterie pour découvrir l'atelier qui a une influence importante sur les pertes de production du ciment et provoque beaucoup de panne et d'arrêt de travail. Cela nécessitera une amélioration pour augmenter la productivité de la cimenterie.

Après le choix de l'atelier nous avons fait une étude sur les équipements de cette atelier pour découvrir l'équipement le plus important et critique.

Dans cette étude nous avons utilisé le « **diagramme de PARETO** » qui permet de visualiser l'importance des différentes parties des ateliers, analyser et chiffrer sous la forme d'un classement.

Ensuite nous avons utilisé la méthode **SADT** pour faire une analyse fonctionnelle de broyeur vertical cru et à la fin nous avons utilisé la méthode **AMDEC** pour déterminer les pannes les plus critiques pour faire notre diagnostic.

II.2 Le choix d'un équipement critique :

Pour le choix d'un équipement critique nous avons suivre deux étapes importantes. D'abord nous avons déterminé l'atelier la plus critique de l'entreprise, ensuite nous avons déterminé l'équipement critique de cet atelier.

II.2.1 Déroulement de de la sélection d'un équipement critique :

Dans notre analyse nous avons utilisé la méthode Pareto[23] décrite en **annexe E**, d'abord pour déterminer l'atelier critique de l'entreprise ensuite déterminer l'équipement critique de l'atelier tel que sur lequel notre étude est effectuée.

Nous avons choisi deux critères d'analyse pour déterminer l'atelier critique qui sont : le taux de panne et le temps moyen de réparation MTTR. Tel qu'avec le taux de panne on peut définir l'atelier critique qui a un nombre important de panne dans l'entreprise et donc elle nécessite une amélioration des activités de maintenance. Avec le MTTR on peut définir l'atelier qu'a un temps de réparation élevée par conséquence elle est la responsable de l'indisponibilité des équipements et des arrêts de production donc des pertes de cout pour l'entreprise et qu'elle nécessite une maintenance prédictive et préventive pour réduire les couts de maintenance et augmenter la productivité de l'entreprise.

II.2.2 Étude sur les ateliers de la cimenterie :

La ligne de production de la cimenterie d'Ain El Kebira contient 5 zones importantes et pour chaque zone on trouve des ateliers qui sont présentés sur **Fig.II.1** :

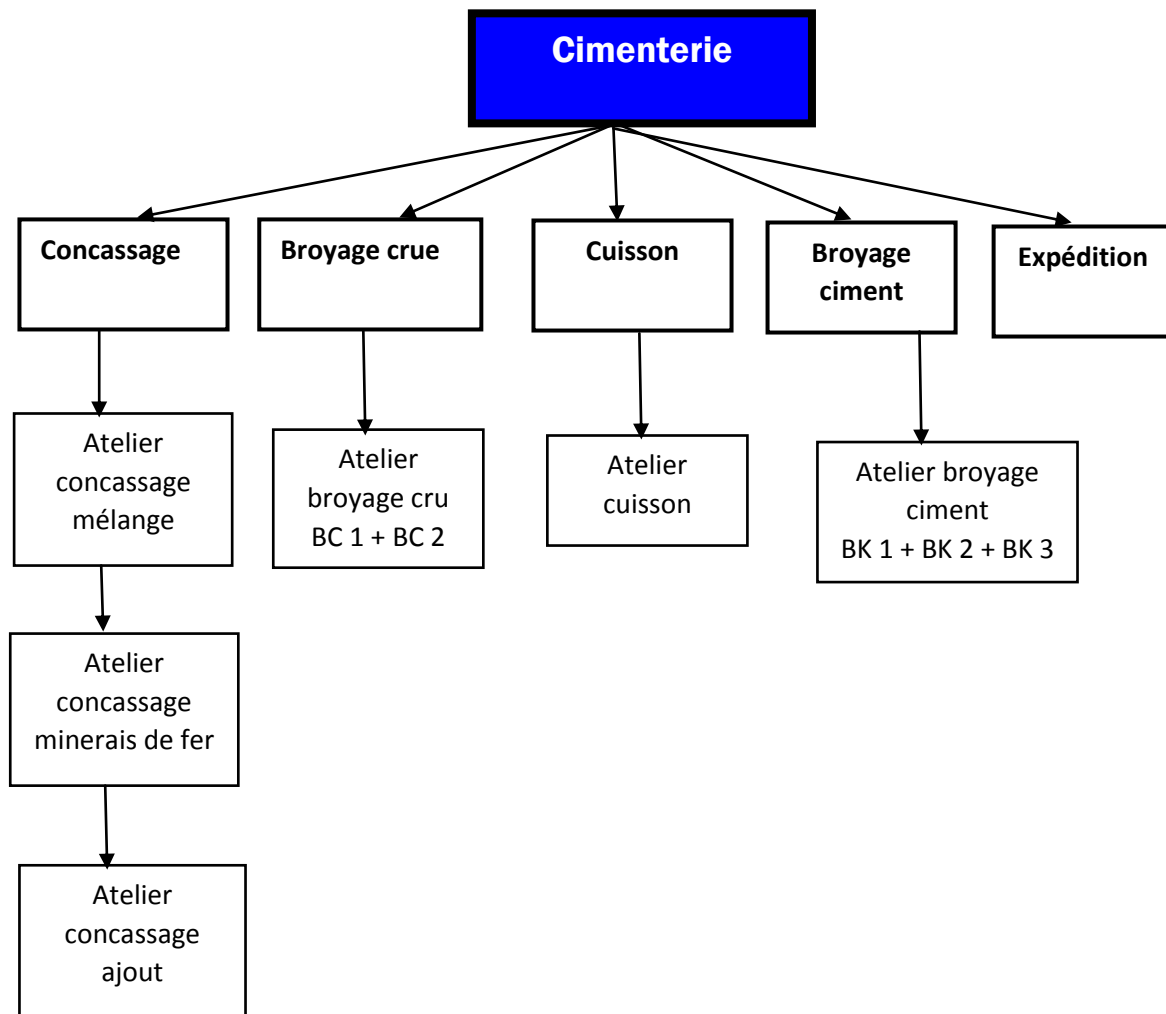


Fig.II.1 : les ateliers de la cimenterie

D'après les historiques des interventions prélevées de la base de données GMAO[27], nous avons le **tableau II.1** qui contient des données sur le taux de panne, MTTR de chaque atelier :

Atelier	Taux de panne (%)	MTTR (H)
Concassage mélange	2.05	1.6
Concassage minerais de fer	1.205	1.3
Concassage ajout	0.185	1.9
Broyage cru	7.54	7.1
Cuisson	0.55	20
Ciment	6.20	3.7

Tableau.II.1 : tableau des données des ateliers

Taux de panne :

Le taux de panne est le pourcentage du nombre d'heures de panne sur le temps brut de fonctionnement machine (Temps d'ouverture - arrêts programmés). Pour être plus pertinent ce taux de panne peut-être pondéré en fonction des équipements afin que l'impact d'une panne sur une machine goulot soit plus important que sur une machine annexe de production.

$$\text{Taux de panne} = \text{Nb heure de panne} / \text{Temps brut de fonctionnement}$$

MTTR :

Le MTTR (Mean Time To Repair) correspond au temps moyen passé » par un technicien jusqu'à la réparation ou le dépannage. Son analyse permet de voir l'évolution du service maintenance et des compétences au fil du temps. S'il s'avère trop long, il peut mettre en évidence la nécessité de trouver des solutions pour rendre les opérations de maintenance plus simples et plus rapides.

$$\text{MTTR} = \text{Temps de Panne} / \text{Nombre de Pannes}$$

II.2.2.1 Construction du diagramme de Pareto :

Dans notre étude le nombre des ateliers analysés est égal à six. Pour la zone d'expédition elle est considérée hors de la ligne de fabrication, donc nous ne l'avons pas l'inclue dans notre étude.

On construit le **tableau II.2** dans lequel les ateliers sont classés par ordre décroissant du taux de panne et de MTTR.

II.2.2.1.1 Cas des taux de panne :

Nous utiliserons le diagramme de Pareto présenté dans la figure 2 pour sélectionner l'atelier à prendre en considération dans notre étude.

Atelier	Taux de panne (%)	Pourcentage (%)	Cumulé croissant (%)
Broyage cru	7.54	43	43
Broyage Ciment	6.20	35	78
Concassage mélange	2.05	11	89
Concassage minerais de fer	1.205	7	96
Cuisson	0.55	3	99
Concassage ajout	0.185	1	100
Total Taux de panne	17.73		

Tableau.II.2 : Tableau de classement des ateliers par taux de panne

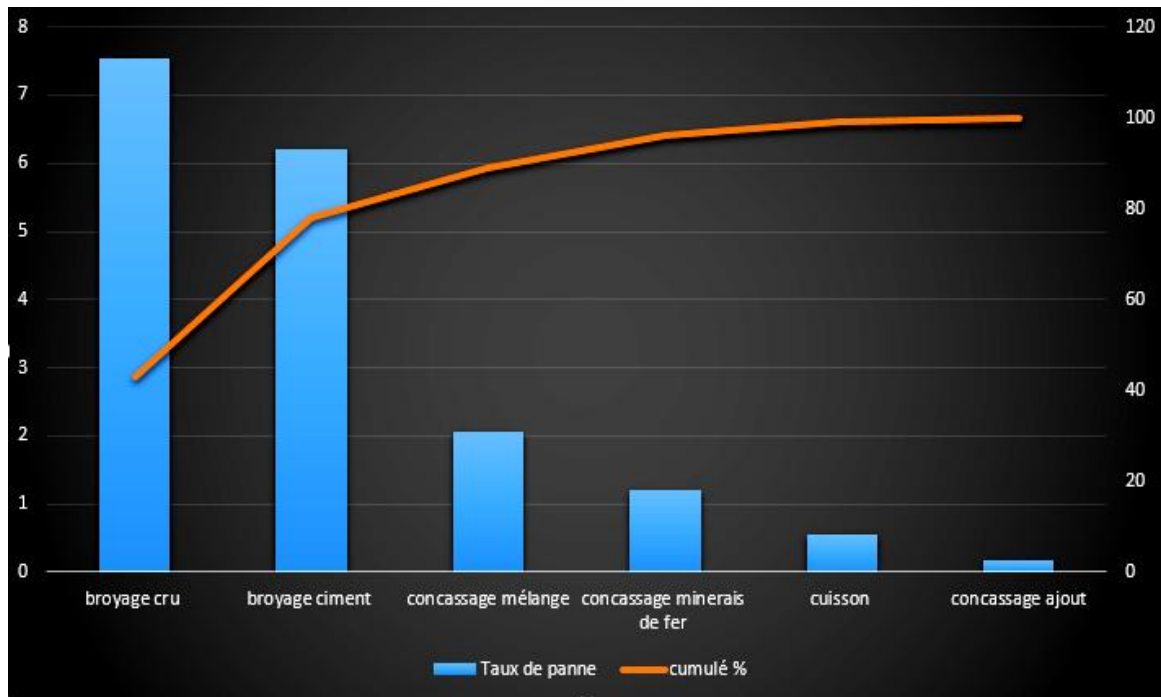


Fig.II.2 : Diagramme de Pareto de taux de panne des ateliers.

Interprétation :

Dans le cas des taux de panne le diagramme PARETO montre que les ateliers : broyage cru, broyage ciment sont responsables de 80% des pannes dans la cimenterie donc ces ateliers sont responsables de l'indisponibilité des équipements.

III.2.2.1.2 Cas de temps technique moyen de réparation :

On construit un **tableau II.3** dans lequel les ateliers sont classés par ordre décroissant selon le temps moyen de réparation lequel :

Atelier	MTTR (H)	Pourcentage (%)	Cumulé croissant(%)
Cuisson	20	56	56
Broyage cru	7.1	20	76
Broyage Ciment	3.7	10	86
Concassage ajout	2	6	92
Concassage mélange	1.6	4	96
Concassage minerais de fer	1.3	4	100
Total MTTR	35.7		

Tableau.II.3 : Tableau de classement des ateliers selon le temps moyen de réparation

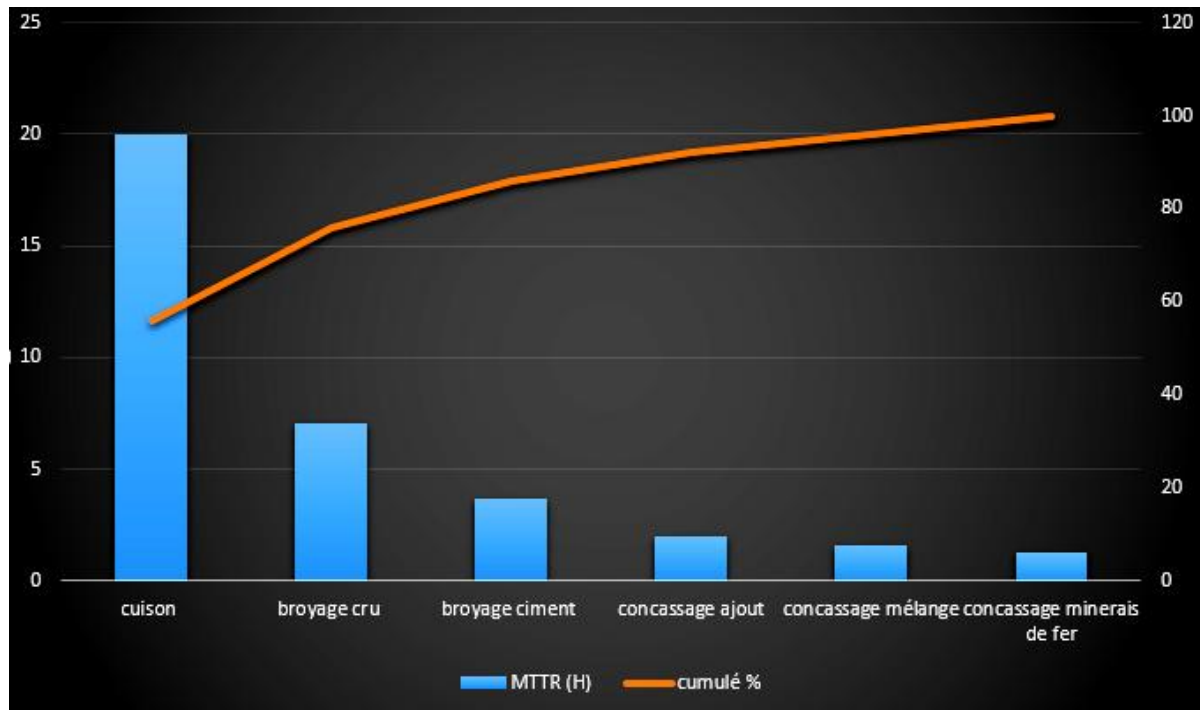


Fig.II.3 : Diagramme de Pareto de temps moyens de réparation des ateliers

Interprétation :

Dans le cas des temps moyens de réparation, le diagramme PARETO montre que les ateliers suivants : atelier cuisson et atelier broyage cru sont les ateliers qui ont 80% de temps de réparation dans la cimenterie.

Résultat :

D'après les deux diagrammes de Pareto on peut conclure que l'atelier broyage cru est trouvé dans les deux zones 20/80 pour les deux critères le taux des pannes et le MTTR. Donc on va s'intéresser à cet atelier responsable des pannes dans la cimenterie et l'indisponibilité des équipements.

En conséquence nous choisirons *l'atelier broyage cru comme un atelier critique pour notre étude.*

II.2.3 Sélection de l'équipement critique :

II.2.3.1 Découpage de l'atelier du broyage cru :

Les principaux équipements de l'atelier broyage cru sont présentés dans ce tableau avec leur principale fonction :

Equipement	Fonction
Gratteur	La fonction principale de gratteur est l'extraction de la matière première du stock dans la zone concassage
Elévateur	Après l'extraction de la matière première l'élévateur déplace cette matière vers le doseur

Doseur	Le doseur sert à définir la quantité nécessaire de chaque matière première (Mélange et minerais de fer) pour obtenir le cru.
Bande de transport	Après le dosage de la matière première la bande de transport sert à la transporter vers le broyeur
Broyeur verticale	Sa fonction principale est de broyer la matière première pour obtenir la poudre de cru.
Aérogليسeur	Les aérogليسeurs transportent la poudre vers les silos de stockage.

Tableau.II.4 : Découpage de l'atelier broyage cru

Le tableauII.5 représente le nombre des ordres d'intervention de chaque équipement dans l'atelier broyage cru dans les dernières six mois à partir de l'historique de logiciel GMAO.

Équipement	Nombre OT
Gratteur	26
Bande de transport	17
Doseur	12
Broyeur verticale	91
Aérogليسeur	6
Élévateur	13

Tableau.II.5 : Tableau d'ordre d'intervention de chaque équipement

II.2.3.2 Construction du diagramme de Pareto (Atelier broyage cru) :

On construit le **tableauII.6** dans lequel les «équipements» sont classés par ordre décroissant selon le nombre d'ordre d'intervention de chaque équipement :

Équipement	Nombre OT	Pourcentage (%)	Cumulé croissante %
Broyeur verticale	91	55	55
Gratteur	26	16	71
Bande de transport	17	10	81
Élévateur	13	8	89
Doseur	12	7	96
Aérogليسeur	6	4	100
Total nombre OT	165		

Tableau.II.6 : Tableau de classement des équipements selon le nombre d'ordre d'intervention

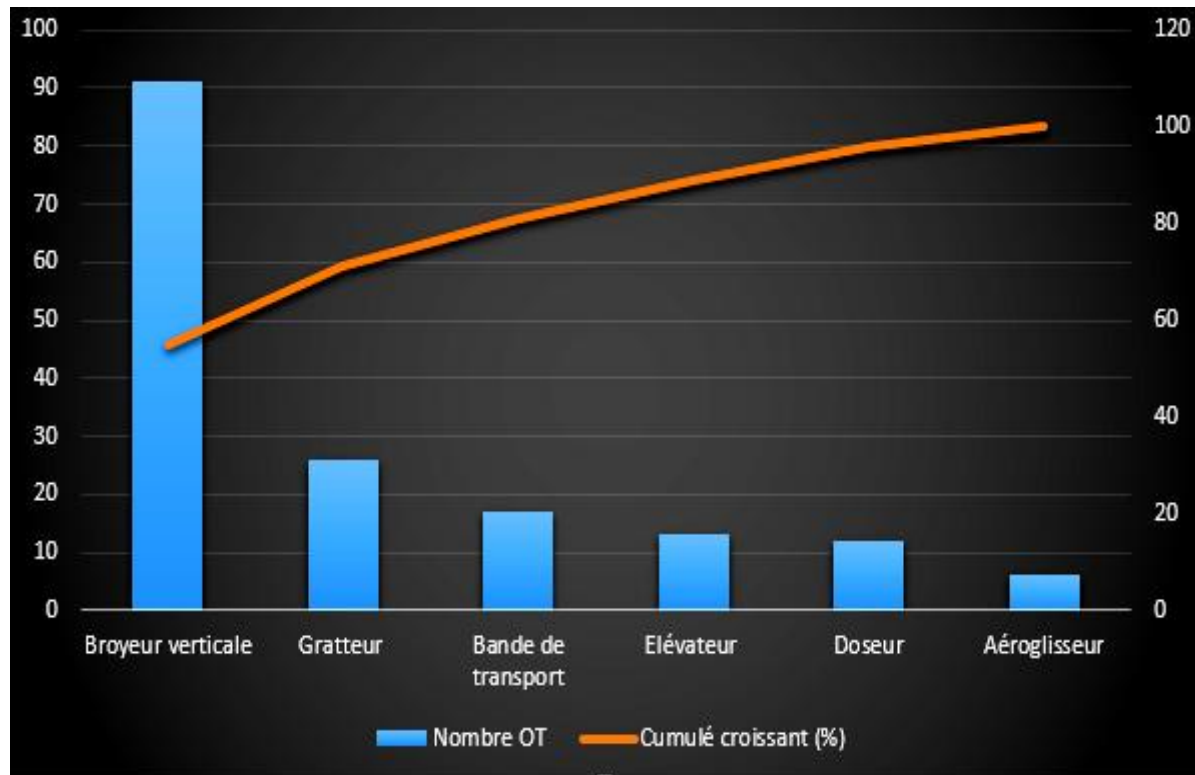


Fig.II.4 : Diagramme de Pareto des équipements de l'atelier broyage

Interprétation :

Le diagramme de Pareto montre que 80 % des interventions sont exécuté sur les équipements : Broyeur cru verticale et le gratteur. Ce qui rendra prioritaire les actions de maintenance envers ces équipements sensible.

Résultat :

Après la sélection de l'atelier critique qui est l'atelier broyage cru et le découpage de cet atelier, et suivant le résultat du diagramme de Pareto sur les équipements de cet atelier nous choisirons le broyeur cru vertical comme un équipement critique pour mener notre étude par rapport au gratteur.

Tel que le broyeur vertical est l'équipement principale de l'atelier broyage cru et il est le responsable de la fonction importante qui est le broyage de la matière première, par rapport au gratteur qui a une fonction secondaire

Les couts de maintenance de broyeur verticale sont très élevés et ses activités de maintenance corrective sont complexe et nécessite un temps élevée par contre au gratteur.

Le broyeur vertical fonctionne avec une haute technologie et il nécessite des activités de maintenance prévisionnelle importante pour assurer son bon fonctionnement.

Et pour cela nous avons choisi le broyeur cru comme un équipement critique pour mener notre étude.

II.3 Analyse fonctionnelle du broyeur verticale :

Les méthodes de l'analyse fonctionnelle, par leurs caractères systématiques et exhaustifs, représentent une garantie formelle pour décomposer une installation industrielle en niveaux fonctionnels et matériels nécessaires pour identifier les modes de défaillances et leurs conséquences sur les objectifs opérationnels retenus pour l'installation ou l'équipement concerné.

L'analyse fonctionnelle consiste à recenser, caractériser, ordonner, hiérarchiser et éventuellement valoriser les fonctions d'un système industriel.

Les méthodes d'analyse fonctionnelle permettent :

- en cours de conception de décrire le besoin d'un utilisateur en termes de fonctions, en faisant abstraction des solutions pour le réaliser.
- pour un équipement existant de décrire sa structure en termes de fonctions, en prenant en compte les composants utilisés.

Il existe plusieurs méthodes et outils d'analyse fonctionnelle et nous avons choisi la méthode SADT décrite en annexe E pour modéliser notre système industriel le broyeur verticale.

II.3.1 Schéma SADT de broyeur cru :

Selon la **figure II.5** nous appliquons le schéma SADT du broyeur cru.

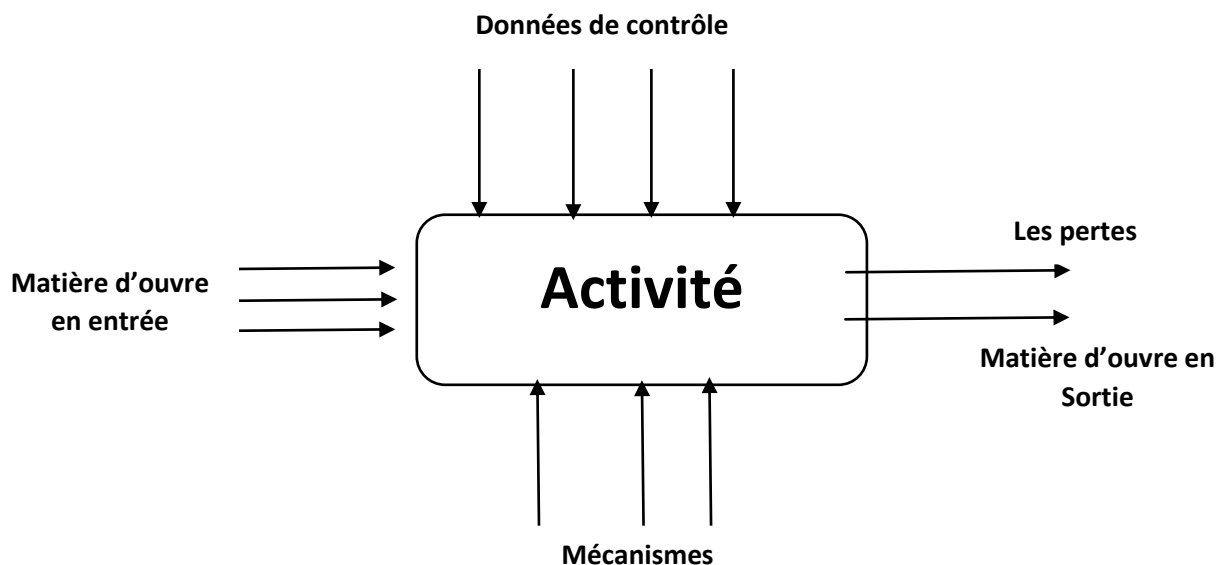


Fig.II.5 : actigramme SADT

Les figures II.6 et II.7 représentent l'analyse fonctionnelle du broyeur vertical que nous avons présenté dans l'Annexe D. Nous avons juste exploité A0 parce que notre système étudié est composé d'un seul équipement.

Dans la figure II.6 nous avons présenté les fonctions principales de broyeur verticale après dans la figure II.7 nous avons présenté les fonctions en détaille avec les organes de broyeur verticale.

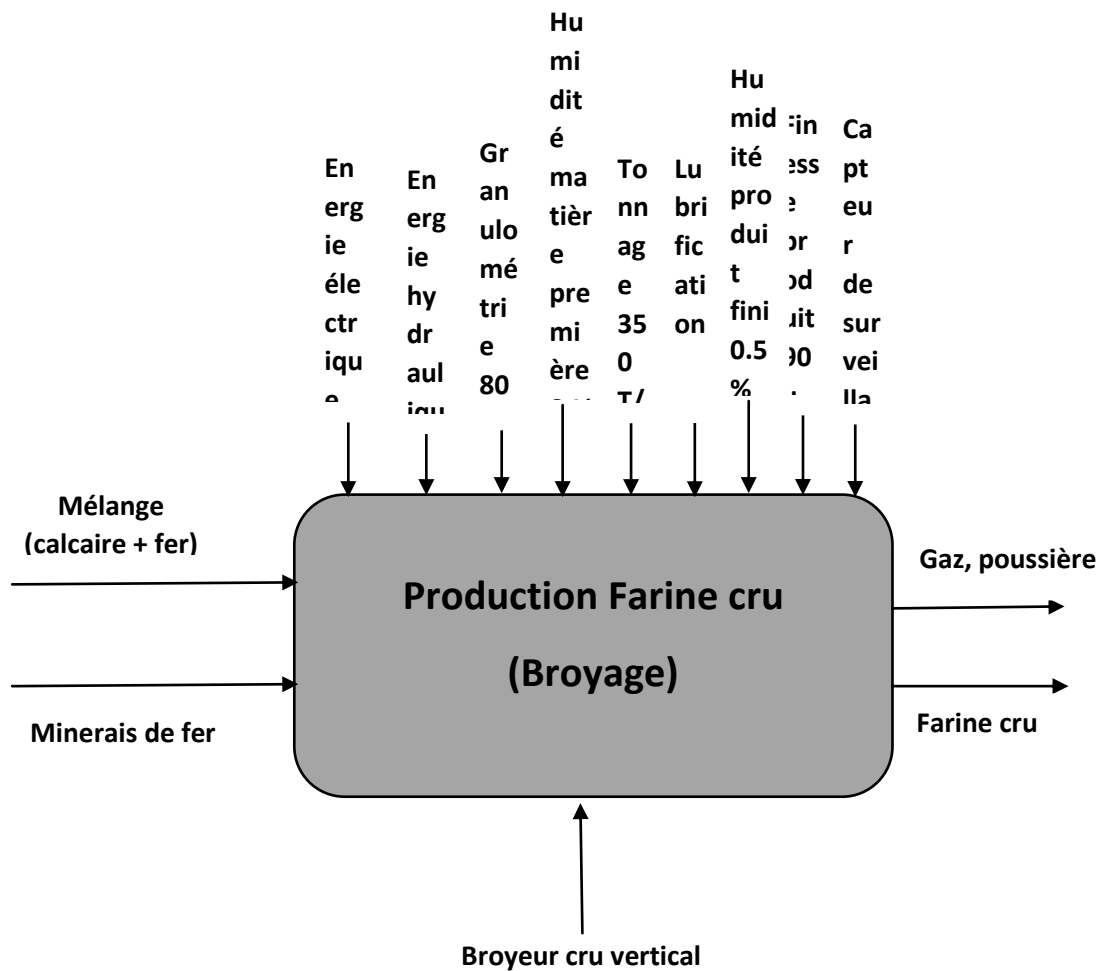


Fig.II.6 : SADT broyage (Niveau A0)

Chapitre II : Sélection et étude de la sureté de fonctionnement du broyeur vertical cru.

