

Table des matières

Liste des abréviations	i
Remerciements	iii
Liste des figures et des tableaux	vi
Introduction générale.....	vii
Chapitre I Fouille de données (Data mining)	
I.1 Introduction	3
I.2 Origine et définition de la fouille de données	3
I.3 Les concepts de la fouille de données	4
I.3.1 La fouille de données prédictive.....	4
I.3.2 La réduction de données	4
I.3.3 La sélection de caractéristiques	4
I.3.4 Le bagging	4
I.3.5 Les forêts aléatoires	4
I.3.6 Le boosting	5
I.3.7 Le méta-apprentissage	5
I.3.7.1 La généralisation empilée	5
I.3.7.2 La généralisation en cascade	5
I.4 Les principaux domaines d'application de la fouille de données	5
I.5 Processus de la fouille de données	6
I.5.1 Identification du problème	6
I.5.2 Acquisition de données	7
I.5.3 Le prétraitement	7
I.5.4 Estimation du modèle	7
I.5.5 Interprétation du modèle et établissement des conclusions	8
I.6 Les tâches de la fouille de données	8
I.6.1 La classification	8
I.6.2 L'estimation	8
I.6.3 La prédiction	9
I.6.4 Le groupement par similitude	9
I.6.5 Le clustering	9
I.6.6 La description	10

I.7 Les techniques de la fouille de données	10
I.7.1 Les réseaux de neurones	10
I.7.2 Les arbres de décision	10
I.7.3 Les algorithmes génétiques.....	11
I.7.4 Les règles associatives	12
I.7.5 L'algorithme des k-Plus proches voisins	12
I.7.6 L'algorithme des k-moyennes (K-Means)	13
I.8 Conclusion	13

Chapitre II Maintenance des machines industrielles

II.1 Introduction	15
II.2 Définition de la maintenance	15
II.3 Types de maintenance	15
II.3.1 Maintenance préventive.....	16
II.3.1.1 Buts de la maintenance préventive.....	16
II.3.1.2 Maintenance préventive systématique	16
II.3.1.3 Maintenance préventive conditionnelle	17
II.3.2 La maintenance corrective	17
II.3.2.1 Les opérations de maintenance corrective	17
II.3.3 la gestion et la surveillance des pannes	17
II.3.3.1 définition d'une panne	18
II.3.3.2 Définition d'une surveillance	18
II.3.3.3 la détection d'une panne	18
II.3.3.4 le diagnostic de pannes	18
II.4 Méthodes de surveillance	19
II.4.1 Les méthodes de surveillance avec modèle.....	19
II.4.2 Les méthodes de surveillance sans modèle	19
II.4.2.1 Surveillance par utilisation des outils statistiques de traitement de signal .	19

II.4.2.2 Surveillance par Intelligence artificielle	19
II.4.3 Surveillance par Fouille de données	20
II.4.3.1 Les méthodes à base de modèles comportementaux.....	20
II.4.3.2 Les méthodes à base de modèles explicatifs	20
II.4.3.3 Les méthodes de reconnaissance de forme	20
II.4.3.4 But des méthodes de fouille de données	21
II.5 Conclusion	21

Chapitre III Maintenance de la machine fraiseuse

III.1 Définition d'une machine fraiseuse.....	23
III.2 Principe D'une machine fraiseuse	23
III.3 Classification des fraiseuses	23
III.3.1 Fraiseuse horizontale	24
III.3.2 Fraiseuse verticale	24
III.3.3 Fraiseuse universelle	25
III.3.4 Fraiseuses de production (à programme, commande numérique)	25
III.4 Caractéristiques des fraiseuses	26
III.5 Procédés de fraisage	26
III.6 Opérations de fraisage	27
III.7 Caractéristiques des fraises	27
III.7.1 Différents types de fraises	28
III.7.2 Modes de coupe.....	28
III.7.2.1 Fraisage en avalant	29
III.7.2.2 Fraisage en opposition (ou conventionnel)	29
III.8 Les différents types de pannes	30
III.9 Conclusion.....	32

Chapitre IV. Prédiction des pannes par l'application de l'algorithme J48

IV.1 Introduction.....	34
------------------------	----

IV.2 Préparation des données	34
IV.3 Description de WEKA	35
IV.4 Importation de la base de données sous WEKA	36
IV.5 Application de l'algorithme de fouille de donnée (J48).....	38
IV.6 Description de l'algorithme J48	40
IV.7 Résultats de l'application de l'algorithme J48	40
IV.8 Conclusion	42
Conclusion générale	44
Résumé	45
Références bibliographiques	46

Liste des abréviations

ADD Arbre de Défaillance.