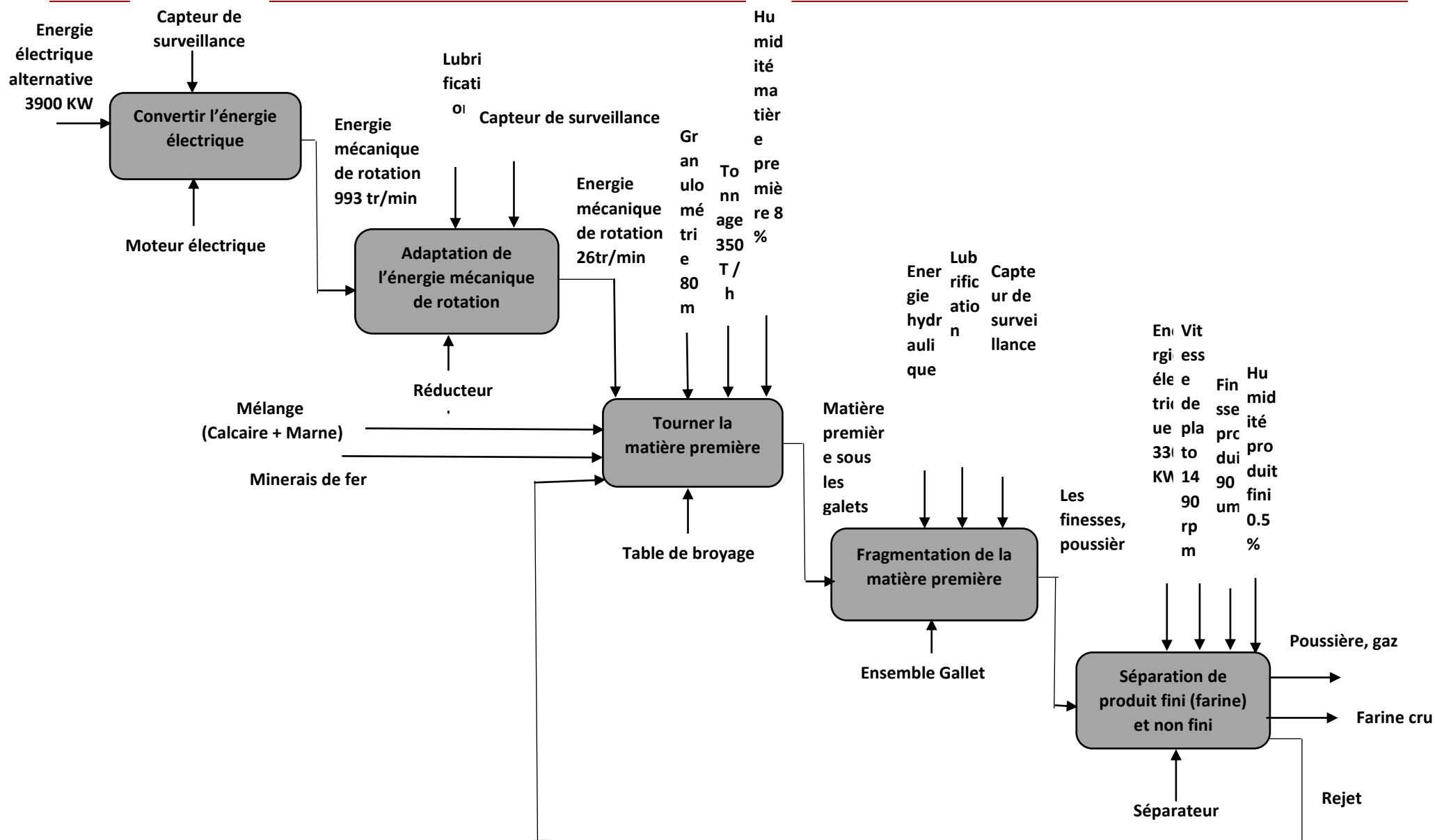


Fig.II.7 : SADT broyage cru Niveau A0

II.4 Analyse dysfonctionnelle du broyeur vertical :

Dans cette partie nous avons fait une analyse dysfonctionnelle en utilisant la méthode AMDEC pour définir les pannes de broyeur vertical et conclure les pannes les plus critiques de cet équipement.

II.4.1 Application AMDEC sur le broyeur

II.4.1.1 Partie préparation :

Pour la réalisation de notre AMDEC sur le broyeur verticale nous avons organisé des réunions de travail le long de deux semaines, ses réunions sont constituées de cinq personnes de l'équipe de bureau d'étude et planification maintenance qui sont :

- Chef de bureau BEP.
- Chef de la zone cru.
- Ingénieur préparateur mécanique zone cru.
- Ingénieur préparateur électrique.
- Ingénieur préparateur mécanique zone cuisson.

Durant ces deux semaines nous avons effectué sept séances de travail :

- La première réunion à l'objectif de récolter les idées, le choix de la feuille AMDEC, le choix de la grille de cotation et la décomposition de l'équipement broyeur verticale en plusieurs organes.
- La deuxième réunion nous avons réalisé l'AMDEC pour le groupe de commande.
- La troisième séance nous avons réalisé l'AMDEC pour le groupe de galet.
- La quatrième séance nous avons réalisé l'AMDEC pour la table broyage et le carter.
- La cinquième réunion nous avons réalisé l'AMDEC pour de séparateur.
- La sixième séance à l'objectif d'évaluer les criticités des panne à l'aide de la grille d'évaluation (le **tableau.II.7**), et d'interpréter les résultats et de déterminer les pannes les plus critique de broyeur verticale.
- La dernière séance de travail nous avons proposé quelques recommandations pour réduire la criticité des pannes les plus critiques.

Pour la réalisation de notre travail nous avons basé durant les séances de travail sur l'historique de GMAO de l'entreprise, les plans de maintenance préventive et corrective.

II.4.1.2 Grille de cotation :

Niveau de cotation	1	2	3	4
FRÉQUENCE	Taux d'apparition rare Moins d'une défaillance par année	Une défaillance chaque 6 mois Taux d'apparition très faible	$1 < F < 2$ Taux d'apparition moyen	Taux d'apparition régulier Plusieurs défaillances par semaine
NON DÉTECTION	Signes avant-coureur	Peu de signes Détection facile	Aucun signe Détection difficile	Une expertise approfondie nécessaire

GRAVITE	Défaillance mineure ne provoquant pas d'arrêt de production et aucune dégradation notable du matériel.	Défaillance provoquant un arrêt de production et nécessitant une intervention mineure	Défaillance provoquant un arrêt significatif et nécessitant une intervention importante.	Défaillance provoquant un arrêt impliquant des problèmes majeurs.
---------	--	---	--	---

Tableau.II.7 : grille de cotation

II.4.1.3 Réalisation AMDEC :

Pour la Décomposition fonctionnelle nous avons déjà cité les composants de broyeur verticale.

II.4.1.3.1 Groupe de commande :

Le groupe de commande comprend les composants principaux suivants : moteur électrique à régulation de vitesse, le réducteur et le système de lubrification. Son objectif est de transformer l'énergie électrique en énergie mécanique de rotation.

Ensemble : Broyeur cru vertical									
Sous ensemble : Groupe de commande									
Matériel			Caractéristique de défaillance		Criticité				Action à entreprendre
Elément	Fonction	Défaillance	Cause	Effet sur le système	F	G	D	C	Action corrective
Moteur principale	Transférer l'énergie électrique en énergie mécanique (mouvement de rotation)	Usure de charbon.	Vibration	Arrêt total De la production	2	4	3	2 4	Changement De charbon
		- Usure d'isolement dans stator et rotor et cablemen	Echauffement et frottement Humidité Poudre de charbon (les étincelles)		2	4	3	2 4	Rechargement de la vernie et du papier d'isolement Changement des bobines
		Défauts dans le démarreur électrolyte	Problèmes dans le capteur fin de cycle /position		2	2	2	8	Réglage de capteur
Réducteur principale	Réduire la vitesse de rotation de moteur	Jeu de roulements	Dégradation des Roulements	Bruit. Transmissio	2	2	3	1 2	Changement de roulement

		Fissure et Cassure des dentures des pignons	Manque D'étanchéité Mauvaise Lubrification	n Difficile. Arrêt De production.	1	3	3	9	Changement D'engrenage
		Usure des patins	Mauvaise Lubrification		2	3	3	18	Changement De patin
L'accouplement	Transmettre le couple Moteur vers le réducteur	Usure des plots	Désalignement	Transmission difficile. Cassure de l'arbre du moteur	1	3	4	12	Changement de plot
Système lubrification réducteur	Assurer la lubrification et le refroidissement des patins de réducteur	Colmatage du filtre	La poussière	Manque de graissage de roulement de réducteur	2	1	2	4	Nettoyage ou Changement de filtre
		Fuite dans les conduites	Vieillessement des conduites	Manque de lubrification des dentures Usure des patins de réducteur	2	2	2	8	Changement des conduites Soudage
		Usure de la vis de pompe	Frottement avec l'huile		3	2	2	12	Changement de pompe

Tableau.II.8 : analyse groupe de commande

II.4.1.3.2 Groupe de galet :

Le broyeur comporte 4 ensembles de galet disposés avec un décalage de 90° tel que la fonction principale de ces galets est la fragmentation de la matière première pour obtenir la poudre de cru fine.

Ensemble : Broyeur cru vertical									
Sous ensemble : Groupe de galet									
Matériel			Caractéristique de défaillance		Criticité				Action à entreprendre
Elément	Fonction	Défaillance	Cause	Effet sur le système	F	G	D	C	Action corrective
Palier	Assurer l'articulation	Usure	Manque d'étanchéité	Bruit	1	3	2	6	Changement

Chapitre II : Sélection et étude de la sureté de fonctionnement du broyeur vertical cru.

	d'ensemble galet		Mauvais de montage	Vibration					
			Absence de lubrification	Translation difficile de galet					
Accumulateur	Amortissement des vibrations	L'endommagement des joints	La pression d'azote Manque d'étanchéité	Augmentation de pression de vérin Vibration dans les galets	3	2	3	1 8	Changement des joints
Vérin de travail	Responsable de fonctionnement de galet	Endommagement des joints	Manque d'étanchéité	Fuite d'huile Influe sur le fonctionnement de galet Diminution débit de production	2	2	2	8	Changement des joints
Vérin de démarrage	Lever le galet avant démarrage	Endommagement des joints	Manque d'étanchéité	Fuite d'huile Influe sur le fonctionnement de galet Débit de production diminution	2	2	2	8	Changement des joints
Système hydraulique galet	Assurer le fonctionnement des vérins	Colmatage du filtre	La poussière	Influe sur les accumulateurs et les vérins	2	1	2	4	Nettoyage ou Changement de filtre
		Fuite dans les conduites	Vieillessement des conduites		2	2	2	8	Changement des conduites soudage
		Usure de corps de la pompe	Frottement avec l'huile		3	2	2	1 2	Changement ou révision de pompe
		Endommagement de limiteur de pression	Endommagement de ressort		2	2	3	1 2	Changement du limiteur

Système lubrification galet	Alimenter les roulements des galets	Colmatage du filtre	La poussière	Usure de roulement	2	1	2	4	Nettoyage ou Changement de filtre
		Fuite dans les conduites	Vieillessement des conduites	Du galet	2	2	2	8	Changement des conduites soudage
		Usure de la vis de pompe	Frottement avec l'huile		3	2	2	1 2	Changement ou révision de pompe
		Bouchage de refroidisseur	Calcaire d'eau		2	2	3	1 2	Détartrage Nettoyage des conduites
Galet	Assurer le broyage de matière	Usure de roulement	Bouchage de refroidisseur	Vibration et bruit.	1	3	3	9	Changement du roulement
		Usure de galet	Frottement	Diminution de finesse de la farine Diminution de débit de production	1	1	3	3	Rechargemen t du galet

Tableau.II.9 : analyse de groupe de galet

II.4.1.3.3 Table de broyage :

La table de broyage est montée directement sur la bride de sortie du réducteur. La matière à broyer tombe au centre de la table de broyage en rotation et, sous l'effet de la force centrifuge, elle est entraînée sous les galets de broyage.

Ensemble : Broyeur cru vertical									
Sous ensemble : Table de broyage									
Matériel			Caractéristique de défaillance		Criticité				Action à entreprendre
Elément	Fonction	Défaillance	Cause	Effet sur le système	F	G	D	C	Action corrective

La table (Blindage)	broyage de matière	Usure	Frottement avec matière	Influe sur la qualité de farine et sur le galet	1	1	3	3	Rechargement
Racleur	Recyclage de la poudre non fine (les rejets)	Usure	Frottement avec les rejets	Vibration dans le galet Usure du galet	1	1	2	2	Rechargement

Tableau III.10 : analyse table broyage.

II.4.1.3.4 Carter :

Les gaz chauds nécessaires au transport de matière interne et au séchage passent à travers quatre gaines de gaz chauds situées sur le carter.

Ensemble : Broyeur cru vertical									
Sous ensemble : Carter									
Matériel			Caractéristique de défaillance		Criticité				Action à entreprendre
Elément	Fonction	Défaillance	Cause	Effet sur le système	F	G	D	C	Action corrective
Blindage de carter	La protection de carter	Usure et Arrachement	Frottement avec la matière	Bourrage de la matière Arrêt production	2	2	2	8	Rechargement

Tableau.II.11 : analyse carter

II.4.1.3.5 Séparateur :

Le rotor est situé en Haut de broyeur verticale. Le rotor sépare le produit fini des gruaux qui sont recyclés au broyeur à travers le cône à gruaux.

Ensemble : Broyeur cru vertical									
Sous ensemble : Séparateur									
Matériel			Caractéristique de défaillance		Criticité				Action à entreprendre
Elément	Fonction	Défaillance	Cause	Effet sur le système	F	G	D	C	Action corrective
Moteur	Transférer l'énergie électrique en énergie mécanique (mouvement de rotation)	Usure de charbon	Vibration	Arrêt de séparateur	1	3	3	9	Changement De charbon
		Usure d'isolement dans stator et rotor et cablemen,	Echauffement et frottement		1	2	3	6	Rechargement de la vernie et du papier d'isolement Changement des bobines
Réducteur	Réduire la vitesse de rotation de moteur	-Jeu de roulements	Dégradation des Roulements Mauvaise Lubrification	Bruit ; Transmission Difficile ; Arrêt De séparateur	1	2	3	6	Changement de roulement
		-fissure et cassure des dentures des pignons	Manque D'étanchéité Mauvaise Lubrification		1	2	3	6	Changement des pignons
Accouplement	Transmettre le couple Moteur vers le réducteur	Usure d'arbre	Désalignement	Transmission difficile ; Arrêt de production	1	2	2	4	Rechargement d'arbre
Rotor	Séparation de poudre fine cru et les parties non fines de cru	Usure et jeu de roulement	Les vibrations Les frottements avec le cru	Poudre de crue non fine Arrêt de production	3	2	3	18	Rechargement de rotor Changement de rotor

Palier supérieure	La fixation de rotor	Usure	-Manque d'étanchéité -Mauvais de montage	Déséquilibre de rotor	1	1	2	2	Changement de palier Réglage de montage
		Jeu de roulement	Absence de Lubrification		1	1	2	2	Changement de roulement
Palier inférieure	La fixation de rotor	Usure	-Manque d'étanchéité -Mauvais de montage	Déséquilibre de rotor	1	1	2	2	Changement de palier Réglage de montage
		Jeu de roulement	Absence de Lubrification		1	1	2	2	Changement de roulement

Tableau.II.12 : analyse du séparateur

II.4.2 Choix des pannes critiques du cru vertical :

Après que nous ayons calculé les criticités des différents organes du broyeur cru verticale, on trace l'histogramme de criticité qui nous permet de découvrir les pannes qui ont les plus grandes criticités.

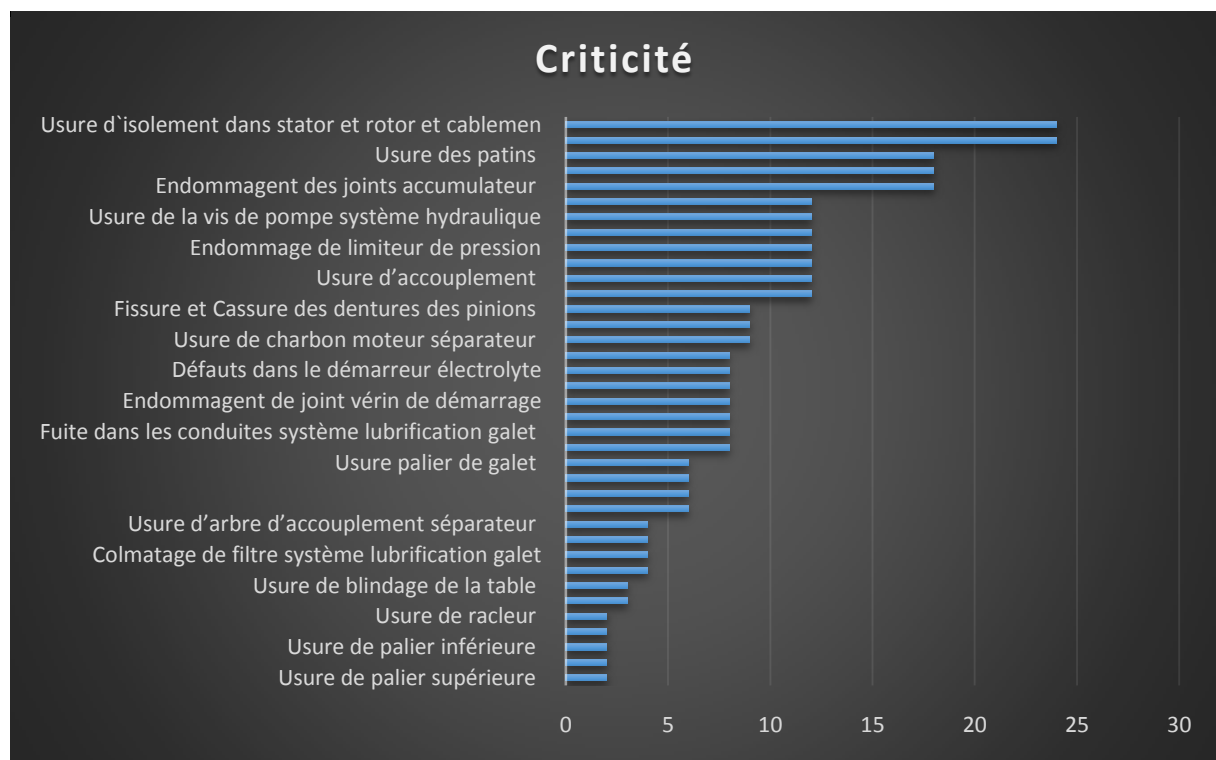


Fig.II.8 : Classement des résultats de criticité.

Interprétation des résultats de criticité :

Selon l'histogramme des résultats de criticité et selon l'échelle de criticité que nous avons choisi, nous pouvons dire que les pannes critiques de broyeur verticale et qui ont une criticité élevés sont localisés au niveau de :

- Moteur principale.
- réducteur principale.
- système galet (accumulateur).
- Séparateur.

Ses pannes sont :

- Usure de charbon de moteur,
- usure d'isolement dans stator et rotor et cablemen,
- usure des patins,
- usure et jeu des de roulement de rotor de séparateur,
- endommagement des joints d'accumulateur.

Ces pannes nécessitent des actions de maintenance prédictive comme le diagnostic automatisé pour réduire la criticité de ces pannes.

II.5 Interprétation :

Dans cette partie nous avons représenté les informations essentielles qui concernent les organes de broyeur vertical cru qui ont des pannes critique élevé que nous avons détecté à partir de l'AMDEC.

II.5.1 Usure de charbon :

Organe : Rotor de moteur principale de broyeur vertical.

Matière : Charbon plus Cuivre.

Durée de vie : Dépend de l'utilisation de moteur et la charge de travail.

II.5.2 Usure d'isolement :

Organe : Stator, Rotor et cablemen de moteur principale de broyeur vertical.

Matière : Vernet, paquelite, Papier d'isolement.

Durée de vie : Dépend de l'utilisation et la charge de travail.

II.5.3 Endommagement des joints d'accumulateur :

Organe : joint d'accumulateur.

Matière : joint de piston NBR (composé en polymère, butadiène et nitrile acryline).

Durée de vie : 15 mois.

Maintenance : Pour les actions de maintenance préventive, ils sont mentionnés dans le plan annuel de maintenance préventive de la zone cuisson.

II.5.4 Usure des patins :

Organe : les patins du réducteur.

Matière : Acier.

Durée de vie : Rechargeable.

II.5.5 Usure et jeu de roulement :

Organe : roulement de rotor de séparateur de broyeur.

Type de roulement : Roulement à rouleaux cylindrique.

Type de lubrifications : Lubrification externe par graissage.

Durée de vie : 1 an.

II.6 Recommandations :

A partir de l'analyse fonctionnelle et dysfonctionnelle du broyeur verticale, les informations des organes, de plan annuel de maintenance préventive systématique, le plan et les rapports d'analyse vibratoire nous proposons quelques recommandations et solutions pour réduire la criticité des pannes du broyeur et améliorer son fonctionnement et augmenter sa disponibilité et sa productivité.

II.6.1 Usure des charbons :

- Choisir une bonne matière de charbon équilibré (50% de charbon pour avoir une bonne résistance et 50 % cuivre pour avoir une bonne conductivité).
- Vérification hebdomadaire d'usure des charbons (chaque 15 jrs).
- Vérification hebdomadaire de la fixation de moteur (chaque 15 jrs).
- Resserrer les boulons des bornier, et pates de mis à terre et de Moteur pour éliminer les vibrations (semestriel).
- Amélioration de plan annuel d'analyse vibratoire (Analyse vibratoire chaque mois au lieu d'une fois dans 2 mois).
- Placer des capteurs de surveillance de vibration dans le moteur principale de broyeur pour suivre les vibrations de moteur.
- Changement de mécanisme de moteur principale vers un moteur asynchrone triphasé à rotor bobiné avec système motorisé de relevage de biaux.

II.6.2 Usure d'isolement dans le stator, rotor et cabling :

- Vérification hebdomadaire des charbons dans le rotor (chaque 15 jour).
- Nettoyage hebdomadaire de Moteur et de filtre (chaque semaine).
- Nettoyage hebdomadaire de la zone autour des bagues (chaque semaine)

- Nettoyage semestrielle de système de refroidissement (échangeur + ventilateur) pour assurer le bon refroidissement de moteur.
- Faire le Test d'isolement chaque 6 mois pour vérifier l'usure d'isolement.
- Etalonnage des capteurs de température de moteur principale.

II.6.3 Endommagement des joints d'accumulateur :

- Changer la matière des joint vers des joint de piston SCP (Bague de glissement avec coupe baïonnette en polyamide, anneau de pré charge ovale en caoutchouc nitrile ; s'adapte dans les logements larges et peu profonds en cotes pouces ; convient aux applications lourdes et à des pressions élevées).
- Placer des capteurs de surveillance de pression d'azote pour surveiller la pression d'accumulateur.
- Analyse hebdomadaire d'étanchéité d'accumulateur (chaque 15 jrs).

II.6.4 Usure des patins de réducteur principale :

- Changement de matériaux des patins vers des patins en polymère (ils ont une grande résistance et insensible aux poussières).
- Analyse d'huile de système de lubrification de réducteur principale (semestriel)
- Nettoyage de filtre de système de lubrification de réducteur principale (mensuel)
- Vidange de réducteur (semestriel)
- Etalonnage des capteurs de surveillance de réducteur.
- Vérification semestriel d'usure des patins.

II.6.5 Usure et Jeu de roulement de séparateur :

- Graissage de roulement chaque 15 jours.
- Vérification mensuel d'usure des roulements.
- Ajouter des capteurs de surveillance de vibration dans le rotor de séparateur pour surveiller les vibrations de rotor.
- Evaluer le plan d'analyse vibratoire de séparateur (Analyse vibratoire chaque 1 mois au lieu de 3mois).

Nous avons aussi proposé quelque recommandation pour les pannes qui ont une criticité moyenne :

II.6.6 Usure de vis de pompe :

- **Organe** : la pompe de système de lubrification réducteur et groupe galet
- **Type de la pompe** : pompe hydraulique à vis.
- **Recommandation** : Vérification mensuel de vis de pompe.

II.6.7 Usure dans le corps de la pompe :

- **Organe** : System hydraulique galet.
- **Type de pompe** : pompe à engrenage.
- **Recommandation** : Vérification mensuel de corps de pompe.

II.6.8 Bouchage du refroidisseur (échangeur) :

- **Organe** : Refroidisseur de système de lubrification réducteur et groupe galet.
- **Type** : refroidisseur à base d'eau.
- **Recommandation** : Nettoyage mensuel de refroidisseur

II.6.9 Evaluation de recommandations proposées :

Après la proposition des recommandations pour réduire la criticité des pannes les plus critiques et pour améliorer et augmenter les performances du broyeur verticale, nous avons estimé les nouvelles criticités de ces pannes dans le cas de l'application des recommandations proposées qui sont affiché dansle **tableau II.13** :

La panne	F	G	D	C'
Usure de charbon	1	4	3	12
Usure d'isolement dans stator et rotor et cabrement	1	4	2	8
Usure des patins	1	3	3	9
Endommagement des joints d'accumulateur	2	2	2	8
Usure et jeu de roulement	2	2	2	8
Usure de la vis de pompe	2	2	2	8
Usure dans le corps de la pompe	2	2	2	8
Bouchage de refroidisseur	1	2	3	6

Tableau II.13 : Résultat des criticités estimés

La **figureII.9** représente un histogramme de comparaisons entre les anciens criticités des pannes et les nouvelles criticités après la proposition des recommandations :

C : Ancienne criticité. **C'** : Criticité estimé.

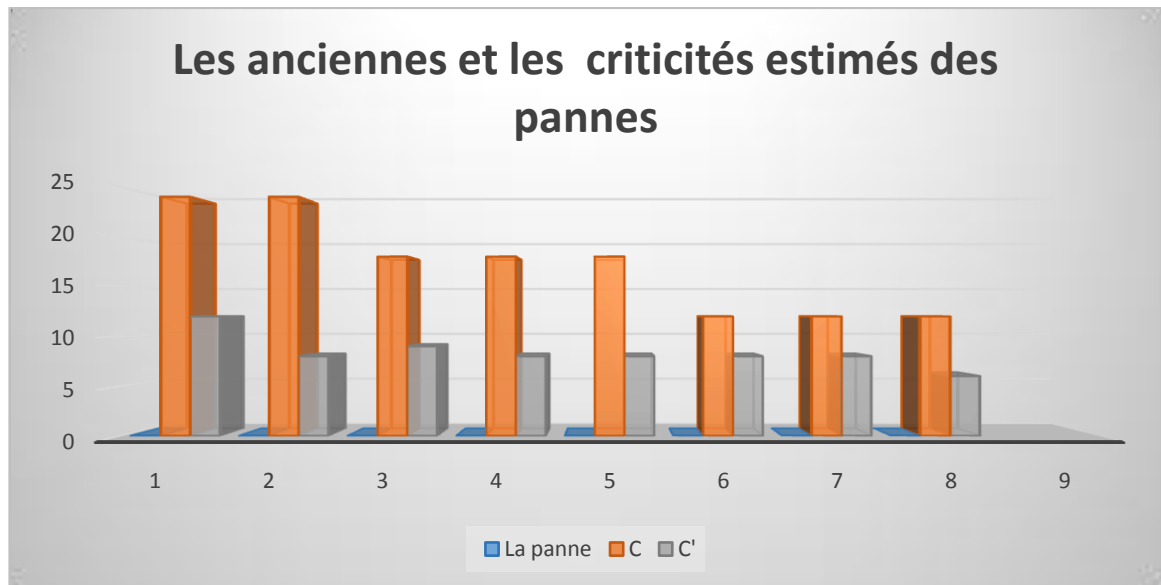


Figure II.9 : Comparaison entre les anciennes et les criticités estimés des pannes.

A partir de l'histogramme dans la figure II.9 on remarque que la criticité des pannes est réduite après la proposition des recommandations. Et toutes les criticités sont devenue moyenne ou faible a partie de l'échelle de criticité que nous avons présenté.

Donc on peut conclure que nos proposition servent à améliorer et à optimiser le plan de maintenance préventive de l'entreprise, réduire la fréquence des pannes et donc réduire le taux des pannes pour le broyeur verticale ainsi d'améliorer la détection des pannes.

II.6 Conclusion :

Dans ce chapitre dans un premier temps nous avons déterminé l'atelier et l'équipement critique de la cimenterie CMAEK en utilisant la méthode de Pareto et en se basant sur les paramètres (MTTR, taux de panne et le nombre OT).

Après l'identification de l'équipement critique qui est le broyeur verticale nous avons effectué une analyse fonctionnelle à l'aide de la méthode SADT, et une analysedysfonctionnelle à l'aide de la méthode AMDEC pour déterminer les pannes les plus critiques de notre équipement et sur lesquelles on va faire notre diagnostic à l'aide des méthodes de l'intelligence artificielle dans le chapitre 3.

Les pannes les plus critiques que nous avons identifié sont : usure de charbon de moteur, usure d'isolement dans stator et rotor et cablemen, usure des patins, usure et jeu des de roulement de rotor de séparateur, endommagement des joints d'accumulateur.

A la fin de notre chapitre nous avons proposé quelques recommandations pour réduire la criticité de ces pannes afin d'améliorer les performances de notre équipement.

Chapitre III : diagnostic des pannes du broyeur vertical par les réseaux de neurones et l'algorithme K-NN

Liste des éléments du chapitre III :

III.1 Introduction

III.2 Simulation sur MATLAB

III.3 Tests et interprétations

III.4 Conclusion

III.1 Introduction :

D'après notre état de l'art dans notre article MFE sur les méthodes de l'intelligence artificielle utilisées pour le diagnostic industriel, nous avons conclu que l'intelligence artificielle connaît actuellement un regain d'intérêt dans le domaine du diagnostic industriel par rapport à d'autres méthodes classiques. Tel que ces techniques et outils permettent d'améliorer les performances du diagnostic industriel (précision, temps...) et représentent un outil d'aide pour les ingénieurs pour améliorer les activités de maintenance industrielle et augmenter les gains et la productivité des entreprises en réduisant le temps de réparation des équipements MTTR, et augmentant le temps de disponibilités de ces derniers.

Après notre recherches et notre synthèse sur les méthodes de l'intelligence artificielle on a conclu que les méthodes de diagnostic les plus utilisés, efficaces et faciles à implémenter sont : les réseaux de neurone, la reconnaissance de forme et les algorithmes de classification qui sont l'algorithme K-NN et l'algorithme SVM.