AMDEC Analyse des Modes de Défaillance, de leurs Effets et de leur Criticité.

Arff Attribute-Relation File Format

CAO La conception Assistée par Ordinateur.

CFAO La Conception et Fabrication Assistées par Ordinateur.

CRISP-DM Cross-Industry Standard Process for Data Mining.

CRM Client Relationship Manager.

CSV Comma-Separated Values.

FAO La Fabrication Assistée par Ordinateur.

ISO International Organization for Standardization.

KDD Knowledge Discovery in Data bases.

K-NNK Nearest Neighbor.

MBA Market Basket Analysis.

mm/mn millimètre / minute.

PC Personal Computer.

tr/min tour / minute.

WEKA Waikato Environment for Knowledge Analysis.

Liste des figures et des tableaux

Chapitre II

Figure II.1 Types de maintenances et évènements associés [II.2].	16
---	----

Chapitre III

Figure III.1 Fraiseuse horizontale.	24
Figure III.2 Fraiseuse Verticale.	24
Figure III.3 Fraiseuse universelle.	25
Figure III.4 Fraiseuse à commande numérique.	26
Figure III.5 : Les différents types de fraises.	28
Figure III.6 : Fraisage en avalant.	29
Figure III.7 : Fraisage en opposition.	29

Chapitre IV

Figure IV.1 : Base de données de la maintenance.	34
Figure IV.2 : Schéma organisationnel du projet de prévention des pannes.	35
Figure IV.3 : Fenêtre d'ouverture de WEKA.	36
Figure IV.4 : Importation du fichier CSV.	36
Figure IV.5 : Ouverture du fichier CSV.	37
Figure IV.6 : Informations du fichier importé.	37
Figure IV.7 : Résultats d'apprentissage.	39
Figure IV.8 : Différents algorithmes de fouille de données.	39
Figure IV.9 : Classification des règles décrit par l'algorithme J48.	41
Figure IV.10 : L'arbre résultant de l'algorithme J48.	42

Liste des tableaux

Tableau 1 : -L'historique des pannes de la machine Fraiseuse.	31
--	----

Introduction général

Introduction générale

La production des biens dans une entreprise est assurée par la bonne gestion de l'outil de travail. L'amélioration des performances de cet outil dépend des méthodes d'organisations et d'exploitations des machines; c'est pourquoi la bonne gestion d'une entreprise de production consiste à assurer la bonne mise en marche des machines, et surtout, trouver des solutions à leurs inévitables pannes causant l'arrêt de la chaîne de travail.

La maintenance prédictive permet d'optimiser les opérations de maintenance et de les effectuer au bon moment, en assurant le taux de disponibilité de l'équipement matériel de l'entreprise augmentant ainsi leur productivité.

Le projet consiste à élaborer un système de prédiction des pannes d'une machine aléuseuse fraiseuse. Il comprend la réalisation des objectifs suivants : concevoir un système automatisé de prédiction de pannes en analysant : les profils de la machine, les profils des intervenants ainsi que l'historique des pannes; ensuite faire la planification de maintenance qui permet d'intervenir éventuellement au moment opportun et avant la survenance des pannes.

Ce mémoire est organisé en 4 Chapitres :

Dans le premier chapitre nous allons décrire l'origine et la définition du data mining, les concepts de ce dernier, les domaines d'applications et les techniques du data mining.

Dans le deuxième chapitre, nous décrirons le contexte général de maintenance tout en expliquant ces différents types. Puis nous nous accentuerons sur la maintenance prédictive, ensuite nous décrirons les différentes méthodes de surveillance, et on finit le chapitre par une conclusion.

Dans le troisième chapitre, nous présentons la machine aléuseuse fraiseuse, ces types et ces caractéristiques, ensuite, les procédés et opérations de fraisage, puis, les caractéristiques et les différents types de fraises, enfin, nous présentons les différentes types de pannes, leurs interventions et les types de pièces de rechange.

Dans le quatrième chapitre, nous allons réaliser une application qui consiste à prédire les pannes de la machine d'aléuseuse avec leurs maintenances, en appliquant les algorithmes de fouille de données. Pour cela nous avons utilisé le logiciel WEKA pour faire l'apprentissage automatique à partir d'une base de données et de produire des connaissances (règles).

Après l'illustration des résultats obtenus. On a complété le travail par une conclusion générale.

Chapitre I

Fouille de données

(Data mining)

Chapitre I. Fouille de données (Data mining)

I.1 Introduction

Au cours de ces dernières années, l'utilisation des techniques de fouille de données (Data Mining) s'est élargie très rapidement, où elle est devenue omniprésente dans les pratiques des entreprises et celles des personnes. L'explosion d'information qui s'apparait dans le monde à cause de la voluminosité, la sensibilité et la complexité de l'ensemble de données collectées ; joue un rôle principal dans l'apparition du domaine de fouille de données, où l'utilisation de cette dernière améliore grandement les performances des techniques d'analyse de données, afin d'offrir des modèles ou des informations utiles, compréhensibles et à jour. De plus, les techniques et les méthodes de fouille de données permettent aux organisations de tirer plus d'informations à travers des modèles compréhensibles qui sont construits en utilisant des ensembles de données homogènes ou hétérogènes collectés de diverses sources de données (comme les bases de données distribuées, le Web, les entrepôts de données et les images satellitaires).

I.2 Origine et définition de la fouille de données

La communauté de "data mining " a initié sa première conférence en 1995 à la suite de nombreux atelier (workshops) sur le KDD entre 1989 et 1994. La première revue du domaine " Data mining and knowledgediscovery journal " publiée par "Kluwers " a été lancée en 1997.

" Le data mining, ou fouille de données, est l'ensemble des méthodes et techniques destinées à l'exploration et l'analyse de bases de données informatiques (souvent grandes), de façon automatique ou semi-automatique, en vue de détecter dans ces données des règles, des associations, des tendances inconnues ou cachées, des structures particulières restituant l'essentiel de l'information utile tout en réduisant la quantité de données" [I.1].

La définition la plus communément admise de Data Mining est celle de [I.2] : "Le Data mining est un processus non trivial qui consiste à identifier, dans des données, des schémas nouveaux, valides, potentiellement utiles et surtout compréhensibles et utilisables". En bref, le data mining est l'art d'extraire des informations (ou même des connaissances) à partir des données [I.3].

Chapitre I. Fouille de données (Data mining)

I.3 Les concepts de la fouille de données

I.3.1 La fouille de données prédictive

Elle est généralement utilisée pour identifier un modèle statistique, un réseau de neurones ou un ensemble de modèles pouvant être utilisés pour prédire une réponse intéressante. Par exemple, une société de cartes de crédit peut vouloir s'engager dans la fouille de données prédictive pour dériver un modèle ou un ensemble de modèles (par exemple, réseaux de neurones, arbre de décision) capables d'identifier rapidement les transactions potentiellement frauduleuses [I.4].

I.3.2 La réduction de données

Elle est généralement appliquée aux projets où l'objectif consiste à agréger ou fusionner les données contenues dans des ensembles de données volumineux en ensembles de données plus petites ou gérables. Les méthodes de réduction des données peuvent inclure le calcul des statistiques descriptives ou des techniques plus sophistiquées comme le clustering et l'analyse des composants principaux [I.5].

I.3.3 La sélection de caractéristiques

C'est une des étapes préliminaires du processus de fouille de données applicable lorsque l'ensemble de données comprend plus de variables que ce qui pourrait être inclus (ou serait efficace à inclure) dans la phase de construction du modèle ou même dans les opérations exploratoires initiales [I.5].

I.3.4 Le bagging

Le concept de bagging désigné « vote » pour la classification et « moyenne » pour la régression. Il s'applique au domaine de la fouille de données prédictive pour combiner les classifications prédites de plusieurs modèles ou du même type de modèle pour différentes données d'apprentissage. Il est également utilisé pour traiter l'instabilité inhérente des résultats lors de l'application de modèles complexes à des ensembles de données relativement petits [I.6].