Compte tenu de leurs avantages on va utiliser les deux méthodes de l'intelligence artificielle : les réseaux de neurones et l'algorithme de classification de l'apprentissage automatique K-NN que nous avons déjà présenté dans le chapitre 1. Ces deux méthodes seront utilisés pour assurer le diagnostic des pannes du broyeur verticale de la cimenterie Ain El Kabira les plus critiques que nous avons trouvé grâce à de l'AMDEC moyen dans le chapitre 2, et ses pannes sont :

- Usure de charbon de moteur,
- usure d'isolement dans stator et rotor et cablemen,
- usure des patins,
- usure et jeu des de roulement de rotor de séparateur,
- endommagement des joints d'accumulateur.

Dans notre étude on va prendre en considération les indicateurs et les paramètres de surveillance de l'équipement broyeur verticale : température, vibration, pression, débit... Et notre simulation sera faite sur le logiciel MATLAB [32].

III.2 Simulation sur MATLAB :

Dans notre projet on va utiliser le logiciel MATLAB pour la simulation des deux méthodes qu'on va les utilisées pour le diagnostic des pannes critiques de broyeur verticale cru.

III.2.1 Première panne : Usure d'isolement :

Usure d'isolement c'est une panne qui se localise au niveau du moteur principale de broyeur vertical cru, parmi les cause qui conduisent à cette panne sont : l'échauffement le frottement et l'humidité et cette panne peut se conduise à un arrêt totale de production.

III.2.1.1 Simulation à l'aide des réseaux de neurones :

D'abord on va faire un diagnostic de cette panne en utilisant les réseaux de neurones.

III.2.1.1.1 Partie préparation :

Dans cette partie on va présenter les paramètres significatif qu'on va utiliser pour la détection et le diagnostic de la première panne « Usure d'isolement » qui sont : la température d'air froid et la température d'enroulement de moteur principale ainsi que ces valeurs qui sont déduit à partir

de la base des données des capteurs qui sont placées au niveau de moteur principale de broyeur verticale de la cimenterie.

Capteur	Paramètre	Fonctionnement normal	Fonctionnement anormal
Capteur de température d'enroulement	Température C	[0,120[	[120,130]
Capteur de température d'air froid et chaud du moteur	Température C	[0,95[	[95,120]

Tableau III.1 : Les paramètres significatifs de la panne usure d'isolement

Maintenant on va présenter les sorties (les classes) de notre système qui représentent l'état de moteur de broyeur verticale.

Dans cette simulation on va générer un réseau de neurone pour tous les paramètres, avec les sorties suivantes qui sont présenté dans **le tableau III.2:**

température d'enroulement	Température d'air froid chaud	Etat de système	output
[0,120[	[0, 95[	Fonctionnement normal	1
[120,130]	[0, 95]	Fonctionnement anormal- défaut de température d'enroulement	0
[0, 120[	[95, 120]	Fonctionnement anormal- défaut de température d'air froid chaud	-0.5
[120, 130]	[95, 120]	Fonctionnement anormal- défaut de température d'enroulement et d'air froid chaud	-1

Tableau III.2 : Les cas possibles de la panne usure d'isolement

III.2.1.1.2 Partie programmation :

Cette partie est structurée en six étapes :

Etape 1 : création de la base des données :

Une base de données permet d'enregistrer des données de façon organisée et hiérarchisée, dans notre cas nous avons pris les données de classification à partir des valeurs des capteurs de surveillance placée au niveau du moteur et nous avons créé une base de données de 400 valeurs pour chaque paramètre.

Etape 2 : Création des sorties (output) :

Dans cette partie on associe chacune des entrées précédentes vers une sortie et nous avons créé quatre classes.

Etape 3 : Création du réseau de neurones et l'apprentissage du réseau :

Dans cette étape on a fait appel à la fonction du réseau de neurones par la commande « **nntool** » pour créer le réseau.

Le réseau de neurones qu'on a utilisé dans notre simulation est composé de quatre couches différentes, la première est composée de 20 neurones, la seconde est composée de 10 neurones, la troisième couche est composée de 5 neurones, et la dernière de deux neurones. L'utilité de ces couches multiples permettra un bon apprentissage de notre réseau de neurones.

Etape 4 : Evaluation de la performance du réseau de neurones :

Cette partie est consacrée pour l'évaluation des performances de notre réseau de neurone.

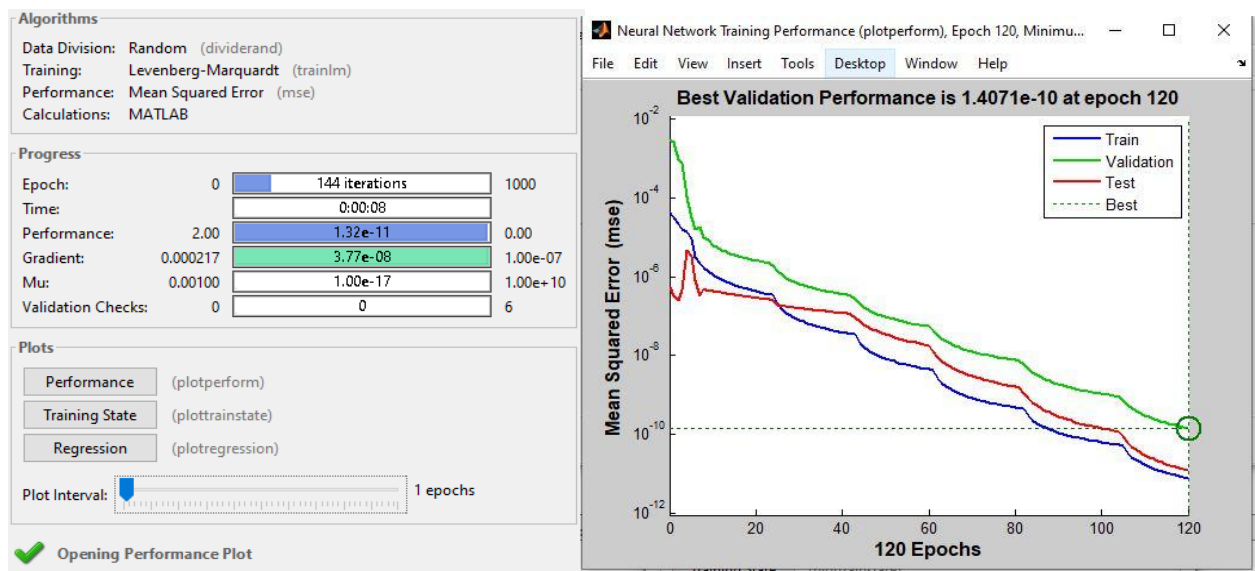


Figure III.1 : Apprentissage et évaluation du réseau de neurones usure isolement

D'après la **figure III.1**, lors de l'apprentissage notre réseau de neurones a effectué 144 itérations dans **8 secondes**. Avec une erreur de validation performance **1.407×10^{-10}** .

Etape 5 : Classification des nouvelles données :

C'est l'étape la plus importante du programme car elle va nous permettre de bien classer les nouvelles valeurs de température balai arrière et déterminer l'état du système.

Etape 6 : Partie exécution :

Dans cette partie nous avons simulé quelques exemples.

III.2.1.2 Simulation à l'aide de l'algorithme K-NN :

Maintenant on va faire une deuxième simulation avec une deuxième méthode qui est l'algorithme de classification K-NN.

III.2.1.2.1 Partie programmation :

On a saisi les données qu'on veut classifier dans la matrice A. On a précisé les centroides de chaque classe :

- Classe 1 : 118(temp1), 93(temp2.) : Fonctionnement normal.
- Classe 2 : 119(temp1), 93 (temp2) : Fonctionnement anormal – défaut : température enroulement.
- Classe3 : 118 (temp1), 94(temp2) : Fonctionnement anormal – défaut : température air froid.
- Classe4 : 119 (temp1), 94 (temp2) : Fonctionnement anormal – défaut : température air froid et enroulement

Ensuite nous avons défini les classes ou bien les sorties dans la matrice C, c'est-à-dire 4 classes (1, 2,3, 4). Enfin, utilisé la commande **knnclassify** pour le calcul de la distance la plus courte vers les quatre classes et donner les résultats Pour l'affichage des résultats dans un tableau on a utilisé la fonction 'table.'

III.2.1.2.2 Partie exécution :

Dans cette partie nous avons simulé quelques exemples et les résultats sont affichés dans **la figure III.2** Et on remarque que l'algorithme K-nn à bien classifier les nouveaux échantillons.

temp1	temp2	etatsyst
129	30	2
40	40	1
90	120	3
70	80	1

Figure III.2 :Résultat de classification des nouvelles données - usure d'isolement.

III.2.2Deuxième panne : Usure de charbon :

Usure de charbon c'est une panne qui se localise au niveau du moteur principale de broyeur vertical cru, la cause principale de cette panne sont les vibrations, et cette panne peut se conduire à un arrêt totale de production.

III.2.2.1 Simulation à l'aide des réseaux de neurones :

D'abord on va faire un diagnostic de cette panne on utilisant les réseaux de neurones.

III.2.2.1.1 Partie préparation :

Dans cette partie on va présenter les paramètres significatif qu'on va utiliser pour la détection et le diagnostic de la deuxième panne « Usure de charbon » qui sont : la température et les vibrations de moteur principale ainsi que ces valeurs qui sont déduit à partir de la base des données des capteurs qui sont placées au niveau de moteur principale de broyeur verticale de la cimenterie.

Capteur	Paramètre	Fonctionnement normal	Fonctionnement anormal
Capteur de températureDu Balai avant	Température C	[0,75[	[75,100]
Capteur de températureDu Balaiarriéré	Température C	[0,75[	[75,100]
Capteur de vibration moteur	Vibration mm/s	[0,4.5[	[4.4, 10]

Tableau III.3 : Les paramètres significatif de la panne usure de charbon

Maintenant on va présenter les sorties (les classes) de notre système qui représentent l'état de moteur de broyeur verticale. Dans cette simulation on va générer un réseau de neurone pour chaque paramètre, donc on va générer trois réseaux de neurone avec les sorties suivantes qui sont présenté dans les trois **tableaux III.4, III.5 et III.6** :

températuredu balai avant	Etat de système	output
[0,75[	Fonctionnement normal	1
[75,100]	Fonctionnement anormal-défaut de température balai avant	-1

Tableau III.4 : Les cas possibles de la panne usure de charbon premier paramètre – température du balai avant-

températuredu balaiarrière	Etat de système	output
[0,75[	Fonctionnement normal	1
[75,100]	Fonctionnement anormal-défaut de température balai arrière	-1

Tableau III.5 : Les cas possibles de la panne usure de charbon deuxième paramètre –température du balai arrière-

Vibration	Etat de système	output
[0,4.5 [	Fonctionnement normal	1
[4.5, 10]	Fonctionnement anormal-défaut de vibration de moteur	-1

Tableau III.6 : Les cas possibles de la panne usure de charbon troisième paramètre – vibration-

III.2.2.1.2 Partie programmation :

Nous avons suivi les mêmes étapes de programmation de la première panne dans les autres pannes de broyeur vertical.

III.2.2.1.2.1 Température du balai avant :

D'abord nous avons une faire une simulation par les réseaux de neurones pour le premier paramètre de la panne usure de charbon « température du balai avant ».

Le réseau de neurones qu'on a utilisé dans notre simulation est composé de trois couches différentes, la première est composée de 10 neurones, la seconde est composée de 5 neurones, la troisième couche est composée de 2 neurones. L'utilité de ces couches multiples permettra un bon apprentissage de notre réseau de neurones.

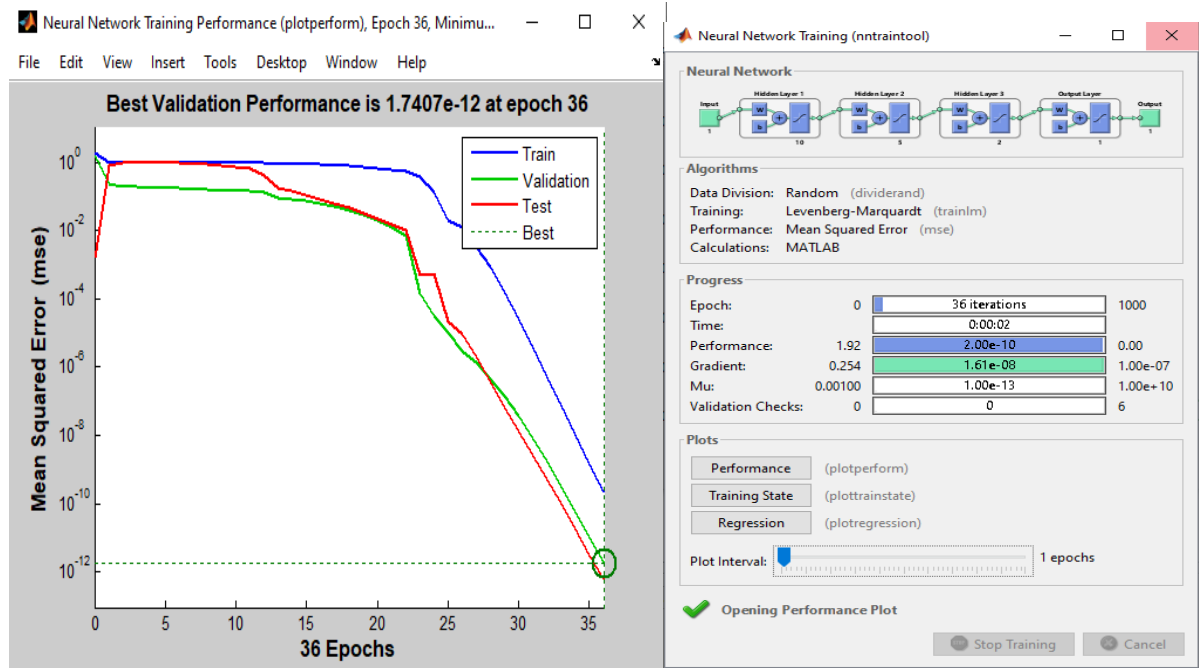


Figure III.3 : Apprentissage et évaluation du réseau de neurones usure charbon 1

D'après la figure III.3, lors de l'apprentissage notre réseau de neurones a effectué 36 itérations dans 2 secondes. Avec une erreur de validation performance 1.7407×10^{-12} .

III.2.2.1.2.2 Température balai arrière :

Le réseau de neurones qu'on a utilisé dans notre simulation est composé de trois couches différentes, la première est composée de 10 neurones, la seconde est composée de 5 neurones, la troisième couche est composée de 2 neurones.

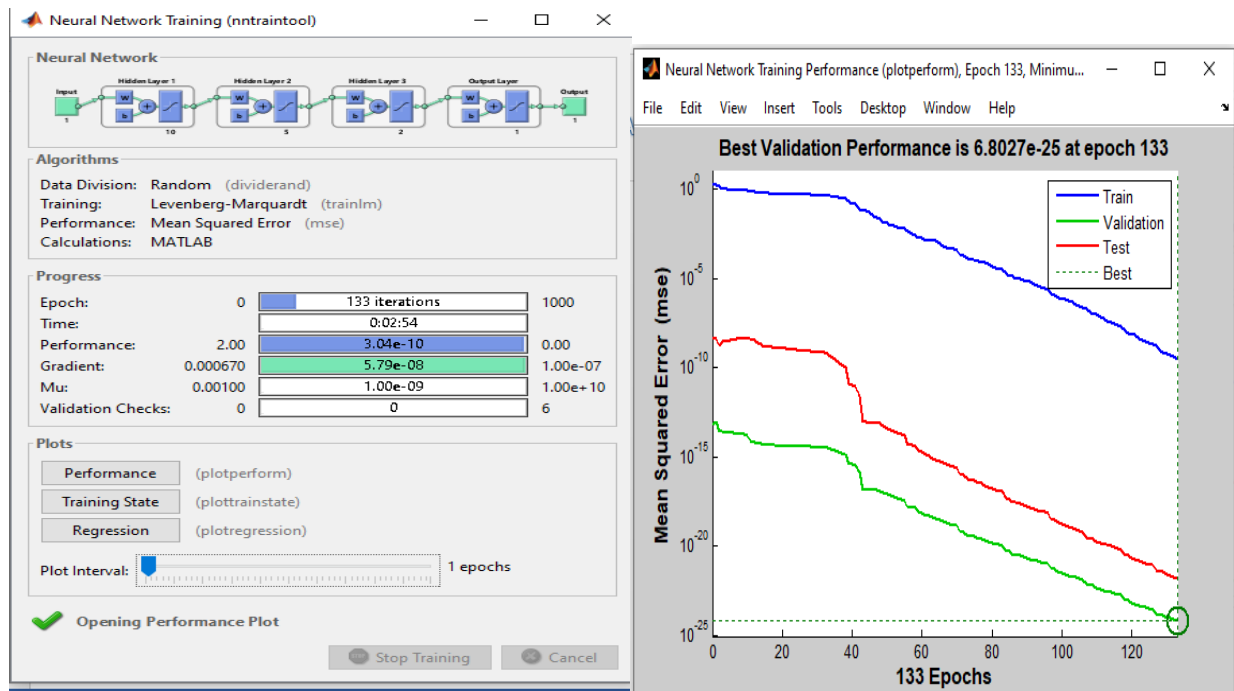


Figure III.4 : Apprentissage et évaluation du réseau de neurones usure charbon 2

D'après la figure III.4, lors de l'apprentissage notre réseau de neurones a effectué 133 itérations dans 2 minutes et 54 secondes. Avec une erreur de validation performance 6.8027×10^{-25} .

III.2.2.1.2.3 vibration moteur :

Le réseau de neurones qu'on a utilisé dans notre simulation est composé de trois couches différentes, la première est composée de 10 neurones, la seconde est composée de 5 neurones, la troisième couche est composée de 2 neurones.

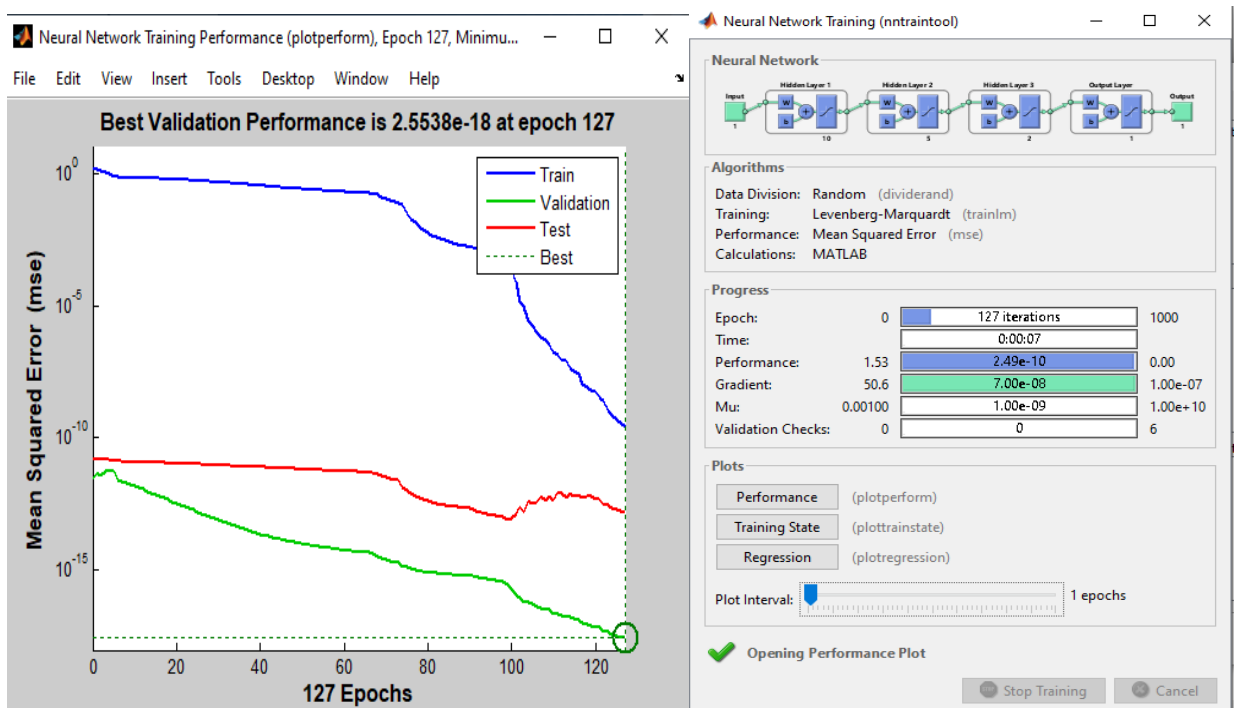


Figure III.5 : Apprentissage et évaluation du réseau de neurones usure charbon 3

D'après la **figure III.5**, lors de l'apprentissage notre réseau de neurones a effectué 127 itérations dans **7 secondes**. Avec une erreur de validation performance **2.5538^e-18**.

III.2.2.2 Simulation à l'aide de l'algorithme K-NN :

Maintenant on va faire une deuxième simulation avec l'algorithme de classification K-NN.

III.2.2.2.1 Partie programmation :

On a saisi les données qu'on veut classifier dans la matrice A. On a précisé les centroides pour chaque classe :

- Classe 1 : 73 (temp1), 73(temp2), 4.3 (vibration) : Fonctionnement normal.
- Classe 2 : 74(temp1), 73(temp2), 4.3 (vibration) : Fonctionnement anormal température balais avant.
- Classe3 : 73(temp1), 74(temp2), 4.3 (vibration) : Fonctionnement anormal température balais arriéré.
- Classe 4 : 73(temp1), 73(temp2), 4.4 (vibration) : Fonctionnement anormal température vibration.
- Classe 5 : 74(temp1), 74(temp2), 4.3 (vibration) : Fonctionnement anormal température balais avant et arriéré.
- Classe 6 : 74(temp1), 73(temp2), 4.4 (vibration) : Fonctionnement anormal température balais avant et vibration.
- Classe 7: 73(temp1), 74(temp2), 4.4 (vibration) : Fonctionnement anormal température balais arrière et vibration.
- Classe 8 : 74(temp2), 74(temp2), 4.4 (vibration) : Fonctionnement anormal température balais avant et arrière et vibration.

Ensuite nous avons défini les classes ou bien les sorties dans la matrice C, c'est-à-dire 8classes (1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8). Enfin, utilisé la commande **knnclassify** pour le calcul de la distance la plus courte vers les quatre classes et donner les résultats. Pour l'affichage des résultats dans un tableau on a utilisé la fonction 'table.'

III.2.2.2.2 Partie exécution :

Dans cette partie nous avons simulé quelques exemples et les résultats sont affichés dans la **figure III.6**. Et on remarque que l'algorithme K-nn a bien classifié les nouveaux échantillons.

temp1	temp2	vibration	etatsyst
100	60	4	2
90	40	2.5	2
70	100	10	7
70	70	8	4

Figure III.6: Résultat de classification des nouvelles données Knn - usure de charbon.

III.2.3 Troisième panne : Usure de roulement :

Usure de roulement c'est une panne qui se localise au niveau de rotor du séparateur de broyeur vertical cru, les causes principales de cette panne sont les vibrations et les

frottements avec le cru, et cette panne peut se conduire à un arrêt totale de production ou à produire une poudre cru non fine.

III.2.3.1 Simulation à l'aide des réseaux de neurones :

D'abord on va faire un diagnostic de cette panne on utilisant les réseaux de neurones.

III.2.3.1.1 Partie préparation :

Dans cette partie on va présenter le paramètre significatif qu'on va utiliser pour la détection et le diagnostic de la troisième panne « Usure de roulement » qui est : la vitesse de rotation de rotorde séparateur ces valeurs qui sont déduit à partir de la base des données des capteurs qui sont placées au niveau de séparateur de broyeur verticale de la cimenterie.

Capteur	Paramètre	Fonctionnement normal	Fonctionnement anormal
Capteur de vitesse de rotation	mm/s	[700,800]	[0,700[

Tableau III.7 : Les paramètres significatif de la panne usure de roulement

Maintenant on va présenter les sorties (les classes) de notre système qui représentent l'état de moteur de broyeur verticale. Dans cette simulation on va générer un réseau de neurone pour tous les paramètres, avec les sorties suivantes qui sont présenté dans **le tableau III.8:**

Vitesse de rotation	Etat de système	output
[0,700[	Fonctionnement anormal	-1
[700,800]	Fonctionnement normal	1

Tableau III.8 : les sorties de système séparateur.

III.2.3.1.2 Partie programmation :

Le réseau de neurones qu'on a utilisé dans notre simulation est composé de trois couchesdifférentes, la première est composée de 5neurones, la seconde est composée de 10 neurones, la troisième couche est composée de 2neurones.

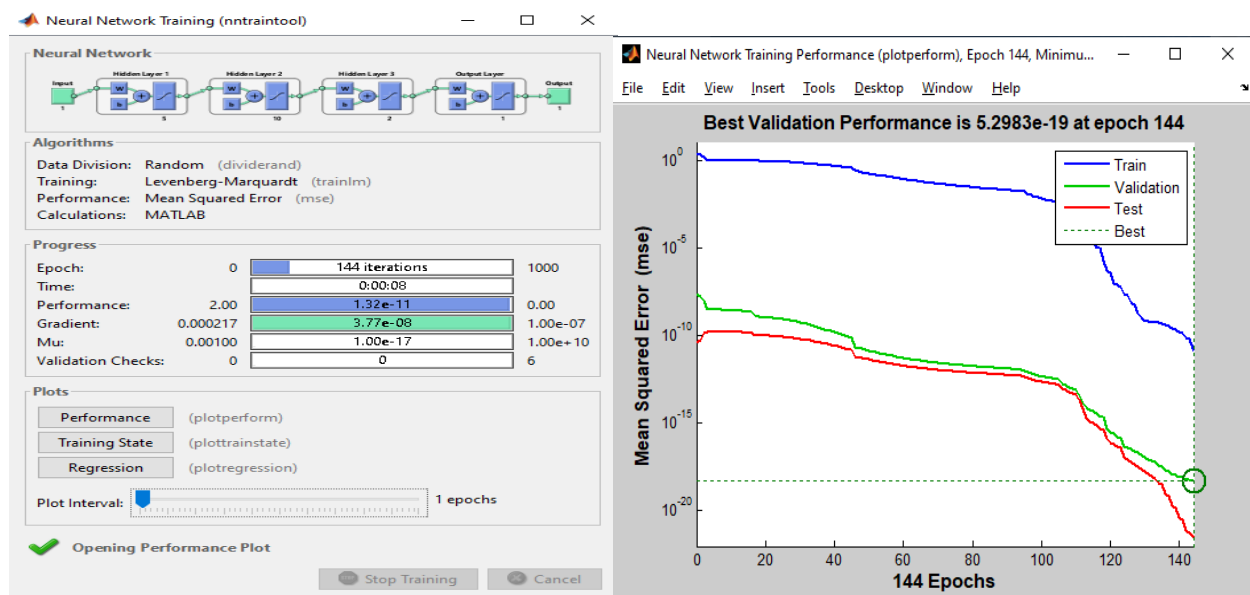


Figure III.7 : Apprentissage et évaluation du réseau de neurones jeu de roulement

D'après la figure III.7, lors de l'apprentissage notre réseau de neurones a effectué 144 itérations dans 8 secondes. Avec une erreur de validation performance 5.2983×10^{-19} .

III.2.3.2 Simulation à l'aide de l'algorithme K-NN :

Maintenant on va faire une autre simulation avec l'algorithme de classification K-NN.

III.2.3.2.1 Partie programmation :

On a saisi les données qu'on veut classifier dans la matrice A. On a précisé que la fin d'intervalle pour chaque classe :

- Classe 1 : 698 (vitesse rotation) : Fonctionnement anormal.
- Classe 2 : 699 (vitesse rotation) : Fonctionnement normal.

Ensuite nous avons défini les classes ou bien les sorties dans la matrice C, c'est-à-dire 2 classes (1, 2). Enfin, utilisé la commande `knnclassify` pour le calcul de la distance la plus courte vers les quatre classes et donner les résultats Pour l'affichage des résultats dans un tableau on a utilisé la fonction 'table.'

III.2.3.2.2 Partie exécution :

Dans cette partie nous avons simulé quelques exemples et les résultats sont affichés dans la figure III.8 Et on remarque que l'algorithme K-nn à bien classifié les nouveaux échantillons

vitesse rotation	etatsyst
100	1
701	2
590	1
760	2

Figure III.8 : Résultat de classification des nouvelles données K-nn - usure de roulement

III.2.4 Quatrième panne : Usure des patins de réducteur principale :

Usure des patins c'est une panne qui se localise au niveau des patins du réducteur du groupe de commande de broyeur vertical cru, la cause principale de cette panne est la mauvaise lubrification, et cette panne peut se conduire à un arrêt totale de production.

III.2.4.1 Simulation à l'aide des réseaux de neurones :

D'abord on va faire un diagnostic de cette panne on utilisant les réseaux de neurones.

III.2.4.1.1 Partie préparation :

Dans cette partie on va présenter le paramètre significatif qu'on va utiliser pour la détection et le diagnostic de la quatrième panne « Usure des patins» qui est : la pression des patins et le débit d'huile et ces valeurs qui sont déduit à partir de la base des données des capteurs qui sont placées au niveau de réducteur principal de broyeur verticale de la cimenterie.

Capteur	Paramètre	Fonctionnement normal	Fonctionnement anormal
Capteur de pression des patins	Bar	[0,200[	[200,220]
Capteur de débit d'huile	L/min	] 400, 450]	[0, 400]

Tableau III.9 : Les paramètres significatif de la panne usure des patins.

Maintenant on va présenter les sorties (les classes) de notre système qui représentent l'état de moteur de broyeur verticale.

Dans cette simulation on va générer un réseau de neurone pour tous les paramètres, avec les sorties suivantes qui sont présenté dans **le tableau III.10:**

Pression des patins	Débit d'huile	Etat de système	output
[0,200[	] 400, 450]	Fonctionnement normal	1
[200,220]	] 400, 450]	Fonctionnement anormal-défaut pression des patins	0
[0,200[	[0, 400]	Fonctionnement anormal – défaut débit d'huile	-0.5
[200,220]	] 0, 400]	Fonctionnement anormal – défaut pression des patins et débit d'huile	-1

Tableau III.10 : les cas possible de la panne 'usure des patins'

III.2.4.1.2 Partie programmation :

Le réseau de neurones qu'on a utilisé dans notre simulation est composé de quatre couches différentes, la première est composée de 20 neurones, la seconde est composée de 10 neurones, la troisième couche est composée de 5 neurones, et la dernière de deux neurones.

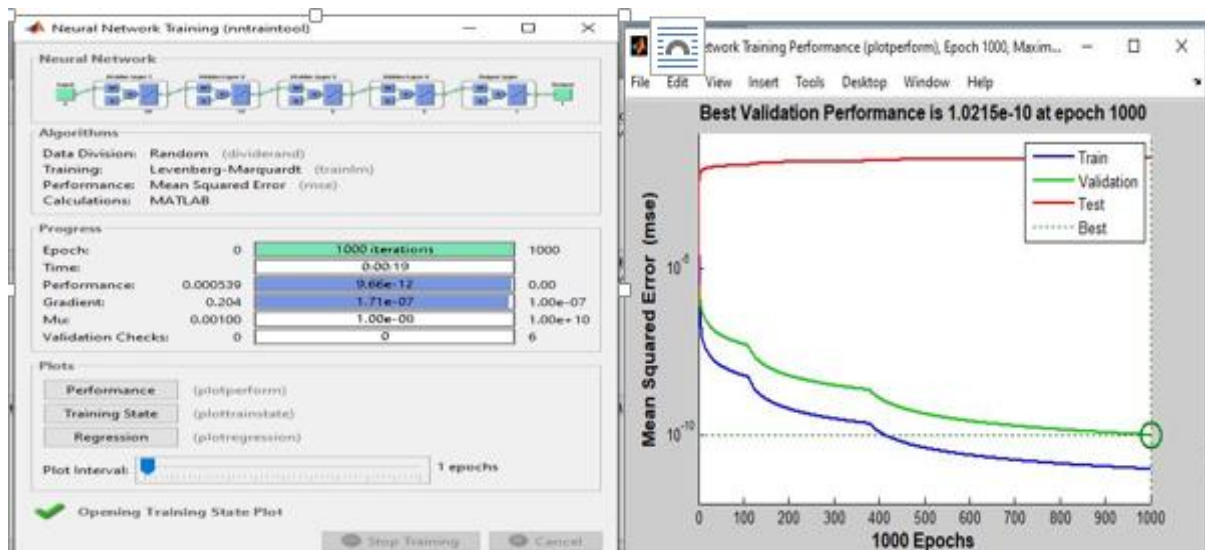


Figure III.9: Apprentissage et évaluation du réseau de neurones usure des patins

D'après la figure III.9, lors de l'apprentissage notre réseau de neurones a effectué 1000 itérations dans 19 secondes. Avec une erreur de validation performance 1.0215×10^{-10} .

III.2.4.2 Simulation à l'aide de l'algorithme K-NN :

Maintenant on va faire une simulation avec l'algorithme de classification K-NN.

III.2.4.2.1 Partie programmation :

On a saisi les données qu'on veut classer dans la matrice A. on a défini les centroides de chaque classe :

- Classe 1 : 198 (pressions des patins), 401 (débit d'huile) : Fonctionnement normal
- Classe 2: 199 (pressions des patins), 401 (débit d'huile) : Fonctionnement anormal- défaut pression patin.
- Classe 3 :198 (pressions des patins), 400 (débit d'huile) : Fonctionnement anormal- défaut débit d'huile.
- Classe 4 :199 (pression des patins), 400 (débit d'huile) : Fonctionnement anormal- défaut débit d'huile et pression patin.

Ensuite nous avons défini les classes ou bien les sorties dans la matrice C, c'est-à-dire quatre classes (1, 2, 3, 4). Enfin, utilisé la commande **knnclassify** pour le calcul de la distance la plus courte vers les quatre classes et donner les résultats Pour l'affichage des résultats dans un tableau on a utilisé la fonction 'table.'

III.2.4.2.2 Partie exécution :

Dans cette partie nous avons simulé quelques exemples et les résultats sont affichés dans la **figure III.10** Et on remarque que l'algorithme K-nn à bien classifié les nouveaux échantillons

pression	debit	etatsyst
20	250	3
199	450	2
220	30	4
30	444	1
100	100	3

Figure III.10 : Résultat de classification des nouvelles données K-nn – usure des patins.

III.2.5 Cinquième panne : Endommagement des joints d'accumulateur :

Endommagement des joints d'accumulateur c'est une panne qui se localise au niveau de système galet de broyeur vertical cru, les causes principale de cette panne est le manque d'étanchéité et la pression d'azote, et cette panne peut se conduire l'augmentation de pression de vérin et des vibrations dans les galets.

III.2.5.1 Simulation à l'aide des réseaux de neurones :

D'abord on va faire un diagnostic de cette panne on utilisant les réseaux de neurones.

III.2.5.1.1 Partie préparation :

Dans cette partie on va présenter le paramètre significatif qu'on va utiliser pour la détection et le diagnostic de la quatrième panne « Endommagement des joints d'accumulateur » qui est : la pression vérin démarrage et vérin du travail et ces valeurs qui sont déduit à partir de la base des données des capteurs qui sont placées au niveau de système hydraulique du galet de broyeur verticale de la cimenterie.

Capteur	Paramètre	Fonctionnement normal	Fonctionnement anormal
Capteur de la pression de vérin démarrage	Bar	[0,160[	[160,190]
Capteur de la pression de vérin du travail	Bar	] 0,180[	[180, 200]

Tableau III.11 : Les paramètres significatif de la panne 'endommagement des joints d'accumulateur

Maintenant on va présenter les sorties (les classes) de notre système qui représentent l'état de moteur de broyeur verticale.

Dans cette simulation on va générer un réseau de neurone pour tous les paramètres, avec les sorties suivantes qui sont présenté dans **le tableau III.12:**

pression de vérin démarrage	pression de vérin démarrage du travail	Etat de système	output
[0,160[	[0,180[	Fonctionnement normal	1
[160,190]	[0,180[	Fonctionnement anormal – défaut pression de vérin de démarrage	0
[0,160[	[180, 200]	Fonctionnement anormal – défaut pression de vérin de travail	-0.5
[160,190]	[180, 200]	Fonctionnement anormal – défaut pression de vérin de démarrage et du travail	-1

Tableau III.12 : les cas possible de la panne ‘endommagement des joints d’accumulateur’

III.2.5.1.2 Partie programmation :

Le réseau de neurones qu’on a utilisé dans notre simulation est composé de quatre couches différentes, la première est composée de 20 neurones, la seconde est composée de 10 neurones, la troisième couche est composée de 5 neurones, et la dernière de deux neurones

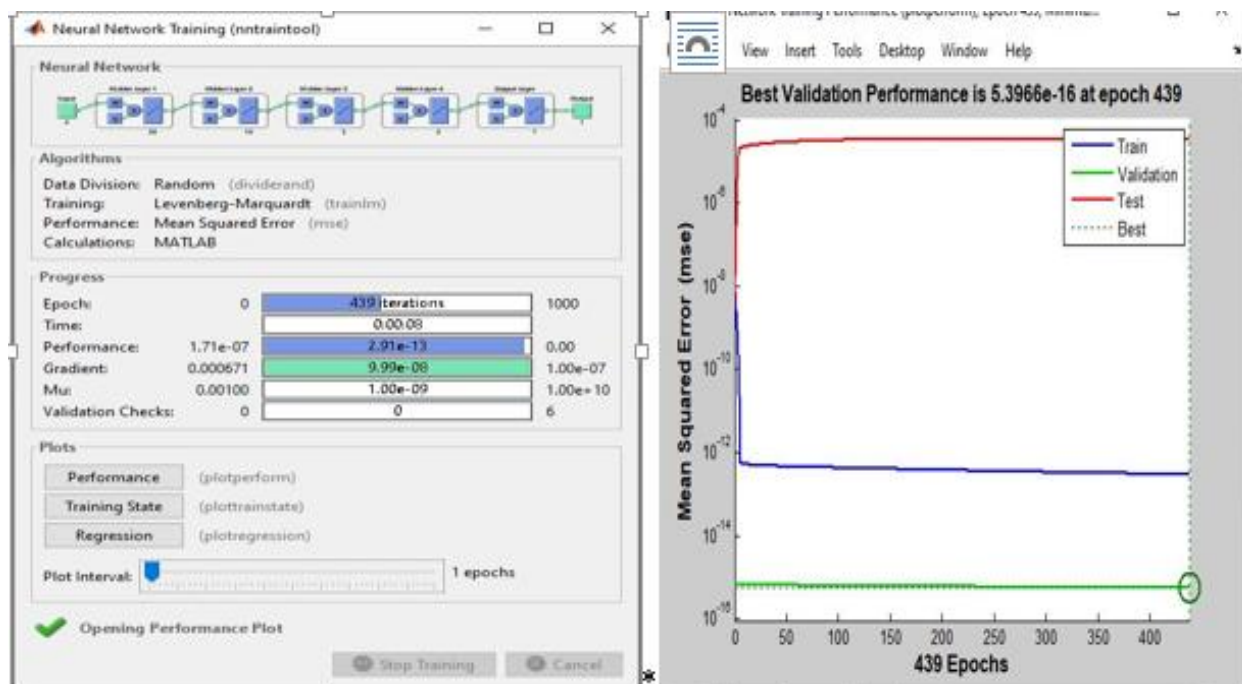


Figure III.11 : Apprentissage et évaluation du réseau de neurones jeu de roulement

D'après la figure III.11, lors de l'apprentissage notre réseau de neurones a effectué 439 itérations dans 8 secondes. Avec une erreur de validation performance 5.3966 e-16.

III.2.5.2 Simulation à l'aide de l'algorithme K-NN :

Maintenant on va faire une autre simulation avec l'algorithme de classification K-NN.

III.2.5.2.1 Partie programmation :

On a saisi les données qu'on veut classifier dans la matrice A. On a précisé les centroides de chaque classe :

- Classe 1 : 158(pressions de vérin du démarrage), 178(pressions de vérin du travail) : Fonctionnement normal.
- Classe 2 : 159(pressions de vérin du démarrage 178(pressions de vérin du travail) : Fonctionnement anormal – défaut pression de vérin du démarrage.
- Classe 3 : 158(pressions de vérin du démarrage 179(pressions de vérin du travail) : Fonctionnement anormal – défaut pression de vérin du travail
- Classe 4 : 159(pressions de vérin du démarrage 179(pressions de vérin du travail) : Fonctionnement anormal – défaut pression de vérin du démarrage et du travail

Ensuite nous avons défini les classes ou bien les sorties dans la matrice C, c'est-à-dire quatre classes (1, 2, 3, 4). Enfin, utilisé la commande **knnclassify** pour le calcul de la distance la plus courte vers les quatre classes et donner les résultats Pour l'affichage des résultats dans un tableau on a utilisé la fonction 'table.'

III.2.5.2.2 Partie exécution :

Dans cette partie nous avons simulé quelques exemples et les résultats sont affichés dans la **figure III.12** Et on remarque que l'algorithme K-nn a bien classifié les nouveaux échantillons

pression1	pression2	etatsyst
50	88	1
190	200	4
150	198	3
180	30	2
170	185	4

Figure III.12 : Résultat de classification K-nn des nouvelles données endommagement des joints d'accumulateur

III.3 Tests et interprétations :

Après avoir traité notre problème différemment nous allons effectuer des tests et des comparaisons entre les résultats trouvés. On va prendre des échantillons de différents paramètres de chaque panne et les classe avec les deux méthodes étudiées : celle avec les réseaux de neurones, l'algorithme k-nn.

III.3.1 Usure d'isolement :

Pour la première panne nous avons utilisé une base d'essai de 80 échantillon et nous avons les simulé avec le réseau de neurone et l'algorithme de classification K-nn, le tableau suivant affiche les résultats de diagnostic de la panne usure d'isolement.

Echantillon	Température enroulement	Température d'air froid	RNA	K_NN
1	19	29	FN	FN
2	94	86	FN	FN
3	37.5	41	FN	FN
4	62	19	FN	FN
5	15	85	FN	FN
6	71	92	FN	FN
7	31	41	FN	FN
8	77	10	FN	FN
9	82	24	FN	FN
10	89	38	FN	FN
11	53	55	FN	FN
12	9	23	FN	FN
13	27	56	FN	FN
14	108	66	FN	FN
15	18	20	FN	FN
16	98	11	FN	FN
17	110	35	FN	FN
18	118	29	FN	FN
19	9	39	FN	FN
20	52	47	FN	FN
21	130	16	FAN temp enr	FAN temp enr
22	129.5	67	FAN temp enr	FAN temp enr
23	119	44	FAN temp enr	FAN temp enr
24	127	14	FAN temp enr	FAN temp enr
25	122	32	FAN temp enr	FAN temp enr
26	124	57	FAN temp enr	FAN temp enr
27	125	18	FAN temp enr	FAN temp enr
28	130	69	FAN temp enr	FAN temp enr
29	124.4	22	FAN temp enr	FAN temp enr
30	130	86	FAN temp enr	FAN temp enr
31	122.1	25	FAN temp enr	FAN temp enr
32	127	71	FAN temp enr	FAN temp enr
33	126.33	17	FAN temp enr	FAN temp enr

34	125.1	27	FAN temp enr	FAN temp enr
35	127	8	FAN temp enr	FAN temp enr
36	126.2	54	FAN temp enr	FAN temp enr
37	121.7	64	FAN temp enr	FAN temp enr
38	120.7	51	FAN temp enr	FAN temp enr
39	130	40	FAN temp enr	FAN temp enr
40	121	60	FAN temp enr	FAN temp enr
41	61	109	FAN temp air fr	FAN temp air fr
42	105	117	FAN temp air fr	FAN temp air fr
43	69	103	FAN temp air fr	FAN temp air fr
44	18	106	FAN temp air fr	FAN temp air fr
45	23	95	FAN temp air fr	FAN temp air fr
46	48	98	FAN temp air fr	FAN temp air fr
47	89	111.2	FAN temp air fr	FAN temp air fr
48	98	102.3	FAN temp air fr	FAN temp air fr
49	94	118	FAN temp air fr	FAN temp air fr
50	37	97	FAN temp air fr	FAN temp air fr
51	63	119.2	FAN temp air fr	FAN temp air fr
52	10	108	FAN temp air fr	FAN temp air fr
53	13	111	FAN temp air fr	FAN temp air fr
54	16	120	FAN temp air fr	FAN temp air fr
55	80	101	FAN temp air fr	FAN temp air fr
56	58	105	FAN temp air fr	FAN temp air fr
57	22	119	FAN temp air fr	FAN temp air fr
58	58	114	FAN temp air fr	FAN temp air fr
59	17	114.4	FAN temp air fr	FAN temp air fr
60	6	97.2	FAN temp air fr	FAN temp air fr
61	128	114.2	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
62	123	113	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
63	121	113	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
64	121.2	95.1	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
65	128	112	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
66	121	105	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
67	123.5	98	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr

68	125	95	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
69	121	116	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
70	126	97	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
71	124	97	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
72	120	111	FAN Temp air_enr	FAN Tempair_enr
73	128	118.2	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
74	120	107	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
75	122.2	112.2	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
76	121	97	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
77	125.5	119.3	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
78	120	110	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
79	123	112	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr
80	120	94	FAN Tempair_enr	FAN Tempair_enr

Tableau III.13 : Résultat de classification des deux méthodes usure isolement.

III.3.1.1 Interprétation :

Après avoir effectué la classification avec les deux méthodes, les résultats sont affichés dans **le tableau III.13**, on remarque que le diagnostic de la panne e usure d'isolement avec le réseau de neurone et le k-nn est effectué avec sucée tel que dans les 80 échantillons les deux méthodes on pouvait déterminer l'état de système réelle et détecter la panne avec sucée sans erreur. Donc on peut dire que dans cette situation l'intelligence artificielle a été performante et que grâce à sa le système de diagnostic de l'entreprise pourra être plus fiables et la société pourra réaliser des bénéfices.

III.3.2 Usure de charbon :

Pour la deuxième panne nous avons utilisé trois bases d'essais de 60 échantillon et nous avons les simulé avec le réseau de neurone et l'algorithme de classification K-nn, les trois tableaux suivants affichent les résultats de diagnostic de la panne usure de charbon.

Echantillon	Température balais avant	RNA	K_NN
1	1	FN	FN
2	32	FN	FN
3	61	FN	FN
4	45	FN	FN
5	38	FN	FN
6	63	FN	FN
7	7	FN	FN

8	67	FN	FN
9	8	FN	FN
10	36	FN	FN
11	10	FN	FN
12	41	FN	FN
13	0	FN	FN
14	56	FN	FN
15	62	FN	FN
16	67.5	FN	FN
17	73	FN	FN
18	37	FN	FN
19	20	FN	FN
20	7.5	FN	FN
21	35	FN	FN
22	43	FN	FN
23	56	FN	FN
24	6	FN	FN
25	48	FN	FN
26	12	FN	FN
27	21	FN	FN
28	51	FN	FN
29	69	FN	FN
30	32	FN	FN
31	79	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
32	74	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
33	82	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
34	92	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
35	90	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
36	88	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
37	85	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
38	81	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
39	87	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
40	94	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
41	94.5	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt

42	89	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
43	93	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
44	91	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
45	77	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
46	87	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
47	83	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
48	76.5	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
49	77.5	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
50	79.5	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
51	92	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
52	85	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
53	91.5	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
54	100	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
55	84.5	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
56	99	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
57	99.5	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
58	88.5	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
59	81.5	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt
60	80	FAN temp bal avnt	FAN temp bal avnt

Tableau III.14 : Résultat de classification des deux méthodes usure charbon 1

Echantillon	Température balais arrière	RNA	K_NN
1	2	FN	FN
2	22	FN	FN
3	55	FN	FN
4	45	FN	FN
5	36	FN	FN
6	54	FN	FN
7	5	FN	FN
8	0	FN	FN
9	10	FN	FN
10	38	FN	FN
11	67	FN	FN
12	66	FN	FN

13	1	FN	FN
14	60	FN	FN
15	53	FN	FN
16	30	FN	FN
17	25	FN	FN
18	18	FN	FN
19	16	FN	FN
20	14	FN	FN
21	12	FN	FN
22	27	FN	FN
23	29	FN	FN
24	32	FN	FN
25	65	FN	FN
26	68	FN	FN
27	69.5	FN	FN
28	51	FN	FN
29	52.5	FN	FN
30	32.5	FN	FN
31	79	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
32	75	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
33	74	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
34	74.5	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
35	90	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
36	88	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
37	85.5	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
38	92	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
39	93	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
40	94	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
41	94.5	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
42	96.5	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
43	93.5	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
44	91	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
45	77	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
46	87	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr

47	83	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
48	86.5	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
49	87.5	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
50	79.5	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
51	93.5	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
52	85	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
53	91.5	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
54	100	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
55	99.5	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
56	99.5	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
57	99.5	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
58	92.5	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
59	86.6	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr
60	80.6	FAN temp bal arr	FAN temp bal arr

Tableau III.15 : Résultat de classification des deux méthodes usure charbon 2.

Echantillon	Vibration moteur	RNA	K_NN
1	0	FN	FN
2	3	FN	FN
3	4,3	FN	FN
4	4,1	FN	FN
5	0,2	FN	FN
6	2,1	FN	FN
7	2	FN	FN
8	3	FN	FN
9	3,5	FN	FN
10	3,4	FN	FN
11	3,9	FN	FN
12	1	FN	FN
13	2,5	FN	FN
14	0,5	FN	FN
15	0,6	FN	FN
16	4,3	FN	FN
17	1,9	FN	FN

18	2,3	FN	FN
19	4,3	FN	FN
20	0,60	FN	FN
21	0,5	FN	FN
22	1,5	FN	FN
23	4,2	FN	FN
24	1,2	FN	FN
25	1,6	FN	FN
26	0,8	FN	FN
27	1,9	FN	FN
28	1,6	FN	FN
29	0,4	FN	FN
30	2,55	FN	FN
31	8	FAN temp vib	FAN temp vib
32	8,5	FAN temp vib	FAN temp vib
33	5,3	FAN temp vib	FAN temp vib
34	4,4	FAN temp vib	FAN temp vib
35	4,5	FAN temp vib	FAN temp vib
36	4,6	FAN temp vib	FAN temp vib
37	10	FAN temp vib	FAN temp vib
38	9	FAN temp vib	FAN temp vib
39	9,5	FAN temp vib	FAN temp vib
40	6,8	FAN temp vib	FAN temp vib
41	8,2	FAN temp vib	FAN temp vib
42	9,1	FAN temp vib	FAN temp vib
43	7,1	FAN temp vib	FAN temp vib
44	10	FAN temp vib	FAN temp vib
45	5,2	FAN temp vib	FAN temp vib
46	6,4	FAN temp vib	FAN temp vib
47	8,2	FAN temp vib	FAN temp vib
48	5	FAN temp vib	FAN temp vib
49	9,9	FAN temp vib	FAN temp vib
50	8,1	FAN temp vib	FAN temp vib
51	9,3	FAN temp vib	FAN temp vib

52	5,5	FAN temp vib	FAN temp vib
53	10	FAN temp vib	FAN temp vib
54	9,4	FAN temp vib	FAN temp vib
55	7,4	FAN temp vib	FAN temp vib
56	7,2	FAN temp vib	FAN temp vib
57	9,2	FAN temp vib	FAN temp vib
58	5,6	FAN temp vib	FAN temp vib
59	5,8	FAN temp vib	FAN temp vib
60	6	FAN temp vib	FAN temp vib

Tableau III.16 : Résultat de classification des deux méthodes usure charbon 3.

III.3.2.1 Interprétation :

Après avoir effectué la classification avec les deux méthodes, les résultats sont affichés dans les tableaux III.14, 15, 16, on remarque que le diagnostic de la panne usure de charbon avec le réseau de neurone et le k-nn est effectué avec succès tel que dans les 60 échantillons les deux méthodes on pouvait déterminer l'état de système réelle et détecter la panne avec succès sans erreur. Donc on peut dire que dans cette situation l'intelligence artificielle a été performante et que grâce à sa le système de diagnostic de l'entreprise pourra être plus fiables et la société pourra réaliser des bénéfices.

III.3.3jeu de roulement :

Pour la troisième panne nous avons utilisé trois bases d'essais de 60 échantillon et nous avons les simulé avec le réseau de neurone et l'algorithme de classification K-nn, le tableau suivant affiche les résultats de diagnostic de la panne jeu de roulement.

Echantillon	Vitesse de rotation	RNA	K_NN
1	772	FN	FN
2	786	FN	FN
3	729	FN	FN
4	774	FN	FN
5	714	FN	FN
6	784	FN	FN
7	714	FN	FN
8	759	FN	FN
9	737	FN	FN
10	781	FN	FN
11	751	FN	FN
12	749	FN	FN
13	788	FN	FN

14	736	FN	FN
15	745	FN	FN
16	797	FN	FN
17	705	FN	FN
18	798	FN	FN
19	719	FN	FN
20	767	FN	FN
21	759	FN	FN
22	768	FN	FN
23	737	FN	FN
24	763	FN	FN
25	782	FN	FN
26	702	FN	FN
27	709	FN	FN
28	798	FN	FN
29	766	FN	FN
30	724	FN	FN
31	96	FAN vit rot	FAN vit rot
32	152	FAN vit rot	FAN vit rot
33	127	FAN vit rot	FAN vit rot
34	29	FAN vit rot	FAN vit rot
35	74	FAN vit rot	FAN vit rot
36	432	FAN vit rot	FAN vit rot
37	658	FAN vit rot	FAN vit rot
38	248	FAN vit rot	FAN vit rot
39	287	FAN vit rot	FAN vit rot
40	690	FAN vit rot	FAN vit rot
41	662	FAN vit rot	FAN vit rot
42	474	FAN vit rot	FAN vit rot
43	692	FAN vit rot	FAN vit rot
44	537	FAN vit rot	FAN vit rot
45	236	FAN vit rot	FAN vit rot
46	464	FAN vit rot	FAN vit rot
47	171	FAN vit rot	FAN vit rot

48	207	FAN vit rot	FAN vit rot
49	476	FAN vit rot	FAN vit rot
50	370	FAN vit rot	FAN vit rot
51	288	FAN vit rot	FAN vit rot
52	422	FAN vit rot	FAN vit rot
53	526	FAN vit rot	FAN vit rot
54	409	FAN vit rot	FAN vit rot
55	386	FAN vit rot	FAN vit rot
56	409	FAN vit rot	FAN vit rot
57	358	FAN vit rot	FAN vit rot
58	57	FAN vit rot	FAN vit rot
59	504	FAN vit rot	FAN vit rot
60	698	FAN vit rot	FAN vit rot

Tableau III.17 : Résultat de classification des deux méthodes jeu de roulement.

III.3.3.1 Interprétation :

Après avoir effectué la classification avec les deux méthodes, les résultats sont affichés dans **les tableaux III.17**, on remarque que le diagnostic de la panne jeu de roulement avec le réseau de neurone et le k-nn est effectué avec succès tel que dans les 60 échantillons les deux méthodes on pouvait déterminer l'état de système réelle et détecter la panne avec succès sans erreur.

III.3.4 Usure des patins :

Pour la quatrième panne nous avons utilisé une base d'essai de 80 échantillon et nous avons les simulé avec le réseau de neurone et l'algorithme de classification K-nn, le tableau suivant affiche les résultats de diagnostic de la panne usure des patins.

Echantillon	Pression patins	Débit d'huile	RNA	K_NN
1	32	426	FN	FN
2	158	445	FN	FN
3	61	430	FN	FN
4	105	408	FN	FN
5	32	410	FN	FN
6	119	421	FN	FN
7	52	438	FN	FN
8	130	442	FN	FN
9	137	440	FN	FN
10	148	416	FN	FN
11	89	427	FN	FN

12	16	405	FN	FN
13	45	406	FN	FN
14	181	407	FN	FN
15	30	434	FN	FN
16	164	425,2	FN	FN
17	107	410	FN	FN
18	198	425	FN	FN
19	15	408,5	FN	FN
20	88	419	FN	FN
21	219	428	FAN prss pat	FAN prss pat
22	219	443	FAN prss pat	FAN prss pat
23	200	418,5	FAN prss pat	FAN prss pat
24	215	423	FAN prss pat	FAN prss pat
25	204	403	FAN prss pat	FAN prss pat
26	208	409	FAN prss pat	FAN prss pat
27	211	434	FAN prss pat	FAN prss pat
28	219	417	FAN prss pat	FAN prss pat
29	208	445,5	FAN prss pat	FAN prss pat
30	220	406	FAN prss pat	FAN prss pat
31	205	450	FAN prss pat	FAN prss pat
32	214	427	FAN prss pat	FAN prss pat
33	213	436,50	FAN prss pat	FAN prss pat
34	210	450	FAN prss pat	FAN prss pat
35	214	415	FAN prss pat	FAN prss pat
36	213	421	FAN prss pat	FAN prss pat
37	202	424	FAN prss pat	FAN prss pat
38	201	439	FAN prss pat	FAN prss pat
39	220	441	FAN prss pat	FAN prss pat
40	202	406	FAN prss pat	FAN prss pat
41	61	304	FAN deb huil	FAN deb huil
42	183	296	FAN deb huil	FAN deb huil
43	85	298	FAN deb huil	FAN deb huil
44	36	42	FAN deb huil	FAN deb huil
45	145	66	FAN deb huil	FAN deb huil

46	178	185	FAN deb huil	FAN deb huil
47	87	85	FAN deb huil	FAN deb huil
48	22	39	FAN deb huil	FAN deb huil
49	51	330	FAN deb huil	FAN deb huil
50	81	70	FAN deb huil	FAN deb huil
51	118	65	FAN deb huil	FAN deb huil
52	52	267	FAN deb huil	FAN deb huil
53	119	358	FAN deb huil	FAN deb huil
54	141	207	FAN deb huil	FAN deb huil
55	44	281	FAN deb huil	FAN deb huil
56	23	61	FAN deb huil	FAN deb huil
57	59	382	FAN deb huil	FAN deb huil
58	63	216	FAN deb huil	FAN deb huil
59	84	272	FAN deb huil	FAN deb huil
60	101	14	FAN deb huil	FAN deb huil
61	202	316	FAN prss_deb	FAN prss_deb
62	214	147	FAN prss_deb	FAN prss_deb
63	209	82	FAN prss_deb	FAN prss_deb
64	202	34	FAN prss_deb	FAN prss_deb
65	216	267	FAN prss_deb	FAN prss_deb
66	212	82	FAN prss_deb	FAN prss_deb
67	203	155	FAN prss_deb	FAN prss_deb
68	215	221	FAN prss_deb	FAN prss_deb
69	204	91	FAN prss_deb	FAN prss_deb
70	219	257	FAN prss_deb	FAN prss_deb
71	204	194	FAN prss_deb	FAN prss_deb
72	215	60	FAN prss_deb	FAN prss_deb
73	203	313	FAN prss_deb	FAN prss_deb
74	205	40	FAN prss_deb	FAN prss_deb
75	201	117	FAN prss_deb	FAN prss_deb
76	211	95	FAN prss_deb	FAN prss_deb
77	214	212	FAN prss_deb	FAN prss_deb
78	211	36	FAN prss_deb	FAN prss_deb
79	208	162	FAN prss_deb	FAN prss_deb

80	213	42	FAN prss_deb	FAN prss_deb
----	-----	----	--------------	--------------

Tableau III.18 : Résultat de classification des deux méthodes usure des patins.