I.3.5 Les forêts aléatoires

Ce sont des méthodes qui permettent d'obtenir des modèles prédictifs pour la classification et la régression. Elles peuvent être considérées comme une variante de la

Chapitre I. Fouille de données (Data mining)

procédure de bagging, c'est-à-dire une forêt aléatoire est constituée d'un nombre arbitraire d'arbres simples qui permettent de voter pour la classe la plus populaire (classification), ou dont les réponses sont combinées (moyennées) pour obtenir une estimation de la variable dépendante (régression) [I.7].

I.3.6 Le boosting

Il consiste à pondérer les observations de l'échantillon d'apprentissage en fonction des performances de la règle de prédiction estimée. Cette méthode procède d'une manière itérative ; c'est-à-dire, un nouveau modèle est estimé à chaque itération et le ré-échantillonnage des données d'apprentissage est réalisé en fonction de ses performances ; de telle sorte que la pondération des observations mal classées augmente, tandis que celle des observations bien classées diminue. De la même façon que précédemment, la règle de prédiction agrégée est définie selon un processus de vote à la majorité [I.8, I.9].

I.3.7 Le méta-apprentissage

Il s'applique au domaine de la fouille de données prédictive, pour combiner les prédictions de plusieurs modèles, surtout lorsque les types de modèles inclus dans le projet sont très différents [I.10]. Le plus souvent, les deux approches suivantes sont considérées comme des techniques de méta-apprentissage :

I.3.7.1 La généralisation empilée : où un certain nombre de modèles d'apprentissage de base sont formés à partir du même ensemble de données et dont les résultats sont ensuite utilisés pour un problème d'apprentissage de niveau supérieur ; c'est-à-dire en construisant un modèle reliant les résultats des modèles d'apprentissage de base à la valeur cible [I.11].

I.3.7.2 La généralisation en cascade : elle effectue une composition itérative de classificateurs. Dans chaque itération, un classificateur est généré. De plus, l'espace d'entrée est étendu par l'ajout de nouveaux attributs, où en effectuant à chaque itération une extension des données d'origine par l'insertion de nouveaux attributs [I.12].

I.4 Les principaux domaines d'application de la fouille de données

La fouille de données est un domaine interdisciplinaire avec des applications larges et diverses. Parmi les domaines où la fouille de données est utilisée à grande échelle, il existe la

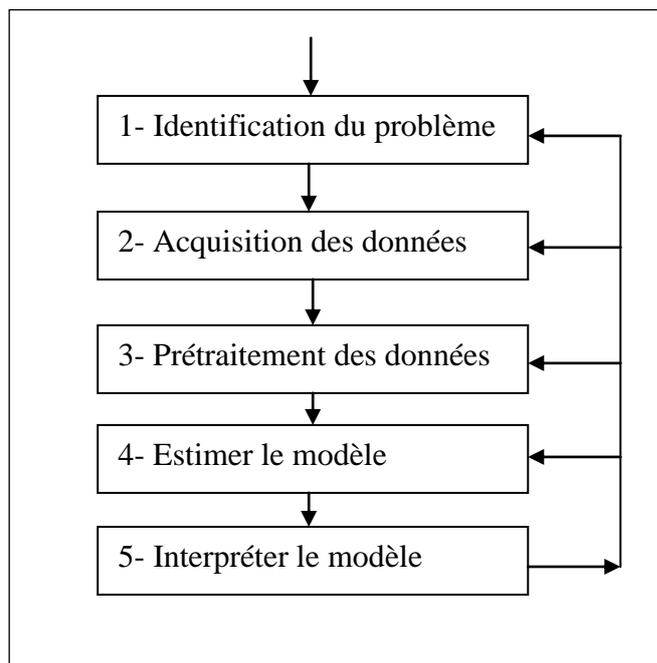
Chapitre I. Fouille de données (Data mining)

gestion de la relation client CRM (Client Relationship Manager), le domaine bancaire, la publicité et les sciences.

De plus, il existe un certain nombre d'organisations qui utilisent déjà régulièrement la fouille de données avec des domaines scientifiques tels que les statistiques, la reconnaissance de formes, et d'autres outils importants. Certaines de ces organisations comprennent les magasins de détail, les hôpitaux, les banques et les compagnies d'assurance [I.13].