III.3.4.1 Interprétation :

Après avoir effectué la classification avec les deux méthodes, les résultats sont affichés dans **les tableaux III.18**, on remarque que le diagnostic de la panne usure des patins avec le réseau de neurone et le k-nn est effectué avec succès tel que dans les 80 échantillons les deux méthodes on pouvait déterminer l'état de système réelle et détecter la panne avec succès sans erreur.

III.3.5 Endommagement des joints d'accumulateur :

Pour la cinquième panne nous avons utilisé une base d'essai de 80 échantillon et nous avons simulé avec le réseau de neurone et l'algorithme de classification K-nn, le tableau suivant affiche les résultats de diagnostic de la panne endommagement des joints d'accumulateur :

Echantillon	Pression vérin de démarrage	Pression vérin de travail	RNA	K_NN
1	25	92	FN	FN
2	126	158	FN	FN
3	49	105	FN	FN
4	84	27	FN	FN
5	26	35	FN	FN
6	95	72	FN	FN
7	41	134	FN	FN
8	103	147	FN	FN
9	109	141	FN	FN
10	118	57	FN	FN
11	71	95	FN	FN
12	13	16	FN	FN
13	36	19	FN	FN
14	145	24	FN	FN
15	24	121	FN	FN
16	131	88	FN	FN
17	85	33	FN	FN
18	156	88	FN	FN
19	12	26	FN	FN
20	70	9	FN	FN
21	189	100	FAN vér dém	FAN vér dém
22	188	152	FAN vér dém	FAN vér dém

23	160	62	FAN vér dém	FAN vér dém
24	182	79	FAN vér dém	FAN vér dém
25	167	9	FAN vér dém	FAN vér dém
26	172	31	FAN vér dém	FAN vér dém
27	176	118	FAN vér dém	FAN vér dém
28	189	59	FAN vér dém	FAN vér dém
29	172	160	FAN vér dém	FAN vér dém
30	190	21	FAN vér dém	FAN vér dém
31	168	176	FAN vér dém	FAN vér dém
32	181	96	FAN vér dém	FAN vér dém
33	180	126	FAN vér dém	FAN vér dém
34	176	175	FAN vér dém	FAN vér dém
35	181	51	FAN vér dém	FAN vér dém
36	180	74	FAN vér dém	FAN vér dém
37	164	83	FAN vér dém	FAN vér dém
38	163	136	FAN vér dém	FAN vér dém
39	190	146	FAN vér dém	FAN vér dém
40	164	17	FAN vér dém	FAN vér dém
41	49	196	FAN vér trv	FAN vér trv
42	146	187	FAN vér trv	FAN vér trv
43	68	183	FAN vér trv	FAN vér trv
44	29	180	FAN vér trv	FAN vér trv
45	141	197	FAN vér trv	FAN vér trv
46	151	185	FAN vér trv	FAN vér trv
47	69	187	FAN vér trv	FAN vér trv
48	17	191	FAN vér trv	FAN vér trv
49	41	184	FAN vér trv	FAN vér trv
50	64	193	FAN vér trv	FAN vér trv
51	94	189	FAN vér trv	FAN vér trv
52	41	182	FAN vér trv	FAN vér trv
53	95	196	FAN vér trv	FAN vér trv
54	113	181	FAN vér trv	FAN vér trv
55	35	185	FAN vér trv	FAN vér trv
56	18	180	FAN vér trv	FAN vér trv

57	47	190	FAN vér trv	FAN vér trv
58	50	181	FAN vér trv	FAN vér trv
59	67	187	FAN vér trv	FAN vér trv
60	80	199	FAN vér trv	FAN vér trv
61	164	191	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
62	182	193	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
63	174	195	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
64	163	181	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
65	169	190	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
66	178	189	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
67	165	183	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
68	182	181,5	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
69	166	197	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
70	188	182	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
71	167	182	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
72	183	193	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
73	165	198	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
74	168	190	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
75	161	200	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
76	177	182	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
77	180	199	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
78	176	190	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
79	172	193	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv
80	179	179	FAN vér dém_trv	FAN vér dém_trv

Tableau III.19 : Résultat de classification des deux méthodes usure isolement

III.3.5.1 Interprétation :

Après avoir effectué la classification avec les deux méthodes, les résultats sont affichés dans **les tableaux III.13**, on remarque que le diagnostic de la panne endommagement des joints d'accumulateur avec le réseau de neurone et le k-nn est effectué avec sucée tel que dans les 80 échantillons les deux méthodes on pouvait déterminer l'état de système réelle et détecter la panne avec sucée sans erreur.

III.3.6Récapitulatif des tests de toutes les pannes :

Nous avons récapitulés les résultats dans la **figure III.13**.

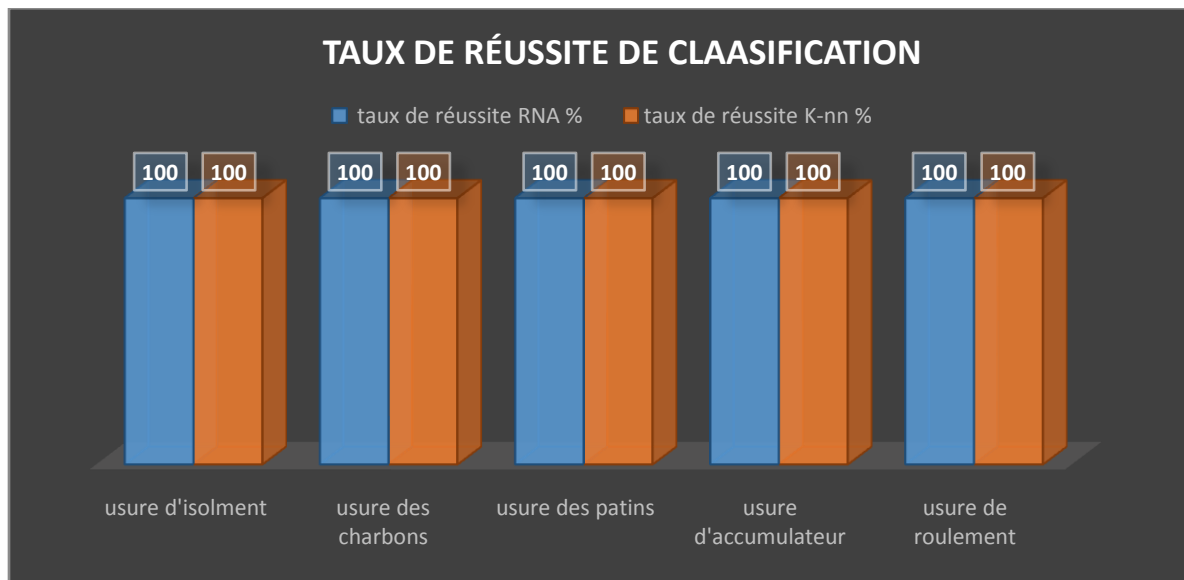


Figure III.13 : Résultat de classification des cinq pannes

III.3.6.1 Interprétation :

Après avoir effectué la classification avec la première panne « usure d'isolement » avec les deux méthodes de l'intelligence artificielle, nous avons refait le travail pour toutes les autres pannes critique de notre système industriel.

la **figure III.13** affiche le taux de réussites de la classification et le pourcentage des résultats justes de diagnostic, tel qu'on remarque que les deux méthodes ont réussi à effectuer le diagnostic et la détection des pannes des échantillons que nous avons simulé dans les différentes pannes avec succès.

Ces résultats performants sont dut à plusieurs facteurs que nous avons pris en considération dès le début, qui sont :

- Le bon choix de la base des données.
- La qualité des classes choisis.
- Le bon ajustement des bases des donnés (les inputs).
- La prise en considération de toutes les contraintes induisant au phénomène du sur-apprentissage et des minima locaux (nous avons défini ce phénomène dans le chapitre 1)

Dans notre cas on peut dire que la classification à l'aide du réseau de neurones et l'algorithme K-nn est très utile à appliquer dans l'entreprise CMEAK pour le diagnostic des pannes du broyeur vertical au lieu de la méthode utilisé actuellement qui est la surveillance avec de la logique flou qui permet juste de faire une surveillance avec des seuils très large. Par notre contribution nous avons optimisé les seuils d'alarme en choisissant des classes plus précises.

III.3.6.2 Comparaison entre les RNA et le K-nn :

La **figure III.22** permet de faire une comparaison entre les résultats des performances pour la classification des défauts entre les deux méthodes RNA et K-nn. Nous remarquons une similitude des résultats avec des tests réussis à 100%. Mais pour la préparation des données nous remarquons que la méthode RNA prend plus de temps et plus de rigueur avec le risque de réapprentissage et de minima locaux que nous avons pris en considération.

III.4.Conclusion :

Ce chapitre comme son intitulé l'indique, a été consacré à notre cas d'étude qui est le diagnostic des pannes du broyeur verticale de l'entreprise CMAEK du groupe GIKA, dans laquelle on a diagnostiqué cinq pannes d'un système de production critique. A l'aide des deux méthodes de l'intelligence artificielle, qui sont les réseaux de neurones et l'algorithme K-nn. On a fini ce chapitre avec des tests et comparaison entre les différentes simulations, dans laquelle on a déduit que ces deux méthodes de l'intelligence artificielle nous ont bien aidés pour le diagnostic des pannes de notre système. Et on a pu apercevoir aussi que cela pourra être bénéfique pour la société concernant la détection et la localisation des pannes.

Conclusion générale :

Plusieurs méthodes et technique issues de l'intelligence artificielle ont été développées pour les tâches de diagnostic afin de bien surveiller les systèmes de production. Une recherche bibliographique sur ces méthodes a fait l'objet du premier chapitre de notre projet fin d'étude.

Le diagnostic des défaillances des systèmes industriels est à l'origine de nombreux métiers dans les dernières années. Elle se définit comme l'opération de détection et de localisation des défauts. En effet, la pratique du diagnostic industriel fait partie du processus de mise en œuvre de la compagnie. Les activités d'exploitation et de maintenance des procédés industriels entraînent des opérations de diagnostic qui sont réalisées en pratique, qui sont de nature très différente et dépendent souvent des particularités des systèmes et des moyens disponibles.

Les systèmes industriels se caractérisent par une grande complexité, ce qui complique encore la tâche du niveau 4 et 5 de la maintenance, chargé du diagnostic. Pour pallier à cette difficulté, l'assistance informatique est devenue indispensable, et un large éventail de ces techniques a été utilisé pour automatiser le diagnostic des systèmes industriels.

Notre étude a pour l'objectif de contribuer à proposer un outil d'aide aux opérateurs de procédé industriel de la cimenterie Ain El Kabira dans leur tâche de diagnostic des pannes. Pour la réalisation de cette étude, notre choix a été effectué en s'appuyant sur les méthodes de l'intelligence artificielle et plus précisément les deux méthodes : Les réseaux de neurones et l'algorithme de classification K-NN.

D'un autre côté, pour la construction de la base des connaissances nous avons adopté une approche basée sur l'analyse fonctionnelle et dysfonctionnelle du système étudié. La base des connaissances doit comporter toutes les informations relatives au dysfonctionnement de processus industriel. Pour cela, nous avons utilisé en première temps la méthode Pareto pour déterminer l'équipement critique de la cimenterie en se basant sur les paramètres : MTTR, taux de panne et nombre OT.

Ensuite nous avons utilisé la méthode AMDEC dans le but de bien présenter les causes, les effets et la criticité des défaillances et en plus les tâches de maintenance à entreprendre ainsi que déterminer les pannes les plus critiques du broyeur verticale. Pour bien définir les modes de dysfonctionnement cerner le comportement fonctionnel du système. La méthode SADT, qui est une méthode graphique et structurelle, est employée pour bien présenter et comprendre le fonctionnement du système étudié. L'approche adoptée et les résultats obtenus sont détaillés dans le deuxième chapitre de ce mémoire.

Pour exploiter les objectifs visés nous avons utilisé également le langage MATLAB pour développer les RNA et l'algorithme K-NN dans le troisième chapitre du mémoire. Les résultats obtenus sont de 100% de classification pour toutes les pannes dans les deux méthodes utilisées. Ces résultats performants sont dus à plusieurs facteurs que nous avons pris en considération dès le début, qui sont :

- Le bon choix de la base des données.
- La qualité des classes choisies.
- Le bon ajustement des bases des données (les inputs).

De ce présent travail on a déduit que les deux méthodes de l'intelligence artificielle (RNA et K-NN) nous ont bien servi comme un outil d'aide au diagnostic des pannes dans l'industrie, et

que cette contribution aidera au choix direct pour des problèmes de diagnostic pour des équipements similaire à l'industrie de la cimenterie sur laquelle nous avons travaillé.

Comme il est également possible de prendre en considération dans nos futures perspectives, le problème de l'apparition des défaillances multiples, l'implémentation des deux méthodes au niveau de l'entreprise. Et la comparaison entre les temps d'exécution entre les deux approches.

La bibliographie et webographie :

- [1] Rolf Isermann. Fault-Diagnosis Applications - Model-Based Condition Monitoring: Actuators, Drives, Machinery, Plants, Sensors, and Fault-tolerant Systems. Berlin : Springer, 2011.
- [2] Norme afnor. Terminologie de la maintenance. nfen, 13306 :x60–319.
- [3] Sylvain PIECHOWIAK. Intelligence artificielle et diagnostic. 2003
- [4] T. Al Ani. Introduction au diagnostic des défaillances. Laboratoire A2SI-ESIEE-Paris, 2006.
- [5] Hector Hernandez-De-Leon Supervision et diagnostic des procédés de production d'eau potable. Sep 2006.
- [6] BELFARHI Nadjoua. Conception d'un outil d'aide à la détection et diagnostic des défaillances dans un système de production. Génie Industrielle. 2012. Université HADJ-LAKHDAR-BATNA.
- [7] Gouvernance de l'Intelligence Artificielle dans les entreprises – Cigref. Septembre 2016.
- [8] Simon LEE. L'intelligence artificielle pour la gestion d'entreprise. Stileex. 8/12/2019.
- [9] BENMANSOUR Adel, BOUZOUINA Sara Safia, OUDINAT Sara Hadjer. L'aide de l'intelligence artificielle à la prise de décision. Génie industrielle. Phd Thesis. Université Abou Bekr Belkaid – Tlemcen. 2012.
- [9] Système expert : définition, fonctionnement et exemples. Journal d'unet.fe, 2021.
visité le 1/03/2022.
- [10] Sigurd Ahrens. Système expert d'aide au diagnostic et à la maintenance de grands entraînements électriques. PhD thesis, Institut National Polytechnique de Grenoble (INPG), 1993.
- [11] <https://actudactuaires.typepad.com/files/principe-de-la-logique-floue-1.pdf> **visité le 02/03/2022.**
- [12] BOUCHAREB Ilhem. Modélisation et outil d'aide au diagnostic des défauts de machines synchrones et à reluctance variable. 2013. Magistère en Electrotechnique de l'Université de Constantine 1.
- [12] Melle BOUCHAREB Ilhem. MODELISATIONS ET OUTILS D'AIDE AU DIAGNOSTIC DE DEFAUTS DE MACHINES SYNCHRONES ET A RELUCTANCE VARIABLE. PhD thesis, Université de Batna, 2013.
- [13] DELL. INTRODUCTION A LA RECONNAISSANCE DES FORMES. 01/04/2020.
- [14] Dr A. DJEFFAL. Classification réseaux de neurones. 2018.
- [15] Mme SALHI NEDJMA. Surveillance et diagnostic d'une chaîne de production par les réseaux de neurones artificiels. Génie mécanique. Université Mohamed Bougera-Boumerdès. 2008.

- [16] Idir Belaidi, Raouf Tahmi, Kamal Mohammedi. Configuration d'un réseau de neurones adapté pour la surveillance en ligne des outils de tournage. CFM 2007 - 18ème Congrès Français de Mécanique, Aug 2007, Grenoble, France.
- [17] <https://analyticsinsights.io/5-apprentissage-supervise/>
- [18] Judith Hurwitz and Daniel Kirsch. Machine Learning. IBM Limited Edition.
- [19] https://fr.wikipedia.org/wiki/Apprentissage_automatique#Types_d'apprentissage visité le 04/03/2022.
- [20] Machine à vecteurs de support (svm) : définition et cas d'usage. 2022. **visité le 05/03/2022.**
- [21] <https://analyticsinsights.io/apprentissage-non-supervise/> visité le 05/03/2022.
- [22] SENOUSSE Hafida. Sélection de Données pour l'Apprentissage des Réseaux de Neurones, Arbres de Décision et les k-Plus Proches Voisins. PhD thesis, Université Mohamed Boudiaf des sciences et de la technologie d'Oran, 2015.
- [23] https://fr.wikipedia.org/wiki/Diagramme_de_Pareto
- [24] https://www.jmp.com/fr_fr/statistics-knowledge-portal/exploratory-data-analysis/pareto-chart.html
- [25] Manuel broyeur vertical.
- [26] Fiches techniques de broyeur vertical.
- [27] Historique GMAO.
- [28] <http://jackadit.com/index.php?p=ecoconception3>
- [29] <http://philippe.berger2.free.fr/automatique/cours/sadt/sadt.htm>
- [30] Gilles ZWINGELSTEIN .Évaluation de la criticité des équipements - Méthodologie globale. 2015
- [31] Formation stratégie maintenance BTS MI. chapitre 13.
- [32] <http://nte.mines-albi.fr/MATLAB/co/Generalites.html>
- [33] <https://bilans-thermiques.fr/thermograpp>

Annexe A :

Présentation de la zone d'étude La Cimenterie SCAEK Ain El Kébir wilaya de Sétif



A.1. Présentation De La Société Des Ciment De Ain El Kebira

Dans ce chapitre, nous présenterons la société de l'industrie du ciment à Ain ElKebira(WilayadeSétif), en tenant compte desprincipales données.

A.1.1 Description de la zone d'étude:

A.1.1.1 Situation géographique:

Notre zone d'étude est située à 20 km au nord-est de la capitale, Sétif, et à 07 km au sud de lacirconscriptiond'AinElKebira,construitesurunesuperficiede50hectares,dontlescoordonnéesgéographiques :

- Longitude(Greenwich) $5^{\circ}27'$ E.
- Latitudenord $36^{\circ}20'$.
- Altitude1 040mètres.

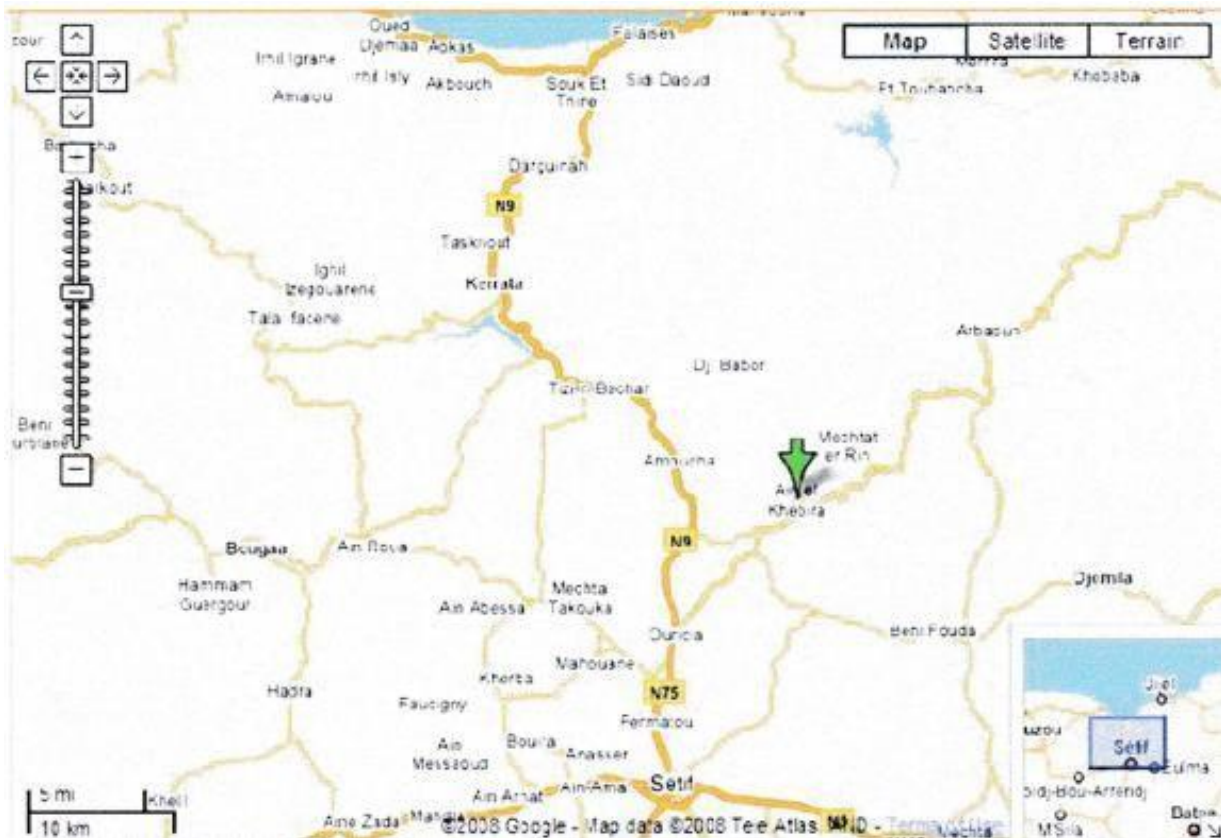


Fig.A.1: Situation géographique de la cimenterie SCAEK wilaya de Sétif

A.1.1.2 Statut:

La société des ciments d'Ain El Kébira est une société par action filiale du groupe GICA détenteur à 100% de son capital social qui s'élève à : 2 200 000 000 DA.

Le siège de la direction générale se trouve dans la ville de Sétif à l'adresse : Bounechada, rue ABACHA Ammar.

La SCAEK dispose de deux (02) lignes de production d'une capacité contractuelle (installée) de 3 000 000 tonnes de ciment portland (CPA) par an.

- Capacité de production clinker : 1 800 000 T /année.
- Capacité de production ciment : 2 000 000 T/année.

La société fabrique actuellement :

- Le ciment Portland aux ajouts CPJ : CPJ-CEM II/A 42,5 NA 442
- Le ciment résistant sulfate CRS : CPA-CEM I-42,5 S NA 443
- Le ciment portland Rapide : CEM II/A-L 42,5 R CE CP2 NF.

Elle peut également fabriquer le CPA 52,5, le CPJ 32,5 et le ciment pétrolier lorsque les conditions du marché le permettent.

La SCAEK est installée à proximité d'une carrière dont les réserves lui permettent de faire face aux besoins d'exploitation à long terme, avec une durée de vie probable de la carrière supérieure à 100 ans selon les dernières estimations.

Couvrant une superficie de près de 220 hectares, elle tire les principales matières premières à partir d'un gisement de Djebel Medjounes et d'argile «marne» de (Theniet Moloutou).



Fig.A.2: Cimenterie SCAEK d'Ain El Kébira.

A.1.1.3 CREATION ET RESTRUCTURATION

Dans le cadre de la politique de développement économique et sociale, lancée pour répondre aux exigences de l'heure, décidée par le gouvernement, la société nationale des matériaux de construction (SNMC) engagea au début des années 70 un vaste programme d'investissement pour la rénovation des lignes héritées de Lafarge et la réalisation de plusieurs nouvelles lignes de production de ciment dont celle d'Ain El Kebira.

LIGNE 01 :

- Signature du contrat SNMC le 23/07/1974 avec un délai de réalisation de 45 mois.
- Réception provisoire le : 01/08/1978.
- Date entrée en production : Septembre 1978.
- Capacité : 1 000 000 Tonnes.

La restructuration de la SNMC en 1982, a donnée naissance à quatre (04) groupes de ciment : Est, Ouest, Centre et Chlef.

La SCAEK est l'une des filiales du groupe ERCE restructurée en 1998. Avec la dissolution du groupe ERCE et la **création du groupe GICA** (Groupe Industriel des Ciments d'Algérie), la SCAEK est devenue Filiale de ce dernier depuis le 26 novembre 2009.

LIGNE 02 :

- Signature du contrat : 21/08/2013 avec POLYSIUS SAS France.
- Mise en vigueur du contrat : 23/01/2014.
- Date entrée en production : Avril 2017.
- Capacité : 2 000 000 Tonnes.

A.2. Organisation de La Société des Ciment de Ain El Kebira SCAEK

La Société des Ciments d'Ain El Kebira est organisée en 11 Directions entre Opérationnelles et Fonctionnelles ajouté au Staff du Président Directeur Général

- Staff PDG
- Direction Production
- Direction Maintenance
- Direction Matières Premières et Matériels Roulants
- Direction Développement
- Direction Développement Durable et Sécurité
- Direction Commerciales et Marketing
- Direction Ressources Humaines
- Direction Finances et Budget
- Direction Approvisionnements
- Direction Juridique et Patrimoine
- Direction Audit et Contrôle de Gestion

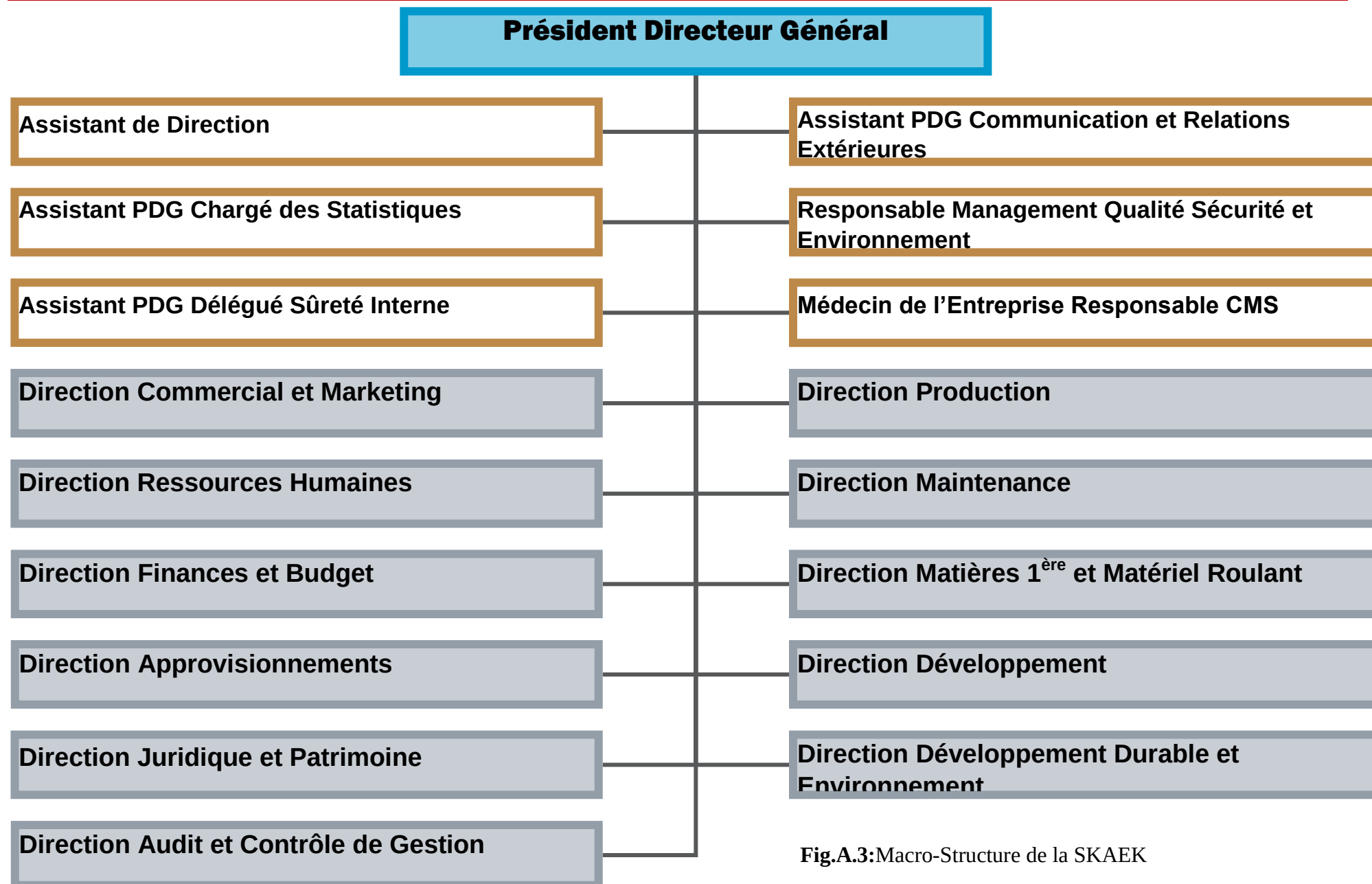


Fig.A.3:Macro-Structure de la SKAEK

Organigramme SKAEK

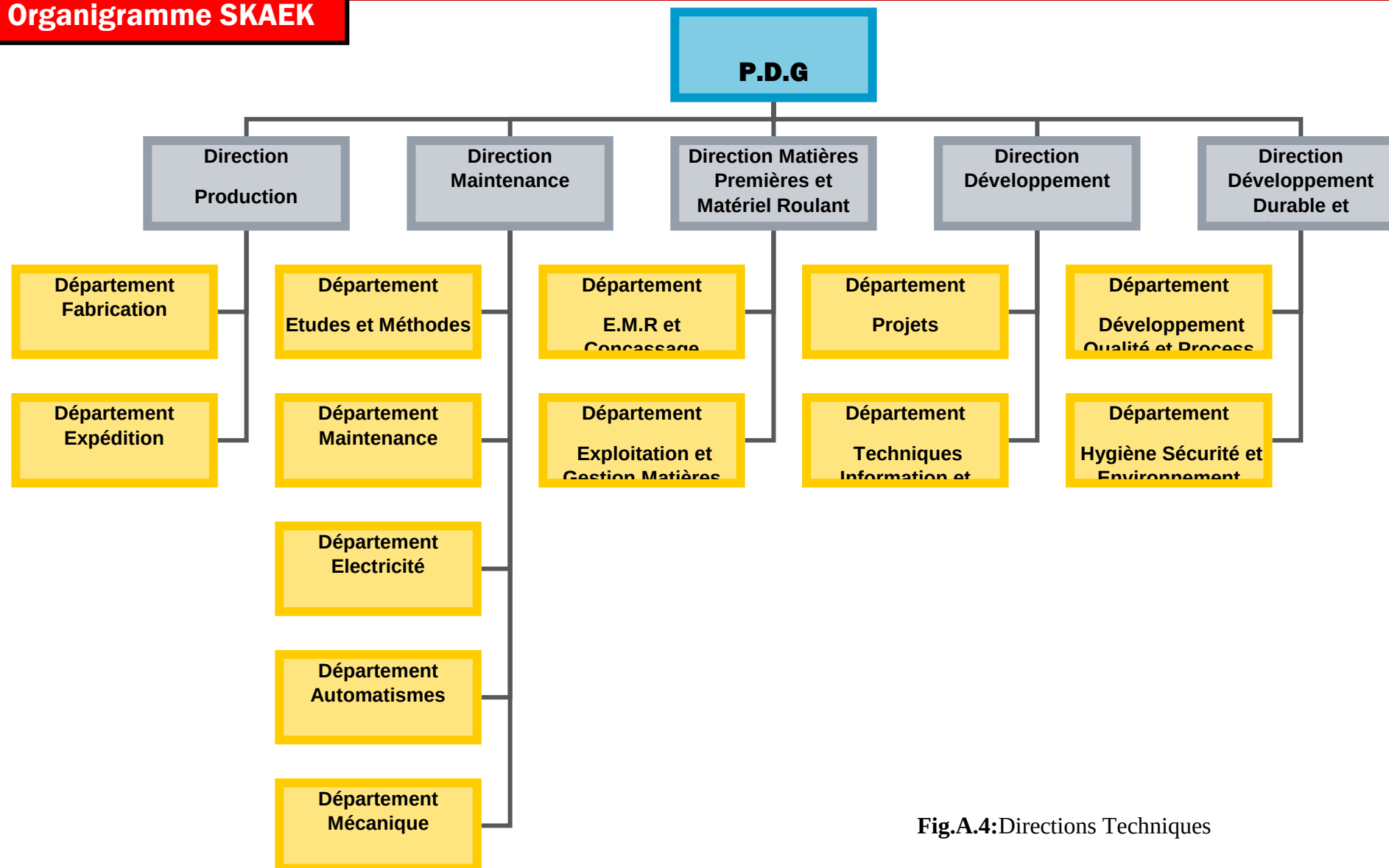


Fig.A.4:Directions Techniques

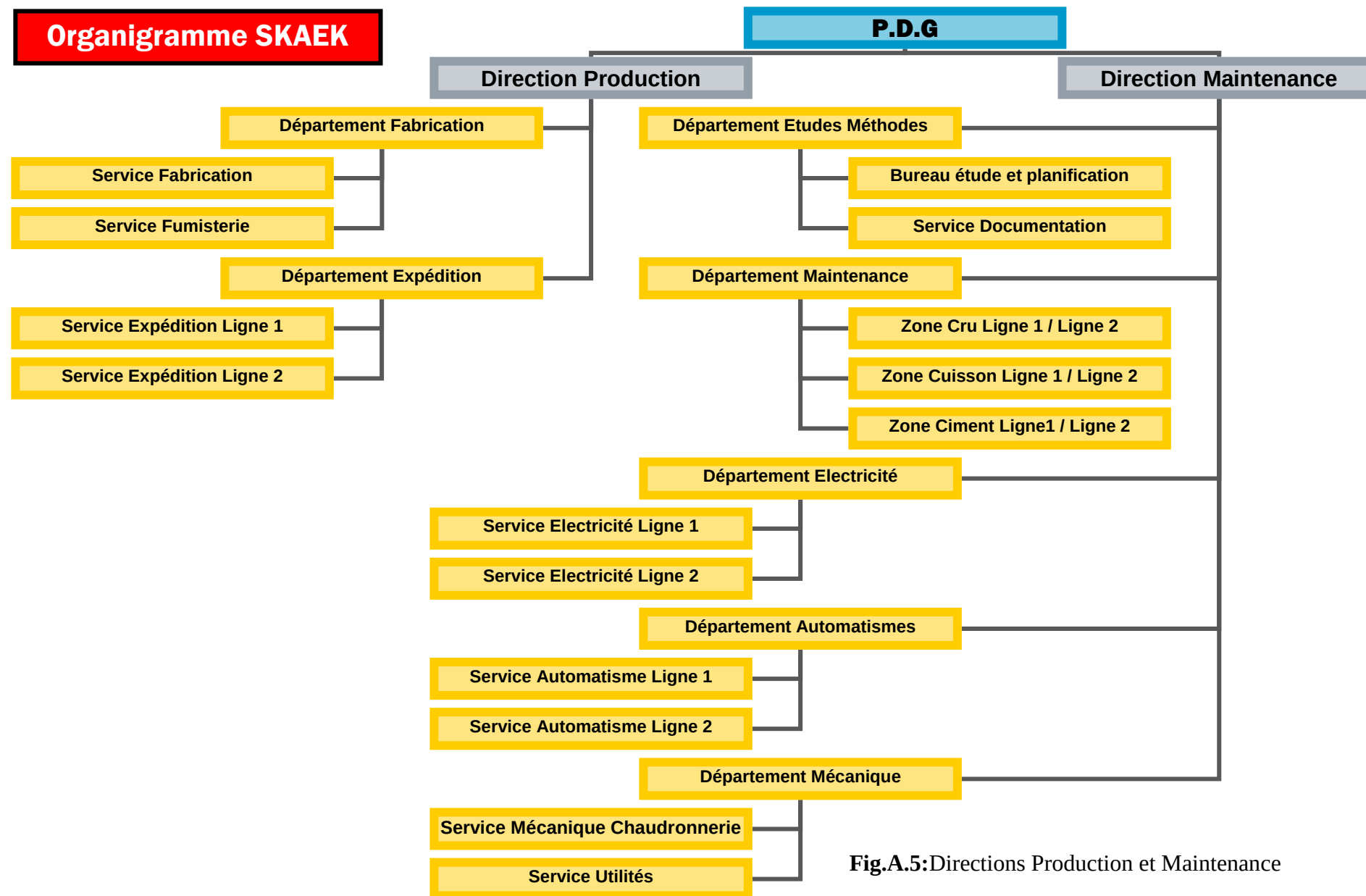


Fig.A.5:Directions Production et Maintenance

A.2.1 Missions et Attributions des 2 Directions : Production et Maintenance :

A.2.1.1 Direction de la Production :

Chargé de planifier, piloter et contrôler l'exécution des programmes et plans de production arrêtés dans le respect de la qualité et des normes des produits fabriqués : coûts, normes de fabrication et qualité.

- Assurer l'établissement des plans de charge : quantité, volumes, rythme de production pour les différentes lignes de production.
- Analyser la capacité annuelle de production et la comparer aux besoins commerciaux de l'entreprise.
- Définir les principaux indicateurs de performance pour évaluer le bon fonctionnement de la chaîne de production.
- Identifier les principaux leviers d'action pour optimiser la production : capacités de production, qualité, ressources humaines,...
- Planifier le cycle de production dans le respect des programmes, plans, quantités, qualité et délais.

A.2.1.1.1 Département Fabrication :

- Superviser la conduite de la production et assurer la surveillance des installations.
- Appliquer les consignes données quotidiennement par le responsable de Production.
- Coordonner les tâches du personnel, de son équipe en fonction du plan de charge et de la hiérarchisation des dysfonctionnements éventuels.
- Appliquer et s'assurer du bon respect des procédures de production de l'usine (sécurité, environnement, qualité, déchets) et instructions pour les contrôles de pilotage, et appliquer les règles de gestion des non-conformités si besoin.

A.2.1.1.2 Département Expédition :

- Organiser le travail de conditionnement et d'expédition
- Assurer la réception, le stockage, la préparation et la distribution des produits finis.
- Organiser et améliorer les flux de composants et produits finis, dans l'entreprise et vers les clients, pour garantir la qualité et les délais de livraison.
- Gérer le transport des produits fabriqués dans l'entreprise
- Coordonner et superviser le travail des équipes : conditionnement, chargement, transport

A.2.1.2 Direction de la Maintenance :

Chargé de garantir le fonctionnement optimal des capacités de production : équipements, matériels et infrastructures dans le but d'améliorer les performances de l'appareil productif en terme de coûts et de taux d'utilisation.

- Planifier et mettre en œuvre les actions de maintenance préventives et curatives afin de maintenir les installations de production en bon état de fonctionnement et réaliser les études d'amélioration de la maintenance.
- Assurer la maintenance des installations et du matériel de production pour garantir la disponibilité des équipements aux coûts optimums.
- Mettre en place une politique de maintenance appropriée pour adapter l'appareil de production aux évolutions d'organisation ou de technologie et gagner en productivité et en coûts.
- Déployer des programmes et des plans de maintenance préventive et curative sur les équipements.
- Analyser les défaillances dans le but de proposer des améliorations de l'appareil de production pour garantir les quantités et les délais requis.
- Planifier, coordonner et contrôler les activités de maintenance des installations de production ainsi que des approvisionnements qualitatifs et quantitatifs en pièce de rechange et consommables de la maintenance.
- Assurer un reporting sur les performances en matière de maintenance, tirer les bilans appropriés et traduire les résultats en plans d'action d'amélioration de la fonction maintenance.

A.2.1.2.1 Département la Maintenance :

- Élaborer le planning de maintenance préventive et corrective des différents équipements, matériels, en gérant les priorités, la sécurité et les contraintes de la production, avec l'aide d'un système de GMAO (gestion de maintenance assistée par ordinateur).
- Établir comme base de son organisation, un état préalable des lieux destiné à sérier les temps d'intervention préventive (contrôle et actions correctives)
- Réagir en cas de panne grave et résoudre les problèmes rapidement.
- Gérer les relations avec les constructeurs et les fournisseurs de pièces et d'outils pour la maintenance (rédiger des cahiers des charges, veiller à leur application, négocier les contrats dans les cas de sous-traitance)
- Contrôler les interventions réalisées, et proposer des améliorations des performances des machines en termes de coûts et de taux d'utilisation

A.2.1.2.2 Département Etudes et méthodes :

- Etudier, mettre au point, définir et optimiser les méthodes de maintenance et la réalisation des études y afférentes.
- Etablir les gammes d'entretien et de réparation, les temps et les documents de base,
- Déterminer les différentes opérations à réaliser, (choix des outils, vitesse de diagnostic, ordre de trajet des outils...), les temps de préparation (changement d'outillages, réglages...), les délais d'exécution, le nombre et la qualification des opérateurs et les contrôles à effectuer en cours de réparation ou de montage,
- Améliorer les modalités d'intervention et définir les règles d'actions liées aux spécifications techniques, aux délais, aux coûts et à l'approvisionnement,

- Veiller à ce que ces règles soient respectées par le personnel et par les sous-traitants conformément aux cahiers des charges,
- Identifier et optimiser les coûts des activités de maintenance,
- Etablir des processus de maintenance entre plusieurs procédés de travail et plusieurs processus, celui ou ceux qui seront les plus rentables, compte tenu de la qualité,
- Pour chaque phase, déterminer le mode opératoire le plus rationnel, rechercher les meilleures conditions d'exploitation du matériel et proposer l'outillage nécessaire.

A.2.1.2.3 Département Electricité :

- Assurer la réalisation des opérations de maintenance des équipements de production dans le domaine électrique.
- Assurer la réalisation des interventions de maintenance préventive ou corrective sur les équipements et installations électriques à partir de schémas électriques ou de plans d'implantation dans le respect des règles de sécurité réglementaire et technique.
- Localiser et diagnostiquer toute panne ou défaillance d'origine électrique sur les installations de production puis déterminer les remises en état conformément aux normes de fonctionnement des équipements électriques.
- Fixer les priorités et élaborer le planning d'intervention des équipes de maintenance électrique en relation avec la structure de production.
- Etablir, organiser et coordonner la mise en œuvre du plan de maintenance préventive et curative des équipements électriques.

A.2.1.2.4 Département Automatismes :

- Analyser les opérations de production à automatiser (dosage, mesurage, régulation d'un niveau, déplacement d'un outil...
- Concevoir un automate pour contrôler et commander les opérations de modélisation, de programmation, de mise en réseau, d'intégration au processus de fabrication
- Effectuer la réalisation et la saisie du programme informatique
- Effectuer les relevés de mesure
- Assurer l'entretien de l'installation et l'assistance à distance
- Intervenir en cas de panne et coordonner les équipes
- Rédiger le descriptif technique pour les utilisateurs
- Suivre les paramètres de fonctionnement des ateliers, depuis le concassage de la pierre jusqu'au broyage du ciment.

A.2.1.2.5 Département Mécanique :

Chargé de conduire et de mettre en œuvre les programmes d'entretien et de maintenance mécanique des équipements et installations de production.

- Assurer la réalisation des interventions de maintenance préventive et curative sur les organes mécaniques de l'usine.
- Localiser et diagnostiquer toute panne ou défaillance d'origine mécanique et électromécanique sur les équipements puis déterminer les remises en état conformément aux normes de bon fonctionnement.
- Fixer les priorités et élaborer le planning d'intervention des équipes de maintenance en relation avec la structure de production

A.2.2 Bureau Etude et planification :

A.2.2.1 Organisation et rôle :

Le Bureau étude et planification est le noyau central de la direction de maintenance.

Il est le responsable de la gestion, la planification, la préparation et le suivi de toutes les activités de maintenance au sein de l'entreprise.

Il est constitué d'un chef service, cinq préparateurs mécaniques, un préparateur électrique et un préparateur automatique.

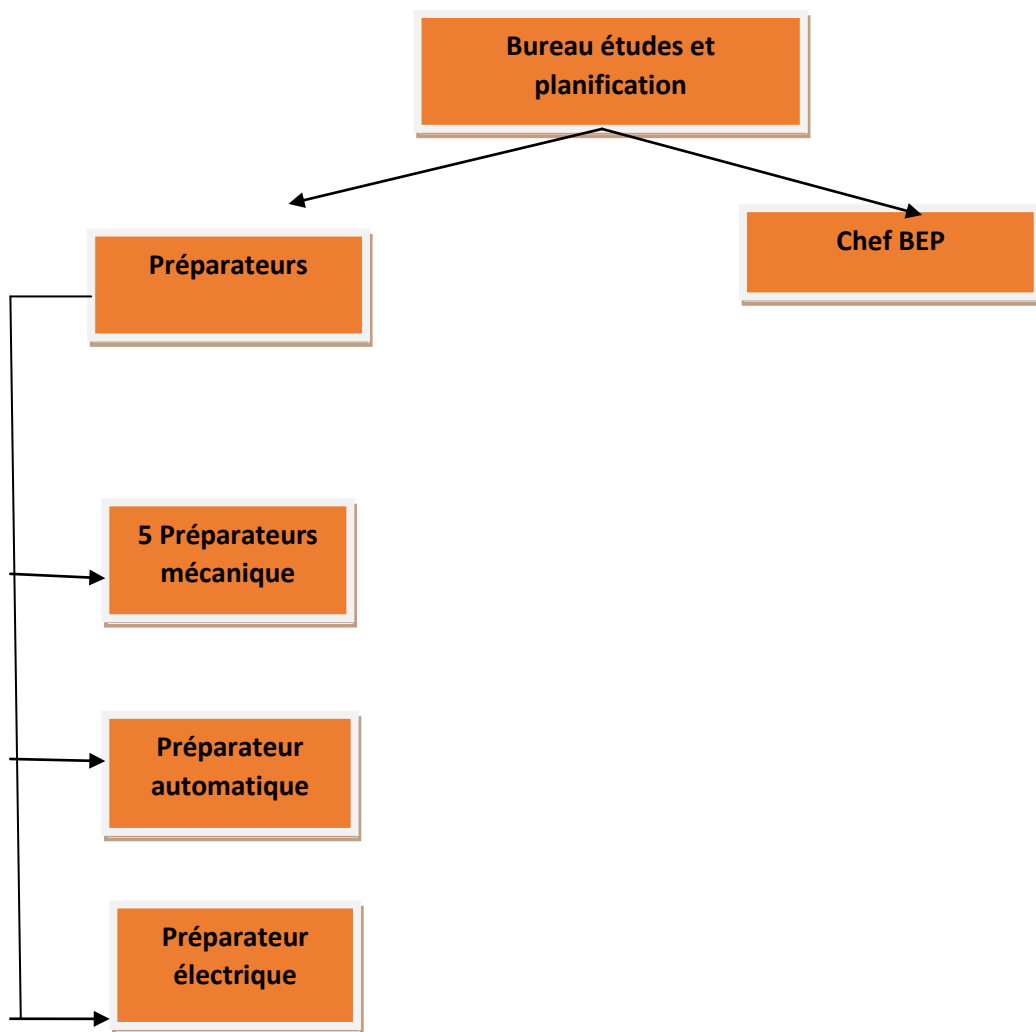


Fig.A.6 : organigramme du Bureau études et planification

Le chef de BEP est le responsable de bureau d'étude et planification, parmi ces rôles :

- L'affectation des responsabilités et des travaux pour chaque préparateur
- Le suivi des travaux des préparateurs.
- Le choix des méthodes de travail.
- Le choix des gammes de maintenance.
- La planification des arrêts annuels et mensuels.
- La gestion des coûts de maintenance.
- La vérification des rapports des interventions.
- L'établissement des rapports mensuels et annuels de maintenance.

Les préparateurs ont une grande importance dans ce bureau et dans la direction de maintenance. Ils sont responsables de plusieurs activités :

- La réception et la vérification des demandes d'interventions envoyées de la part du service de production.
- L'établissement des ordres de travail
- La planification des interventions.
- Le suivi des interventions.
- Le contrôle de la réalisation des interventions.
- Clôture des interventions.
- Etablissement des bons de sorties des pièces de rechanges.
- Suivi du stock des pièces de rechanges.
- Etablissement des demandes d'achat.
- La réception et la vérification des pièces de rechange acheté.
- Le choix des gammes de maintenance préventive.
- La réalisation de quelques activités de maintenance préventive.

A.2.2.2 La politique de la maintenance :

Dans la politique de maintenance de l'entreprise **SCAEK** quatre types de maintenances sont réalisés : la maintenance corrective, la maintenance préventive systématique, la maintenance de ronde et la maintenance préventive conditionnelle.

a- La maintenance corrective :

Pour les activités de maintenance corrective ils concernent les activités de dépannage, de réparation des machines, de changement des composants et des organes des machines et des équipements.

b- La maintenance préventive systématique :

Parmi les activités de maintenance systématique

- Graissage des moteurs.
- Vidanges des machines.
- Analyse d'huile des machines.
- Contrôle d'usure.
- Contrôle d'étalonnage.
- Nettoyage des machines.
- Vérification de serrage.

- Changement des filtres.

c- La maintenance de ronde :

La maintenance de ronde se trouve à l'intérieur de la maintenance préventive systématique, elle concerne les activités de vérification précises visuelles ou instrumentées et elle est effectuée pour satisfaire aux réglementations diverses (visites et contrôles obligatoires, épreuves,...).

d- La maintenance préventive conditionnelle :

Deux activités de cette méthode de maintenance sont réalisées dans l'entreprise :

■ La thermographie :

La thermographie infrarouge est un procédé technique innovant, particulièrement précis et pose la nécessité de contact qui permet la réalisation de mesures thermiques où d'infimes variations de température sont représentées avec une précision de l'ordre du dixième de degré. Il est ainsi possible d'obtenir des images thermiques.

Elle identifie les variations anormales de température qui peuvent indiquer : une fuite, un point chaud, un défaut électrique.

■ L'analyse vibratoire :

L'analyse vibratoire intervient comme un complément de la méthode thermique ou acoustique pour confirmer un diagnostic et le préciser. Elle analyse les vibrations émises par les machines en fonctionnement.

Cette méthode identifie :

- un défaut de serrage,
- un défaut d'alignement (arbre de transmission, par exemple),
- une usure d'une pièce.

Les vibrations peuvent être mesurées selon l'amplitude, le niveau acoustique (décibels) ou la fréquence (hertz)

Pour l'analyse vibratoire des machines la **SCAEK** sous-traite une entreprise de maintenance de groupe industriel **GICA** pour la réaliser.

A.2.2.3 Le flux des activités de maintenance :

La **figure A.7** représente l'organigramme qui définit les flux des activités de maintenance de l'entreprise SCAEK :

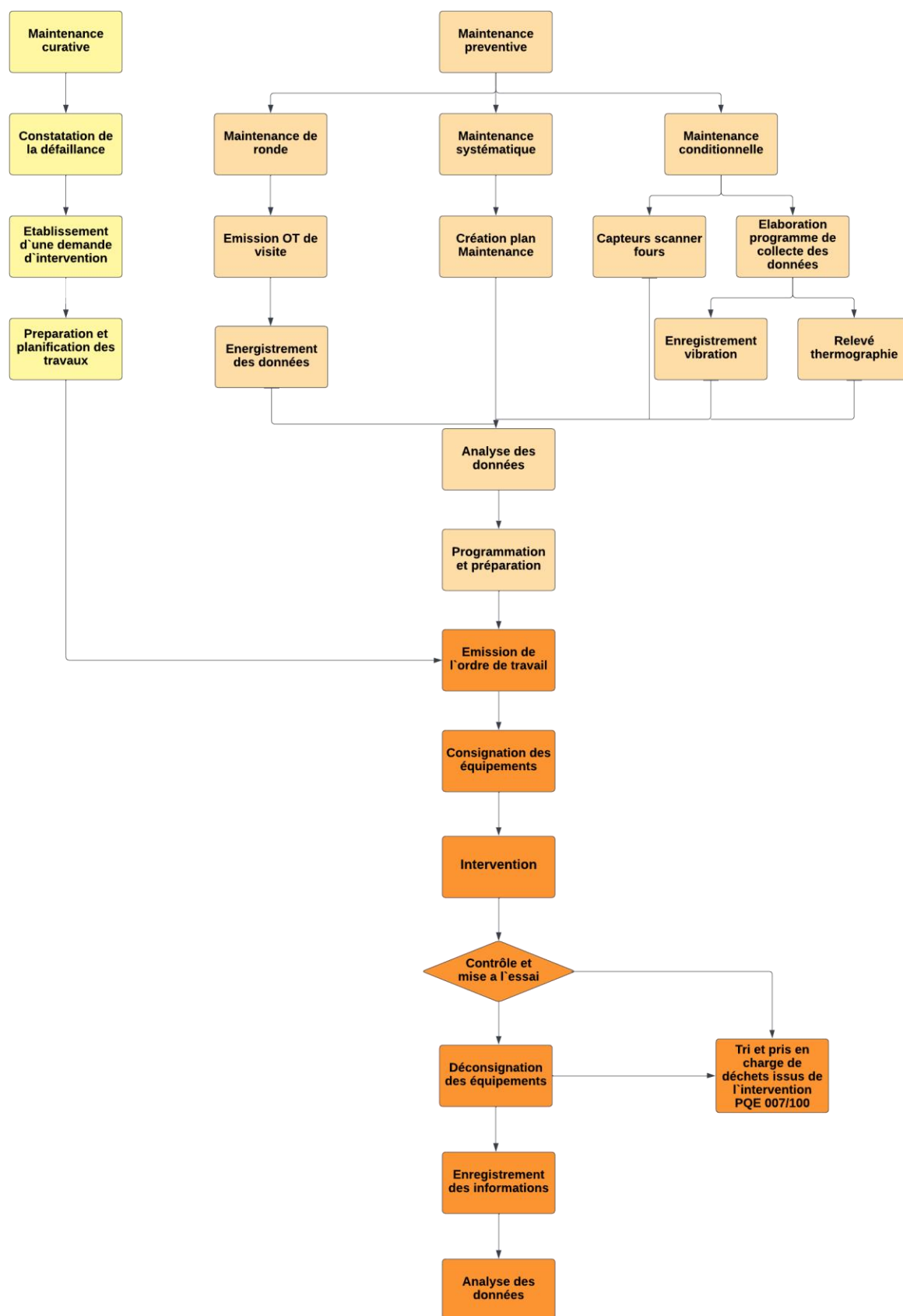


Fig.A.7 : le flux des activités de maintenance

A.3. Processus de Fabrication du Ciment :

A.3.1 Définition du ciment:

Le ciment est un liant, une matière pulvérulente, formant avec l'eau ou avec une solution saline une pâte homogène et plastique, capable d'agglomérer, en durcissant, des substances variées appelées «agrégat » ou «granulat ».

A.3.2 Principe de fabrication:

Le ciment est généralement fabriqué en cuisant vers 1450°C des mélanges de calcaire, la marne et minerais de fer. On obtient alors des nodules durs, appelés clinkers ; c'est en broyant très finement ceux-ci, additionnés d'un peu de gypse, qu'on produit le ciment Portland.

D'autres types peuvent être obtenus en mélangeant ce clinker broyé avec des constituants, broyés également, qui présentent des propriétés hydrauliques ou pouzzolaniques : ce sont soit des laitiers de hauts fourneaux granulés, soit des cendres volantes ou encore des pouzzolanes, naturelles ou artificielles.

Il existe, en outre, des ciments spéciaux, tels les alumineux ou les sur sulfatés. La principale utilisation du ciment est le béton, dont il est le composant actif, mais il entre aussi dans la composition des mortiers pour maçonneries ou pour enduits.

Le ciment Portland artificiel, le CPA, résulte du broyage du clinker avec environ 5% de gypse pour réguler la prise.

Le clinker est une roche artificielle obtenue par cuisson à 1450°C, constitué le plus souvent d'un mélange d'environ 85% de calcaire (apportant la CaO) et d'environ 10% de la marne et 5% de minerais de fer.

Les clinkers peuvent être très différents les uns des autres du fait de la composition du cru, du mode de cuisson et du refroidissement. C'est dire qu'en les broyant à des finesses variées avec des teneurs en gypse plus ou moins importantes, on obtiendra des ciments portland artificiels n'ayant pas les mêmes caractéristiques.

On fabrique des ciments encore plus variés grâce à l'ajout de constituants secondaires tels que les laitiers de haut fourneau (L), les cendres volantes (C), les pouzzolanes (Z), et les fumées de silice (D).

Schématiquement, selon la fabrication des ciments, on réduit aux étapes principales constituant le processus de fabrication du ciment :

- L'extraction de la matière dans la carrière et son homogénéisation;
- La préparation des matières premières afin de constituer le cru (ou la pâte);
- La cuisson aboutissant à la création du clinker;
- Le broyage du clinker et des ajouts pour fabriquer le ciment;
- Le stockage et l'expédition des ciments.

A.3.3 Etapes de fabrication du ciment :

Pour fabriquer du ciment, il faut réunir quatre éléments principaux selon des dosages préétablis : la chaux, la silice et l'alumine (la marne), l'oxyde de fer (minerais de fer). L'élément prépondérant étant le calcaire, La cimenterie est d'ailleurs implanté à proximité d'un important gisement de cette matière. L'ensemble de ces éléments, appelé cru, est ensuite traité par voie sèche.

Etape 1 : L'extraction des matières premières :



Fig.A.8 :Calcaire

Le calcaire et la marne sont extraits de carrières situées à proximité des cimenteries. Abattus à l'explosif, les rochers et blocs sont transportés par des tombereaux (gros camions) vers des concasseurs afin de réduire leur taille et d'obtenir des cailloux de moins de 10 cm de diamètre.

Ces matières premières font l'objet d'une sélection rigoureuse. Leur composition doit comprendre de la chaux, de la silice, de l'alumine et de l'oxyde de fer dans des proportions bien déterminées.

Etape 2 : La préparation du cru (broyage cru) :

Une fois concassés, les matériaux subissent un pré-mélange dans des halls de pré-homogénéisation ce qui permet d'obtenir une plus grande régularité de composition. Ils sont ensuite séchés et broyés dans un broyeur vertical afin de réduire leur taille à quelques dizaines de microns.

Le passage des gaz du four dans le broyeur permet le séchage de la matière et une captation partielle du soufre – SO₂ de ces gaz par la matière broyée. La poudre fine alors obtenue est appelée farine crue, d'où l'expression de broyeur à cru.

Etape 3 La cuisson :



Fig.A.9:Tour de préchauffage

La farine est introduite sous forme de poudre dans une tour de préchauffage où la farine est préalablement chauffée par les gaz produits dans le four rotatif (phase de pré-calcination).

La farine descend ainsi par gravité, à contre-courant des gaz chauds du four. La tour possède plusieurs étages de cyclones, ce qui permet de faire monter la température de la farine progressivement jusqu'à 850°C (procédé à voie-sèche). La farine sera ensuite introduite dans un four rotatif incliné garni de briques réfractaires. Le four est alimenté en chaleur par un brûleur de grande capacité. La température de flamme atteint plus de $2\,000^{\circ}\text{C}$.

Elle subit au cours de cette cuisson des réactions chimiques complexes : tout d'abord, le calcaire se décarbonate sous l'action de la chaleur à une température avoisinant les 900°C et se transforme en chaux, tandis que les argiles se décomposent en silicates et aluminates. L'ensemble se recombine ensuite à une température d'environ $1\,450^{\circ}\text{C}$ en silicates et aluminates de chaux.



Fig.A.10:Clinker

Ce processus chimique conduit ainsi à l'obtention d'un produit semi-fini appelé clinker, qui possède des propriétés de liant hydraulique.