I.5 Processus de la fouille de données

Il est très important de comprendre que le data mining n'est pas seulement le problème de découverte de modèles dans un ensemble de donnée. Ce n'est qu'une seule étape dans tout un processus suivi par les scientifiques, les ingénieurs ou toute autre personne qui cherche à extraire les connaissances à partir des données. En 1996 un groupe d'analystes définit le data mining comme étant un processus composé de cinq étapes sous le standard CRISP-DM (Cross-Industry Standard Process for Data Mining) comme schématisé ci-dessous [I.14] :



I.5.1 Identification du problème

Dans la plus part des cas, il est indispensable de comprendre la signification des données et le domaine à explorer. Sans cette compréhension, aucun algorithme ne va donner un résultat fiable. En effet, Avec la compréhension du problème, on peut préparer les données nécessaires à l'exploration et interpréter correctement les résultats obtenus. Généralement, le

Chapitre I. Fouille de données (Data mining)

data mining est effectué dans un domaine particulier (banques, médecine, marketing, ...etc) où la connaissance et l'expérience dans ce domaine jouent un rôle très important dans la définition du problème, l'orientation de l'exploration et l'explication des résultats obtenus. Une bonne compréhension du problème comporte une mesure des résultats de l'exploration, et éventuellement une justification de son coût. C'est-à-dire, pouvoir évaluer les résultats obtenus et convaincre l'utilisateur de leur rentabilité [I.15].

I.5.2 Acquisition de données

Dans cette étape, on s'intéresse à la manière dont les données sont générées et collectées. D'après la définition du problème et des objectifs du data mining, on peut avoir une idée sur les données qui doivent être utilisées. Ces données n'ont pas toujours le même format et la même structure. On peut avoir des textes, des bases de données, des pages web, ...etc. Parfois, on est amené à prendre une copie d'un système d'information en cours d'exécution, puis ramasser les données de sources éventuellement hétérogènes (fichiers, bases de données relationnelles, temporelles, ...). Quelques traitements ne nécessitent qu'une partie des données, on doit alors sélectionner les données adéquates. Généralement les données sont subdivisées en deux parties : une utilisée pour construire un modèle et l'autre pour le tester. On prend par exemple une partie importante (suffisante pour l'analyse) des données (80 %) à partir de laquelle on construit un modèle qui prédit les données futures. Pour valider ce modèle, on le teste sur la partie restante (20 %) dont on connaît le comportement [I.16].

I.5.3 Le prétraitement

Les données collectées doivent être "préparées". Avant tout, elles doivent être nettoyées puisqu'elles peuvent contenir plusieurs types d'anomalies : des données peuvent être omises à cause des erreurs de frappe ou à causes des erreurs dues au système lui-même, dans ce cas il faut remplacer ces données ou éliminer complètement leurs enregistrements. Des données peuvent être incohérentes c-à-d qui sortent des intervalles permis, on doit les écarter où les normaliser. Parfois on est obligé à faire des transformations sur les données pour unifier leur poids [I.17].

I.5.4 Estimation du modèle

Dans cette étape, on doit choisir la bonne technique pour extraire les connaissances (exploration) des données. Des techniques telles que les réseaux de neurones, les arbres de

Chapitre I. Fouille de données (Data mining)

décision, les réseaux bayésiens, le clustering sont utilisées. Généralement, l'implémentation se base sur plusieurs de ces techniques, puis on choisit le bon résultat. Dans le reste de ce rapport on va détailler les différentes techniques utilisées dans l'exploration des données et l'estimation du modèle [I.18].

I.5.5 Interprétation du modèle et établissement des conclusions

Généralement, l'objectif du data mining est d'aider à la prise de décision en fournissant des modèles compréhensibles aux utilisateurs. En effet, les utilisateurs ne demandent pas des pages et des pages de chiffres, mais des interprétations des modèles obtenus. Les expériences montrent que les modèles simples sont plus compréhensibles mais moins précis, alors que ceux complexes sont plus précis mais difficiles à interpréter [I.18].