Le clinker est ensuite convoyé au travers du refroidisseur dans lequel il restitue une bonne partie de son énergie thermique et est refroidi par soufflage d'air à une température de 100°C

La composition chimique et l'homogénéité de la matière en entrée du four, ainsi que sa régularité dans le temps, sont des éléments fondamentaux dans la conduite du processus de production. Le four possède des filtres à manches qui permettent de filtrer les poussières, limitant les rejets dans l'environnement.

Etape 4 L'obtention de ciment (broyage clinker) :

Le clinker est stocké dans des silos puis, lors d'une nouvelle étape de broyage, passé dans des broyeurs à boulets (ou à galets) dont la rotation provoque, par chocs et écrasement, la réduction en grains particulièrement fins.

La poudre obtenue de moins de 60 microns, est appelée ciment. Du gypse est ajouté afin de régulariser le temps de prise du ciment. Des compléments peuvent être faits : du filler de calcaire, des cendres volantes (issues de la combustion du charbon dans les centrales thermiques) pour améliorer l'ouvrabilité et la consistance, des laitiers de haut-fourneau (sous-produits des aciéries), ou des pouzzolanes naturelles ou artificielles pour améliorer les propriétés hydrauliques.

Le ciment enfin obtenu est stocké dans des silos de plusieurs milliers de tonnes, parfois divisés en compartiments permettant la conservation de plusieurs qualités de ciment. Il est ensuite livré en vrac ou en sac.

Etape 5 l'expédition de ciment :

Pour la livraison en vrac, les camions-citernes sont placés sur un pont bascule et remplis à l'aide de manches télescopiques situées à la base des silos. Le remplissage est contrôlé et les données nécessaires à l'établissement des documents d'expédition et de facturation sont transmises à l'ordinateur central. Quand à l'ensachage du ciment (la livraison en sacs), il s'effectue sur des machines dans des sacs de 50 kg.



Fig.A.11 : Ensachage du ciment et Expédition

A.4. Politique Qualité, Santé - Sécurité et Environnement de SCAEK:

L'engagement de l'acteur économique majeur dans la région d'Ain El Kebira, SCAEK, filiale du Groupe GICA, contribue d'une manière active au développement et à la qualité de vie de la région.

Les engagements de l'entreprise en matière de protection de l'environnement s'inscrivent dans un objectif de développement durable et de pérennité permettant de systématiser la continuité des actions engagées avec une volonté constante d'amélioration:

C'est à cet effet que SCAEK s'est engagée à:

- ▶ Mettre en place un **système de management environnemental** conforme aux **normes ISO** afin de se doter d'outils d'évaluation, de suivi et de contrôle en vue d'une meilleure maîtrise de nos impacts sur l'environnement et prévenir les éventuels risques de pollution.
- ▶ Sensibiliser et former le personnel de manière à instaurer une culture environnementale et de l'associer à l'acte de travail de tous les jours.
- ▶ Utiliser notamment lors des investissements de remplacement ou d'amélioration les meilleures technologies disponibles et économiquement acceptables (recherche de l'efficacité énergétique).
- ▶ Encourager les prestataires, les clients et les fournisseurs à adopter des règles de conduite favorables à un environnement sain.
- ▶ Mener à terme une politique de réaménagement des carrières et de réhabilitation des sites fermés.

Pour ce faire, la SCAEK s'est engagée dans une démarche intégrée de Qualité, de Santé-Sécurité et d'Environnement, visant à :

- Satisfaire ses clients dans le respect des exigences normatives et réglementaires,
- Offrir à ses collaborateurs des conditions de travail sûres et saines,
- Protéger et sauvegarder l'environnement.

Le Système de Management Intégré Qualité selon la spécification API Q1 9ème Edition monogramme standards 10A, l'ISO 9001/2015, Environnement selon l'ISO 14001/2015 Et Santé & Sécurité selon ISO 45001/2007

Représente l'engagement de la SCAEK pour l'amélioration continue des activités afin d'atteindre l'excellence.

Annexe B :

**Les avantages et Les inconvénients
des méthodes de l'intelligence
artificielle**

B.1 Les avantages et Les inconvénients des méthodes de l'intelligence artificielle :

Le tableau B.1 représente les avantages et les inconvénients des méthodes de l'intelligence artificielle.

Les méthodes	Les avantages	Les inconvénients
Système expert	Un système expert est disponible pour tout matériel de traitement adéquat. Dans un sens plus réel, un système expert est la production massive de l'expérience. Systèmes experts peuvent être utilisés dans des environnements qui pourraient être dangereux pour un être humain. Le système expert est permanent. Contrairement aux spécialistes humains qui peuvent se retirer, renoncer ou mourir, la connaissance d'un système expert durera indéfiniment. Le système expert peut expliquer clairement et en détail le raisonnement qui conduit à une conclusion, cela augmente la confiance que la décision prise était correcte. Un être humain peut être fatigué, peut renoncer ou ne pas être capable de le faire toujours. Réponse rapide : Une réponse rapide ou en temps réel peut être nécessaire pour certaines applications. En fonction du logiciel ou matériel utilisé, un système expert peut répondre plus rapidement et être pus disposer qu'un spécialiste humain.	Les systèmes experts sont dépendants de l'expertise, et les règles acquises sur une application ne peuvent pas être utilisées sur une autre application. Dans le cas de nouveaux systèmes, il n'y a pas ou peu d'expériences au sujet des pannes pouvant se produire, ce qui rend difficile l'acquisition des règles. Un système expert ne peut être opérationnel dès le début de son exploitation et a donc besoin de temps pour son apprentissage. Ainsi que la difficulté et les coûts élevés de leur mise en œuvre.
Logique floue	La logique floue permet de raisonner non pas sur des variables numériques, mais sur des variables linguistiques, Le fait de raisonner sur ces variables linguistiques va permettre de pouvoir manipuler des connaissances en langage naturel. Très utile lorsque l'on se trouve confronté à des systèmes qui ne sont pas, ou difficilement modélisable.	Le fait d'exprimer ses connaissances sous la forme de règles qualitatives ne permet pas de prouver que le système aura un comportement optimal. Ne peut pas aussi 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.

Reconnaissance des formes	Efficace en termes de temps de calcul pour la classification d'une nouvelle observation, et de capacité à traiter des données qui sont à la fois incertaines et imprécises. Elle est également capable de réaliser un diagnostic prédictif et de travailler avec des bases de données incomplètes.	La difficulté à trouver l'ensemble minimal mais suffisant des paramètres informatifs modélisant le fonctionnement réel du procédé.
Les réseaux de neuronaux	Ils sont tolérants aux bruits et sont opérationnels même en cas d'insuffisance de valeurs.	Il est très difficile (impossible) d'analyser et comprendre le fonctionnement en face d'un problème donné. Il est très difficile de choisir la structure (type, nombre de nœuds, organisation, connexions, ...etc.) la mieux adaptée au problème. L'Influence de l'ordre de présentation des exemples d'entraînement.

Tableau B.1 : Avantages et inconvénients des méthodes de l'intelligence artificielle.

Annexe C :
**Les algorithmes de l'apprentissage
automatique**

C.1 L'apprentissage supervisé :

Peut-être regroupé en deux catégories d'algorithmes : les algorithmes de classification on a cité déjà dans le chapitre 1, et des algorithmes de régression.

C.1.1 La régression linéaire :

Il est l'un des algorithmes d'apprentissage supervisé les plus populaires. Il est aussi simple et parmi les mieux compris en statistique et en apprentissage automatique.

La régression linéaire est un type d'analyse prédictive de base. Le concept général de la régression est d'étudier deux questions :

- Un ensemble de variables prédictives permet-il de prédire une variable de résultat ?
- Quelles sont les variables les plus significatives et ont le plus d'impact sur la variable de résultat ?

On utilise ces estimations de régression pour expliquer les relations entre variable dépendante et une ou plusieurs variables indépendantes. La forme la plus simple de l'équation de régression avec une variable dépendante et une variable indépendante est définie par la formule $y = c + b * x$. avec y = variable dépendante estimé, c = constante, b = coefficient de régression et x = variable indépendante. On parle ici de Régression linéaire simple.

Pour la régression linéaire multiple on écrira $y = c + b * x_1 + ... + n * x_n$, avec x_1 jusqu'à x_n les variables indépendantes et b jusqu'à n les coefficients de régression respectifs des variables.

C.1.2 La régression logistique :

Les prédictions de régression linéaire sont des valeurs continues, les prévisions de régression logistique sont des valeurs discrètes, c'est-à-dire un ensemble fini de valeurs. La régression logistique convient mieux à la classification binaire.

Au contraire de la régression linéaire, la régression logistique, propose le résultat sous forme de probabilités de la classe par défaut. Le résultat appartient donc à l'intervalle $[0 : 1]$. C'est-à-dire qu'il est compris entre 0 et 1, vu qu'il s'agit d'une probabilité. La valeur y de sortie est générée par la transformation de la valeur x , à l'aide de la fonction logistique

$$h(x) = 1 / (1 + e^{-x}).$$

Un seuil est ensuite appliqué pour forcer cette probabilité dans une classification binaire.

C.1.3 Arbres de classification et de régression :

Les arbres de classification et de régression, aussi connus sous le nom de CART, sont une forme simple d'arbres de décision. Cette structure n'utilise que des algorithmes et des structures de données.

Ces arbres n'ont que deux composantes :

- Les nœuds de branchement, qui représentent une seule variable d'entrée et offrent un seul point de partage sur la variable.
- Les nœuds feuilles, qui représentent les deux variables de sortie.

- A l'exécution de l'algorithme par la machine, la prédiction est faite en suivant les divisions du nœud de branche jusqu'à atteindre un nœud feuille. Ce nœud feuille est la prédiction ou la sortie de la valeur de classe.

Les arbres de classification et de régression sont faciles à apprendre et à utiliser, et précis pour toute une gamme de problèmes. Celles-ci sont particulièrement rapides à mettre en œuvre car les données ne nécessitent aucune préparation particulière.

C.2 Les algorithmes de l'apprentissage non supervisé :

C.2.1 Algorithme K-MEANS :

Le premier algorithme d'apprentissage non supervisé est l'algorithme de classification K-means. Il utilise un raffinement itératif pour produire un résultat final. Les entrées de l'algorithme sont le nombre de clusters et les données non étiquetées. L'ensemble de données est un ensemble de caractéristiques pour chaque point de données. Les algorithmes commencent par les estimations initiales pour les K centroïdes. Ces centroïdes peuvent être générés de manière aléatoire ou directement à partir des données. K-means procède par itérations selon deux étapes :

a) Affectation des données :

Chaque centroïde définit l'un des clusters. Dans cette étape, on assigne chaque point de données à son centroïde le plus proche, en fonction de la distance euclidienne au carré.

b) Étape de mise à jour des Centroïdes :

Dans cette étape, les centroïdes sont recalculés. Ceci se fait en prenant la moyenne de tous les points de données assignés au cluster de ce centroïde. L'algorithme itère entre les étapes 1 et 2 jusqu'à ce qu'un critère d'arrêt soit satisfait. Le critère d'arrêt peut être soit qu'aucun point de données ne change de cluster, ou que la somme des distances est minimisée ou bien que l'on atteint le nombre maximal d'itérations. Ce nombre pouvant être défini avant le début de l'algorithme.

C.2.2 Le clustering par décalage moyen :

Le clustering par décalage moyen est un algorithme basé sur une fenêtre glissante qui tente de trouver des zones denses de points de données. C'est un algorithme basé sur les centroïdes, ce qui signifie que l'objectif est de localiser les points centraux de chaque groupe / classe, ce qui fonctionne en mettant à jour les candidats pour que les points centraux soient la moyenne des points dans la fenêtre glissante.

Ces fenêtres candidates sont ensuite filtrées dans une étape de post-traitement pour éliminer les quasi-doublons, formant ainsi le dernier ensemble de points centraux et leurs groupes correspondant.

C.2.3 Apriori :

L'algorithme Apriori s'utilise dans une base de données transactionnelle pour extraire des ensembles d'éléments fréquents, puis générer des règles d'association. Ces règles sont générées après le franchissement du seuil de support et de confiance.

La mesure de support permet d'éliminer le nombre d'ensembles d'éléments à prendre en compte lors de la génération fréquente d'ensembles. Cette mesure de soutien est guidée par le

principe Apriori. Le principe Apriori stipule que si un ensemble d'éléments est fréquent, tous ses sous-ensembles doivent également l'être.

C.3 Big Data dans le contexte de la machine Learning :

L'apprentissage automatique nécessite d'appliquer un ensemble de données adéquat à un processus d'apprentissage. Une organisation n'a pas besoin de Big Data pour utiliser des techniques d'apprentissage automatique. Toutefois, le Big Data contribue à améliorer la précision des modèles d'apprentissage automatique.

Avec le Big Data, il est désormais possible de virtualiser les données pour qu'elles puissent être stockées de la manière la plus efficace et la plus rentable, que ce soit sur site ou dans le cloud.

En outre, les améliorations de la vitesse et de la fiabilité du réseau ont fait disparaître d'autres limitations physiques liées à la gestion de quantités massives de données à une vitesse acceptable.

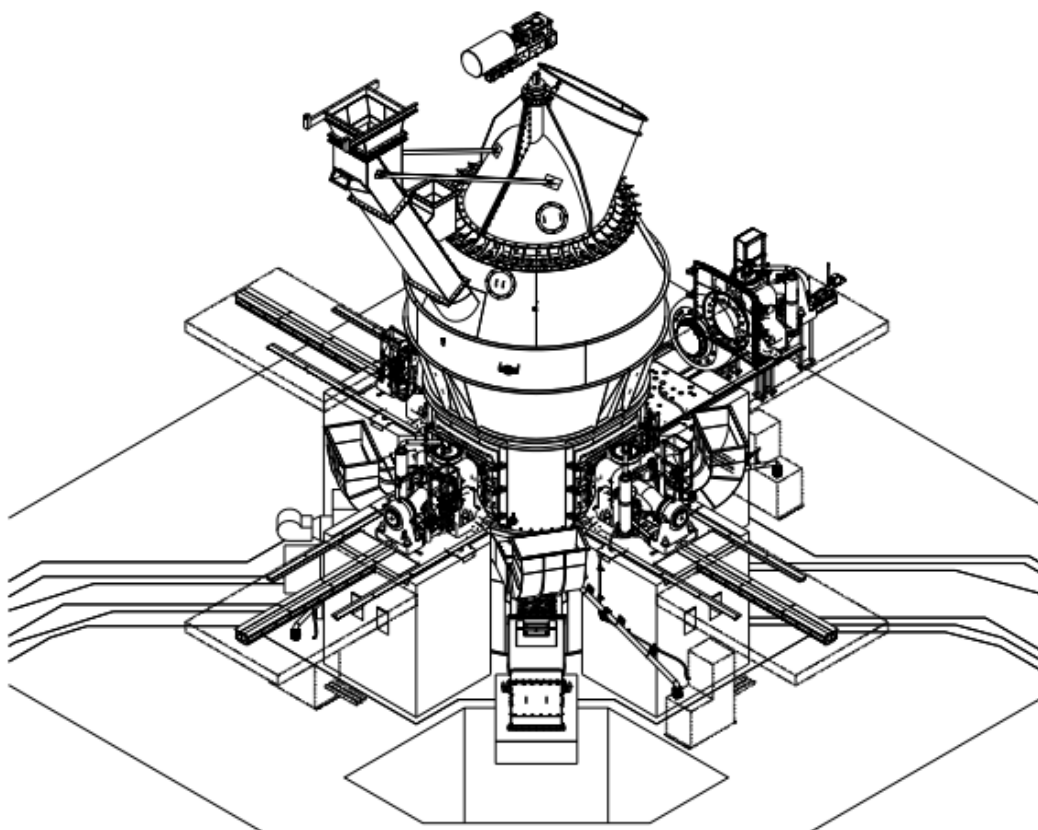
Ajoutez à cela l'impact des changements sur le prix et la sophistication de la mémoire informatique et il est désormais possible d'imaginer comment les entreprises peuvent tirer parti des données d'une manière qui aurait été inconcevable il y a seulement cinq ans.

C.4 Les étapes d'un projet d'apprentissage automatique :

1. **Définir le problème à résoudre.**
2. **Acquérir des données :** l'algorithme se nourrissant des données en entrée, c'est une étape importante. Il en va de la réussite du projet, de récolter des données pertinentes et en quantité et qualité suffisantes.
3. **Analyser et explorer les données**
4. **Préparer et nettoyer les données :** les données recueillies doivent être retouchées avant utilisation. En effet, certains attributs sont inutiles, d'autre doivent être modifiés afin d'être compris par l'algorithme, et certains éléments sont inutilisables car leurs données sont incomplètes.
5. **Ingénierie ou extraction des caractéristiques :** les attributs peuvent être combinés entre eux pour en créer de nouveaux plus pertinents et efficaces pour l'entraînement du modèle.
6. **Choisir ou construire un modèle d'apprentissage :** un large choix d'algorithmes existe, et il faut en choisir un adapté au problème et aux données.
7. **Entraîner, évaluer et optimiser :** l'algorithme d'apprentissage automatique est entraîné et validé sur un premier jeu de données pour optimiser ses hyper paramétrés.
8. **Test :** puis il est évalué sur un deuxième ensemble de données de test afin de vérifier qu'il est efficace avec un jeu de donnée indépendant des données d'entraînement, et pour vérifier qu'il ne fasse pas de sur apprentissage.
9. **Déployer :** le modèle est alors déployé en production pour faire des prédictions, et potentiellement utiliser les nouvelles données en entrée pour se réentraîner et être amélioré.

Annexe D :

Le broyeur cru vertical



D.1 Introduction :

Une grande partie des coûts de production d'une tonne de ciment est due au broyage. Pendant des décennies, l'industrie utilisait, de façon systématique, des broyeurs à boulets horizontaux, une technique reposant sur le passage en cascade de lourdes pièces de roc dans un broyeur à rotation rapide pour mélanger la matière première jusqu'à le réduire en fine poudre.

La cimenterie d'Ain el Kebira depuis 2017 dans la nouvelle ligne de production a utilisé le broyeur vertical pour la préparation du cru. Cette nouvelle technologie, qui a quand même déjà fait ses preuves, entraîne des coûts de broyage moins élevés pour la cimenterie que pour ses concurrents et lui permet d'améliorer la performance de ses produits. Les broyeurs verticaux ont pour avantage de fournir un produit plus stable à cause de la facilité avec laquelle on peut contrôler des variables de production essentielles comme l'homogénéité des matériaux, la finesse et la granulométrie, aussi bien que la température pendant le broyage.

D.2 Caractéristiques de broyeur cru verticale :**D.2.1 Spécification de la matière à broyer :**

Matière à broyer	Cru
Granulométrie	80 mm
Humidité de la matière	Max 8%

D.2.2 Données générales :

Année de construction	2014
Type	QM 48/24/440
Débit de broyage	350 t/h
Finesse de produit fini	12 % sur maille 90 µm
Humidité de produit fini	< 0.5 %

D.2.3 Condition ambiante :

Lieu	Algérie
Altitude au-dessus du niveau de la mer	1003 m
Température ambiante	max. +45 °C, min. -12 °C
Humidité relative de l'air	Ø 85 %

D.2.4 Dimension et poids :

Longueur	13470 mm
Largeur	13470 mm
Hauteur	17900 mm
Poids totale (éléments rapportés inclus)	615000 kg

D.2.5 Emissions :

Emission sonore	> 85 db (A)
-----------------	-------------

D.3 Conception de broyeur verticale :

Les figures D.1, D.2, D.3 représentent les composants qui constituent le broyeur vertical :

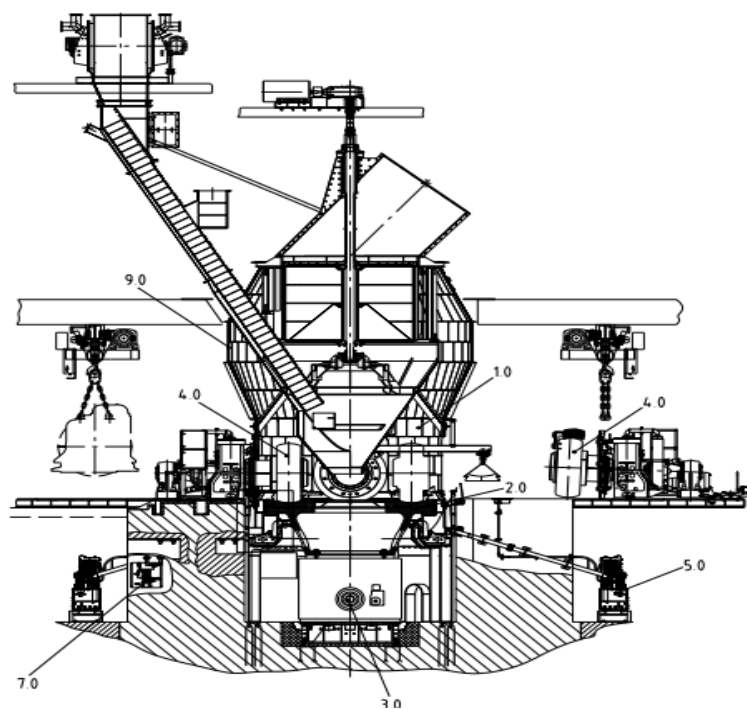


Fig.D.1 : broyeur verticale vu de face

No	Désignation
1	Carter
2	Table de broyage
3	Groupe de commande
4	Ensemble galet
5	Système de lubrification
7	Système de graissage
9	Séparateur

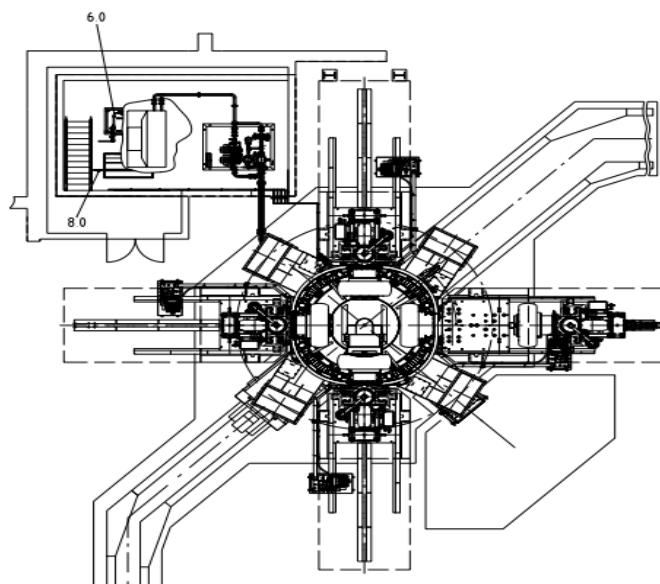


Fig.D.2 : Broyeur vu de dessus

No	Désignation
6	Système hydraulique
8	Système d'injection d'eau

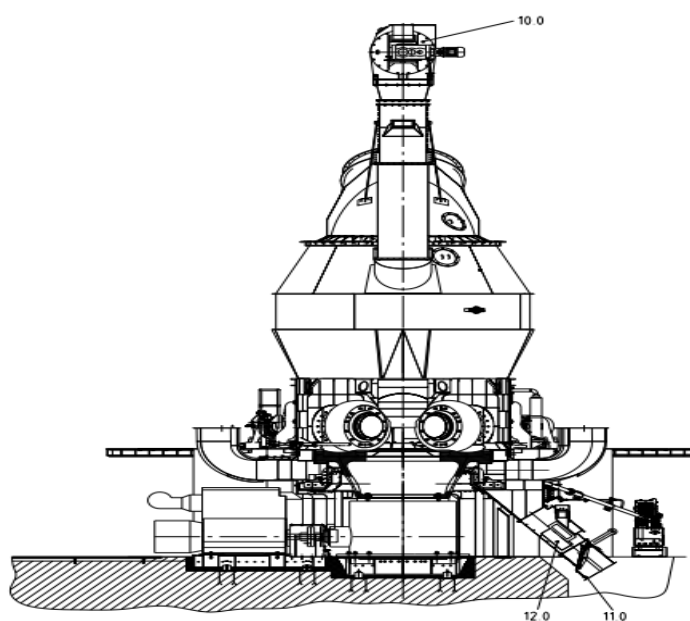


Fig.D3 : Broyeur verticale vu de coté

No	Désignation
10	Sac à concassés
11	Clapet pendulaire
12	Séparateur de fer

Les figures D.4, D.5, D.6 représentent les composants qui constituent les éléments essentiels de broyeur vertical qui sont : la table de broyage, le groupe de commande et les galets :

D.3.1 La table de broyage :

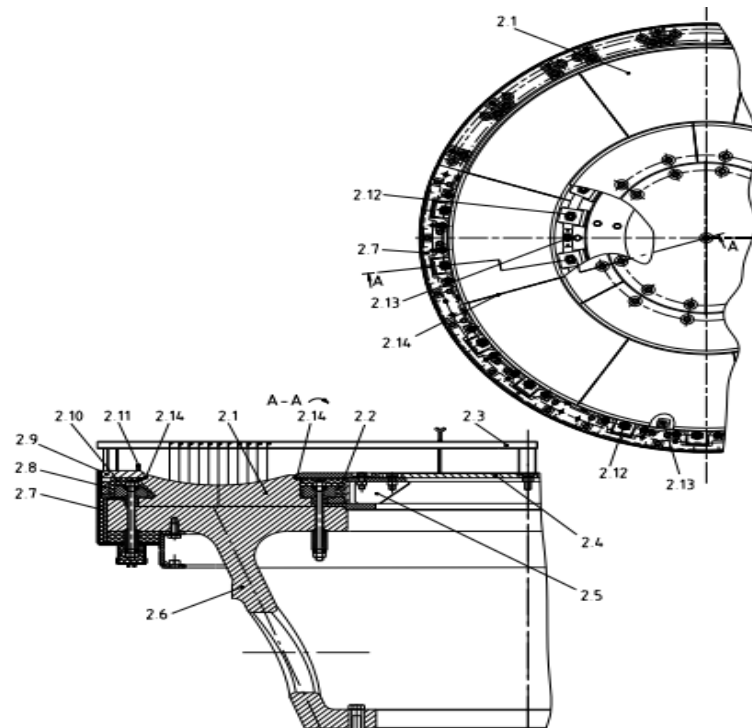


Fig.D.4 : Table de broyage

No	Désignation
2.1	Blindage de table
2.2	Matière isolante
2.3	Gabarie pour blindage
2.4	Couvercle de la table de broyage
2.5	Bord intérieur de la table
2.6	Table de broyage
2.7	Isolation thermique
2.8	Bord extérieure de la table
2.9	Anneau de retenu
2.10	Matière isolante
2.11	Matière isolante
2.12	Fixation de blindage
2.13	Fixation de blindage
2.14	Isolant

D.3.2 Groupe de commande :

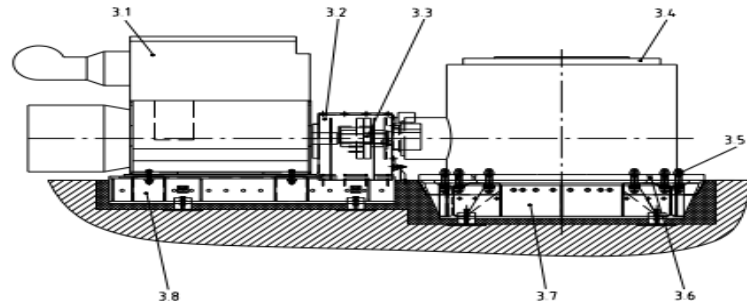


Fig.D.5 : groupe de commande

No	Désignation
3.1	Moteur principale
3.2	Protection accouplement
3.3	Accouplement
3.4	Réducteur principale
3.5	Boulon fileté
3.6	Goupille conique
3.7	Châssis
3.8	Bâti d'ensemble

D.3.3 L'ensemble galet :

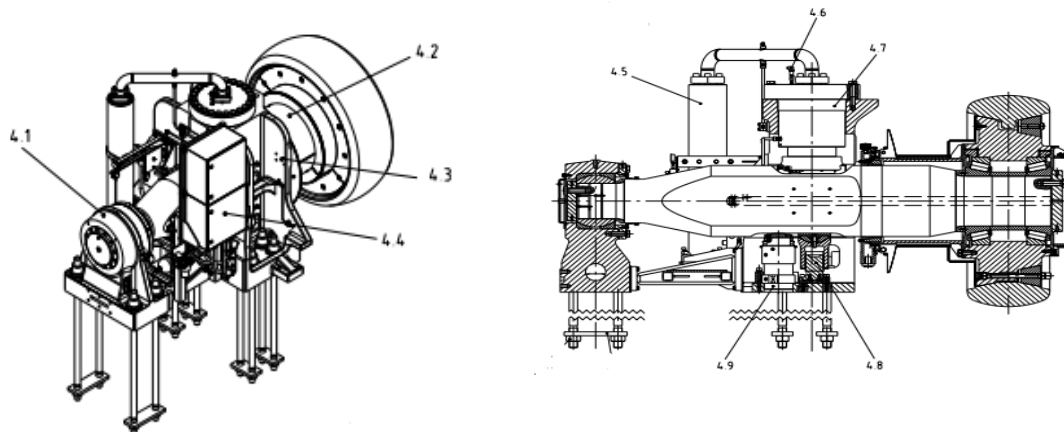


Fig.D.6 : Ensemble galet

No	Désignation
4.1	Palier
4.2	Axe de galet
4.3	Châssis de reprise de force
4.4	Armoire de commande
4.5	Accumulateur à piston avec tuyau flexible de remplissage
4.6	Convertisseur de mesure de pression
4.7	Vérin de travail avec hydro stat
4.8	Butée de réglage du jeu zéro
4.9	Vérin de démarrage

D.4 Principe de fonctionnement :

Le broyeur à galets intègre trois opérations dans une même unité : le séchage, le broyage et la séparation. La matière à broyer passe au broyeur à galets à travers un sas à concassés dosant la matière, et une goulotte.

La matière à broyer tombe au centre de la table de broyage en rotation et, sous l'effet de la force centrifuge, elle est entraînée sous les galets et fragmentée. La matière fragmentée passe par-dessus le bord de la table de broyage, tout en la séchant, les gaz chauds sortant de l'anneau de buses entraînent la matière vers le séparateur. Le séparateur classe la matière contenue dans le flux gazeux en fines et gruaux.

Les gruaux sont redirigés sur la table de broyage et broyés de nouveau. Les fines sont déchargées par le flux de gaz et séparées dans des cyclones. Comme les galets de broyage et la table de broyage ne sont pas en contact en état vide, il est possible de démarrer et arrêter le broyeur presque sans vibrations.

Le jeu zéro désigne la distance entre les galets de broyage et la table de broyage. Il est ajusté à l'arrêt du broyeur. En cas de dommage sur un ensemble galet, il est possible de lever deux galets opposés par le système hydraulique pendant que le broyeur continue à marcher avec les deux ensembles galet restants.

La partie non emportée par le flux gazeux est recirculée dans le broyeur par un élévateur à godets externe au broyeur à galets. Le produit fini est déchargé par le flux de gaz et séparé dans des cyclones [25].

Le broyeur à galets comprend pour l'essentiel les ensembles suivants :

- Carter avec gaines de gaz chauds et portes d'accès.
- Table de broyage.
- Groupe de commande, comprenant le réducteur principal avec la commande pour travaux d'entretien et le moteur principal.
- Ensembles galet avec le système hydraulique intégré.
- Séparateur avec rotor à régulation de vitesse

D.4.1 Carter :

Les gaz chauds nécessaires au transport de matière interne et au séchage passent à travers quatre gaines de gaz chauds situées sur le carter à l'anneau de buses, et après par les ouvertures de l'anneau de buses, à l'intérieur du broyeur.

La répartition des gaz se règle suivant les conditions d'exploitation, ce qui minimise le débit spécifique des gaz et la perte de charge dans le système de broyage.

Ici, le flux gazeux sort à vitesse élevée, s'empare de la matière venant de la table de broyage et la transporte vers le séparateur.

D.4.2 Table de broyage :

La table de broyage est montée directement sur la bride de sortie du réducteur. La table de broyage est protégée contre les gaz chauds par une isolation thermique.

La matière à broyer tombe au centre de la table de broyage en rotation et, sous l'effet de la force centrifuge, elle est entraînée sous les galets de broyage.

D.4.3 Groupe de commande :

Le groupe de commande comprend les composants principaux suivants : moteur électrique à régulation de vitesse et le réducteur.

L'exécution du groupe de commande varie selon la taille du broyeur, le fabricant du réducteur et l'espace disponible sur le lieu d'installation. Un engrenage planétaire à couple conique sert de réducteur principal pour réduire la vitesse de rotation de la table de broyage.

La table de broyage est montée directement sur la bride de sortie horizontale du réducteur principal.

Le groupe de commande pour travaux d'entretien sert de vireur de la table de broyage pendant les travaux de maintenance.

Un dispositif de contrôle de vibrations situé sur le support du réducteur principal contrôle la stabilité de marche du broyeur à galets.

Une alarme est déclenchée ou le moteur principal est arrêté automatiquement lorsque la fréquence maximale de la vitesse de vibration a été dépassée.

D.4.4 Ensembles des galets :

Le broyeur comporte 4 ensembles galet disposés avec un décalage de 90° tel que la fonction principale de ces galets est la fragmentation de la matière première pour obtenir la poudre de cru fine.

Les ensembles galet sont installés sur des massifs séparés qui amortissent les chocs de broyage, ce qui minimise les vibrations lors de la marche du broyeur. La force nécessaire au broyage des matières est générée par un système hydraulique.

A l'intérieur du broyeur, l'axe de galet est protégé de l'usure par une protection d'arbre amovible. Le système de lubrification alimente le roulement du galet en huile. Les rails de guidage sont approvisionnés par le système de graissage.

Les températures du palier à rotule et du roulement du galet sont surveillées au moyen de thermomètres à résistance.

L'ensemble des galets a deux mouvements : un mouvement de translation verticale généré par le système hydraulique et transmet par les vérins de travail et un mouvement de rotation à l'aide de roulement dans l'axe de galet qui est alimenté par le système de lubrification.

D.4.5 Système hydraulique intégré :

La force nécessaire au broyage des matières est générée par un système hydraulique, et transmise aux ensembles galet à travers les vérins de travail. Le réglage en continu de la pression permet l'adaptation automatique de la force de broyage à l'état d'exploitation actuel du broyeur.

Pour réduire les couples de rotation au démarrage, il est possible de soulever les galets de broyage avant le démarrage du broyeur et de les abaisser dans le lit de matière pendant le démarrage.

Chaque ensemble galet est équipé d'un vérin de travail pour la pression de travail, d'un vérin de démarrage et d'un accumulateur à piston avec tuyau flexible de remplissage.

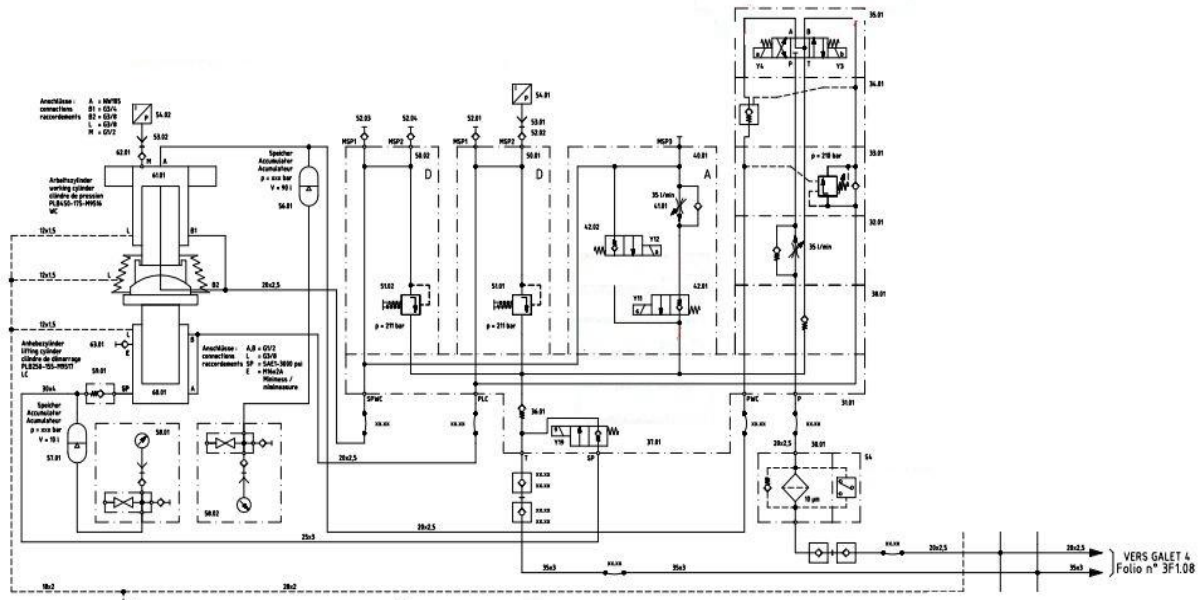


Fig.D.7 : schéma hydraulique de système hydraulique intégré

Le système hydraulique des galets est constitué de :

- un réservoir pour stocker l'huile
- 1 pompe qui est la génératrice de débits dans les systèmes.
- un refroidisseur pour refroidir l'huile.
- des canalisations d'huile.

D.4.6 Séparateur :

La matière broyée déchargée par le flux d'air passe à travers la couronne de pales statiques réglable au séparateur. Le rotor sépare le produit fini des gruaux qui sont recyclés au broyeur à travers le cône à gruaux.

La matière recirculée à l'extérieur du broyeur est introduite dans le broyeur avec la matière d'alimentation. La finesse du produit finie se règle sans interruption de la production par modification de la vitesse du rotor et du débit gazeux.

D.4.7 Système de lubrification :

Il existe deux systèmes de lubrification :

D.4.7.1 Les système de lubrification de réducteur :

Il assure la lubrification et le refroidissement des patins de réducteur pour éviter le contact métallique entre la table de broyage et la bride de sortie de réducteur. Tel que le réducteur contient 16 patins. Ainsi qu'il assure la lubrification des engrenages de réducteur.

La lubrification et le refroidissement sont assurés par la circulation permanente d'huile provenant d'un système d'alimentation en huile installé séparément. Pour éviter des vibrations et compenser la dilatation thermique.

Le système de lubrification de réducteur est constitué de :

- 2 pompes base pression et 5 pompes haute pression qui sont les générateurs de débits dans les systèmes.
- Un filtre qui filtre et garde l'huile propre.
- Un refroidisseur pour refroidir l'huile.
- Des canalisations d'huile.

D.4.7.2 Le système de lubrification des galets :

Le système de lubrification alimente le roulement du galet en huile pour assurer le mouvement de rotation des galets pendant la fragmentation de la matière première.

Le système de lubrification des galets est constitué de :

- Un réservoir pour stocker l'huile.
- Une pompe base qui est la génératrice de débits dans les systèmes.
- Un filtre qui filtre et garde l'huile propre.
- Un refroidisseur pour refroidir l'huile.
- Des canalisations d'huile.

D.5 Étude électrique de Moteur de broyeur : Moteur à induction triphasé - Rotor à Bagues :

D.5.1 Caractéristique générale :

- Carcasse : 710B
- Puissance nominale : 3900 kW
- Fréquence : 50 Hz
- Pôles : 6
- Vitesse à pleine charge : 993 tr/min
- Glissement : 0,7 %
- Tension primaire : 11000 V
- Couplage : triangle: Courant primaire : 241,5 A , Tension secondaire : 3090 V
- Couplage : Y : Courant secondaire : 750,6 A, Courant de démarrage : Non applicable, Intensité de démarrage : Non applicable
- Courant à vide : 72,45 A
- Couple à pleine charge : 37508 Nm
- Vibration: A 2,8 mm/s
- Niveau de bruit : 89 dB(A), tôle : 3 dB(A)
- Température ambiante : 45 °C
- Accouplement : REDUCTEUR

D.5.2 Caractéristiques de performance :

Puissance nominale	50%	75%	100%
Rendement (%)	95,5	96,1	96,3
Cos ϕ	0,79	0,85	0,88

Tableau D.1 : Caractéristiques de performance.

Ce graphe représente les caractéristiques du moteur :

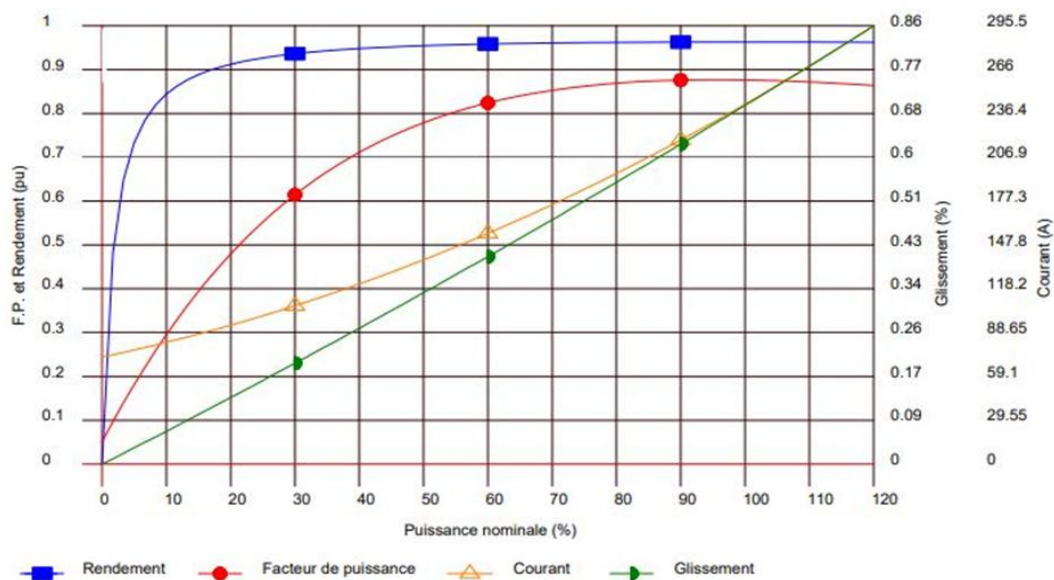


Fig.D.8 : les caractéristiques de moteur de broyeur verticale

D.5.3 Schéma électrique de moteur :

D.5.3.1Partie puissance :

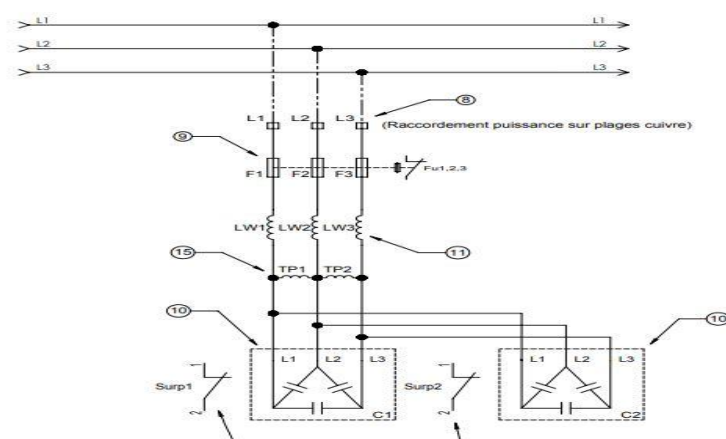


Fig.D.9 : Schéma électrique de moteur partie puissance

D.5.3.2 Partie commande :

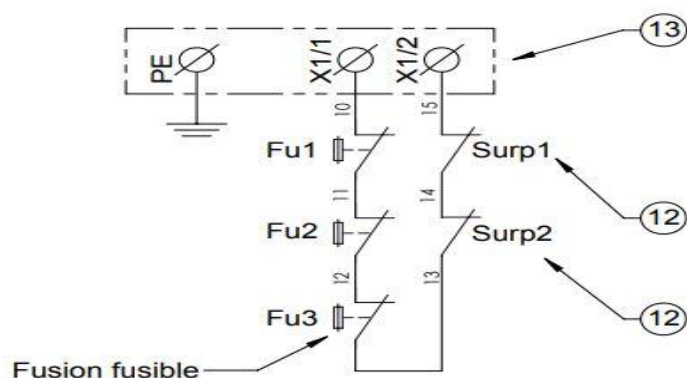


Fig.D.10 : Schéma électrique de moteur partie commande

Numéro	Désignations
8	Plages cuivre de raccordement client puissance
9	Fusibles
10	Condensateurs triphasés
11	Selfs de choc
12	Suppresseurs des condensateurs
13	Bornier de raccordement client circuit auxiliaires
15	Selfs de décharge rapide

Annexe E :
Méthodes utilisées pour l'étude de la
sûreté de fonctionnement du broyeur
verticale cru

E.1 La méthode de PARETO :

Le diagramme de Pareto est un graphique représentant l'importance de différentes causes d'un phénomène. Ce diagramme permet de mettre en évidence les causes les plus importantes sur le nombre total d'effet et ainsi de prendre des mesures ciblées pour améliorer une situation. Le diagramme de Pareto est basé sur la règle des « 80/20 ». Cette règle stipule qu'environ 80 % des problèmes sont le résultat de 20 % des causes. Elle permet notamment de distinguer les rares facteurs fondamentaux des nombreux facteurs triviaux. Là encore, l'idée est de se focaliser sur les rares causes fondamentales du problème et d'ignorer les nombreuses causes triviales [23]. Dans le cas de causes de défaillances, il faut s'attacher à éliminer en priorité les 20% de causes qui entraînent 80% des défaillances. Cette règle s'applique aussi aux coûts : les 20% des causes restant à éliminer nécessiteront 80% des efforts humains, financiers, etc. Cet outil va permettre d'améliorer la maintenance en ciblant les causes les plus critiques qui vont nécessiter une plus grande attention tant en matière de surveillance que d'action [24].

E.2 La méthode SADT :

La méthode SADT a été mise au point aux Etats Unis en 1977 par Doug Ross pour la société Softech, en anglais l'acronyme SADT signifie : **S**tructured **A**nalysis and **D**esign **T**echnic, Encore appelée analyse fonctionnelle descendante, c'est une méthode graphique qui part du général pour aller au particulier. Elle permet de décrire des systèmes ou objet technique complexes par l'étude [28] :

- Des actions qu'ils exercent sur leur environnement.
- De leur organisation fonctionnelle et structurelle.

Dans une analyse SADT, on peut modéliser deux types d'analyse. L'analyse par des actigrammes (boîtes d'action) et l'analyse par des datagrammes (boîtes de donnée). Sur des actigrammes, les actions sont reliées entre elles par des flux de données alors que les datagrammes se sont les données qui sont reliées entre-elles par des flux d'activité.

Le principe de base repose sur la décomposition hiérarchique du système étudié en activités. Un modèle SADT est composé de diagrammes d'activités appelés actigrammes qui contiennent des boîtes interconnectées, pour lesquelles on représente l'activité (traitement) et les données telles que : les Entrées (matière d'œuvre en entrée) sont transformées en Sorties (matière d'œuvre en sortie plus les pertes), par le Mécanisme (support de l'activité) et sous l'influence des données de contrôles. Le système est alors désigné globalement par un actigramme contenant une seule boîte [29].

Cette activité va être décomposée en sous-activités pouvant être à nouveau décomposées, ceci permet d'aboutir progressivement à une définition du système représentée sur plusieurs plans, avec la précision et la clarté recherchée.

E.3 Analyse des modes de défaillance, de leurs effets et de leur criticité :

C'est un outil d'analyse qui permet de construire la qualité des produits fabriqués ou des services rendus et favorise la maîtrise de la fiabilité en vue d'abaisser le coût global. Elle est régie par **la norme NF X 60-510**.

Cette méthode conçue pour l'aéronautique américaine en 1960 : est devenue aujourd'hui

- Réglementaire dans les études de sûreté des industries « à risque » (aérospatial, nucléaire, chimie, production et fabrication).
- Contractuelle (pour les fournisseurs automobiles par exemple) [30].

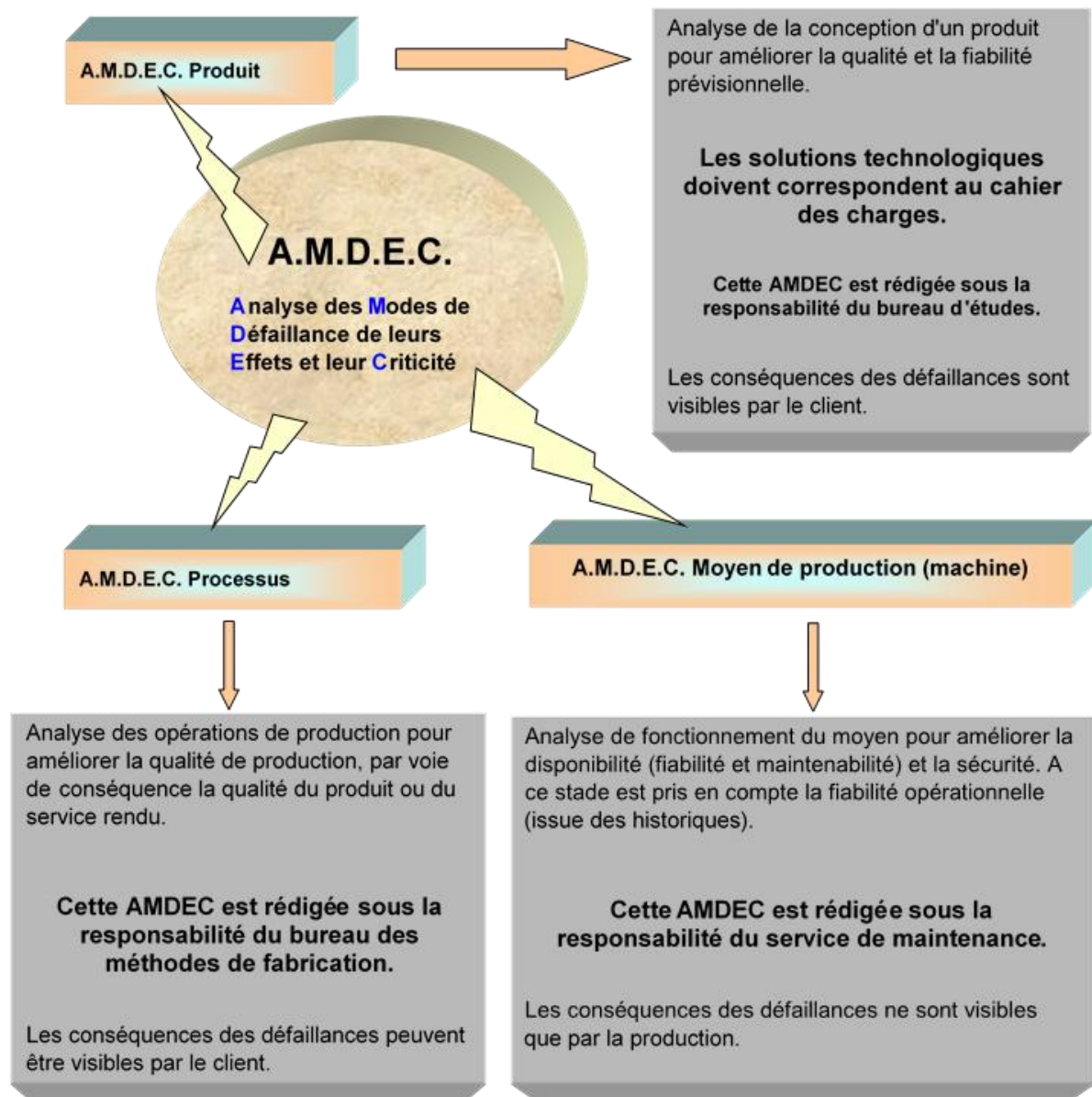


Fig.E.1: Types AMDEC [30].

II.3.1 A.M.D.E.C. Moyen de production (machine) :

C'est une technique d'analyse qui a pour but d'évaluer et de garantir la sûreté de fonctionnement des machines par la maîtrise des défaillances. Elle a pour objectif final l'obtention, au meilleur coût, du rendement global maximum des machines de production et équipements industriels.

L'étude de l'AMDEC machine vise à :

- Réduire le nombre de défaillances

- Prévention des pannes
- Fiabilisation de la conception
- Amélioration de la fabrication, du montage, de l'installation
- Optimisation de l'utilisation et de la conduite
- Amélioration de la surveillance et des tests
- Amélioration de la maintenance préventive
- Détection précoce des dégradations
- **Réduire le temps d'indisponibilité après défaillance**
 - Prise en compte de la maintenabilité dès la conception
 - Amélioration de la testabilité
 - Aide au diagnostic
 - Amélioration de la maintenance corrective
- **Améliorer la sureté de fonctionnement.**

L'AMDEC machine est essentiellement destinée à l'analyse des modes de défaillance d'éléments matériels (mécaniques, hydrauliques, pneumatiques, électriques ; électroniques, etc.). Elle peut aussi s'appliquer aux fonctions de la machine, au stade préliminaire de sa conception par exemple.

Cependant, l'AMDEC n'est pas un outil universel. Ainsi, la méthode ne permet pas de prendre en compte les combinaisons de plusieurs défaillances. D'autres méthodes peuvent alors être utilisées en complément par exemple arbres de défaillance. De plus, les conséquences des erreurs humaines sont mal prises en compte. Enfin, l'AMDEC n'est pas adaptée à l'analyse des logiciels.

C'est un OUTIL très efficace pour appliquer l'un des principaux préceptes de la maintenance prédictive : **LA PREVENTION** A condition :

- De définir le système étudié de façon rigoureuse (analyse fonctionnelle).
- D'examiner de manière exhaustive l'ensemble des défaillances et des risques qui leurs sont liés.
- De quantifier ces défaillances en évaluant leur criticité.
- De déclencher des actions correctives et/ou préventives et de vérifier leur mise en œuvre et leur efficacité.

E.3.2 La mise en place d'AMDEC :

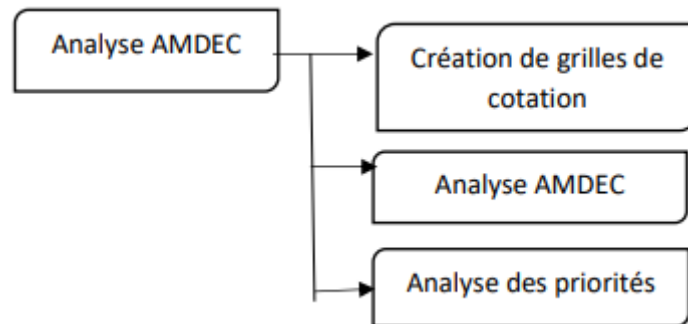


Fig.E.2 : Mise en place de l'AMDEC

Il s'agit d'une analyse critique qui se déroule en six étapes :

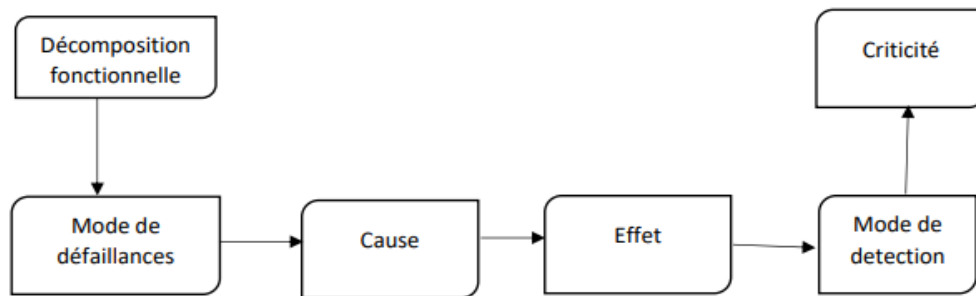


Fig.E.3 : Etapes d'une analyse de type AMDEC

E.3.2.1 Décomposition fonctionnelle :

Il s'agit d'identifier clairement les éléments à étudier et les fonctions à assurer. C'est une étape indispensable car il est nécessaire de bien connaître les fonctions de la machine pour en analyser ensuite les risques de dysfonctionnement.

E.3.2.2 Modes de défaillance :

C'est la manière dont un système vient à ne pas fonctionner. Ils sont relatifs à la fonction de chaque élément. Une fonction a 4 façons de ne pas être correctement effectuée :

- Plus de fonction : la fonction cesse de se réaliser,
- Pas de fonction : la fonction ne se réalise pas lorsqu'on la sollicite,
- Fonction dégradée : la fonction ne se réalise pas parfaitement, altération de performances
- Fonction intempestive : la fonction se réalise lorsqu'elle n'est pas sollicitée.

E.3.2.3 Causes de défaillance :

Il existe trois types de causes conduisant à une défaillance :

- Causes internes au matériel.

- Causes externes dues à l'environnement, au milieu, à l'exploitation
- Causes externes dues à la main d'œuvre.

E.3.2.4 Effet de la défaillance :

L'effet d'une défaillance est par définition la conséquence subie par l'utilisateur. Il est associé au couple mode-cause de la défaillance et correspond à la perception finale de celle-ci. Exemple : arrêt de production, détérioration d'équipement, pollution, ct.

Gravité G : Impact des défaillances sur le produit ou l'outil de production			
1	Sans dommage : défaillance mineure ne provoquant pas d'arrêt de production et aucune dégradation notable du matériel.	3	Important : défaillance provoquant un arrêt significatif et nécessitant une intervention importante.
2	Moyenne : défaillance provoquant un arrêt de production et nécessitant une intervention mineure	4	Catastrophique : défaillance provoquant un arrêt impliquant des problèmes majeurs.
Fréquence d'occurrence F : Probabilité d'apparition d'une cause ou d'une défaillance.			
1	Exceptionnelle : la possibilité d'une défaillance est pratiquement inexistante.	3	Certaine : il y a eu traditionnellement des défaillances dans le passé.
2	Rare : une défaillance occasionnelle s'est déjà produite ou pourrait se produire.	4	Très fréquente : il est presque certain que la défaillance se produira souvent.
Non-détection D : Probabilité de la non-perception de l'existence d'une cause ou d'une défaillance			
1	Signes avant-coureurs : l'opérateur pourra détecter facilement la défaillance.	3	Aucun signe : la recherche de la défaillance n'est pas facile
2	Peu de signes : la défaillance est décelable avec une certaine recherche.	4	Expertise nécessaire : la défaillance n'est pas décelable ou encore sa localisation nécessite une expertise approfondie.

Tableau.E.1 : facteurs dévaluation de la criticité

E.3.2.5 Mode de détection :

Le mode de détection est la manière par laquelle un utilisateur est susceptible de détecter la présence d'une défaillance. Exemple : détection visuelle, élévation de température, odeurs, bruits ...

E.3.2.6 Criticité (C) :

La criticité est une évaluation quantitative du risque constitué par l'analyse du scénario mode cause-effet-détection de défaillance. La criticité est alors évaluée à partir de la combinaison de trois facteurs :

- La gravité de l'effet (G).
- La fréquence d'apparition du couple mode-cause (F).
- La possibilité d'utiliser des signes de détection (D).

Le calcul de la criticité se fait comme suite :

$$C = F \times G \times D$$

Echelle de criticité :

NIVEAU DE CRITICITE	Action à entreprendre
$1 \leq C < 10$ Criticité négligeable	Aucune modification de conception Maintenance corrective
$10 \leq C < 18$ Criticité moyenne	Amélioration des performances de l'élément Maintenance préventive systématique
$18 \leq C < 40$ Criticité élevée	Révision de la conception du sous-ensemble et du choix des éléments Surveillance particulière, maintenance préventive conditionnelle Maintenance prédictive
$40 \leq C < 64$ Criticité interdite	Remise en cause complète de la conception

Tableau.E.2 : échelle de la criticité