I.6 Les taches de la fouille de données

On dispose de données structurées. Les objets sont représentés par des enregistrements (ou descriptions) qui sont constitués d'un ensemble de champs (ou attributs) prenant leurs valeurs dans un domaine. De nombreuses tâches peuvent être associées au Data Mining, parmi elles nous pouvons citer :

I.6.1 La classification

La classification est la tâche la plus commune du Data Mining et qui semble être une obligation humaine. Afin de comprendre notre vie quotidienne, nous sommes constamment classifiés, catégorisés et évalués [I.19].

La classification consiste à étudier les caractéristiques d'un nouvel objet pour lui attribuer une classe prédéfinie. Les objets à classifiés sont généralement des enregistrements d'une base de données, la classification consiste à mettre à jour chaque enregistrement en déterminant un champ de classe. La tâche de classification est caractérisée par une définition de classes bien précise et un ensemble d'exemples classés auparavant.

L'objectif est de créer un modèle qui peut être appliqué aux données non classifiées dans le but de les classifiées [I.20].

I.6.2 L'estimation

L'estimation est similaire à la classification à part que la variable de sortie est numérique plutôt que catégorique. En fonction des autres champs de l'enregistrement

Chapitre I. Fouille de données (Data mining)

l'estimation consiste à compléter une valeur manquante dans un champ particulier. Par exemple on cherche à estimer La lecture de tension systolique d'un patient dans un hôpital, en se basant sur l'âge du patient, son genre, son indice de masse corporelle et le niveau de sodium dans son sang. La relation entre la tension systolique et les autres données vont fournir un modèle d'estimation. Et par la suite nous pouvons appliquer ce modèle dans d'autres cas [I.19] [I.21].

I.6.3 La prédiction

La prédiction est la même que la classification et l'estimation, à part que dans la prédiction les enregistrements sont classés suivant des critères (ou des valeurs) prédites (estimées). La principale raison qui différencie la prédiction de la classification et l'estimation est que dans la création du modèle prédictif on prend en charge la relation temporelle entre les variables d'entrée et les variables de sortie [I.19].

I.6.4 Le groupement par similitude

Le groupement par similitude consiste à déterminer quels attributs "vont ensemble". La tâche la plus répandue dans le monde du business, où elle est appelée l'analyse d'affinité ou l'analyse du panier du marché, est l'association des recherches pour mesurer la relation entre deux et plusieurs attributs. Les règles d'associations sont de la forme "Si antécédent, alors conséquent" [I.21].

I.6.5 Le clustering

Le clustering (ou la segmentation) est le regroupement d'enregistrements ou des observations en classes d'objets similaires; un cluster est une collection d'enregistrements similaires l'un à l'autre, et différents à ceux existants sur les autres clusters. La différence entre le clustering et la classification est que dans le clustering il n'y a pas de variables sortantes. La tâche de clustering ne classe pas, n'estime pas, ne prévoit pas la valeur d'une variable sortantes. Au lieu de cela, les algorithmes de clustering visent à segmenter la totalité de données en sous-groupes relativement homogènes. Ils maximisent l'homogénéité à l'intérieur de chaque groupe et la minimisent entre ces derniers [I.21].

Chapitre I. Fouille de données (Data mining)

I.6.6 La description

Parfois le but du Data Mining est simplement de décrire ce qui se passe sur une Base de Données compliquée en expliquant les relations existantes dans les données pour en premier lieu comprendre le mieux possible les individus, les produits et les processus présents sur cette base. Une bonne description d'un comportement implique souvent une bonne explication de celui-ci [I.19][I.22].

I.7 Les techniques de la fouille de données

I.7.1 Les réseaux de neurones

Un réseau de neurones est un modèle de calcul dont le fonctionnement vise à simuler le fonctionnement des neurones biologiques, il est constitué d'un grand nombre d'unités (neurones) ayant chacune une petite mémoire locale et interconnectées par des canaux de communication qui transportent des données numériques. Ces unités peuvent uniquement agir sur leurs données locales et sur les entrées qu'elles reçoivent par leurs connections. Les réseaux de neurones sont capables de prédire de nouvelles observations (sur des variables spécifiques) à partir d'autres observations (soit les mêmes ou d'autres variables) après avoir exécuté un processus d'apprentissage sur des données existantes. La phase d'apprentissage d'un réseau de neurones est un processus itératif permettant de régler les poids du réseau pour optimiser la prédiction des échantillons de données sur lesquelles l'apprentissage a été fait. Après la phase d'apprentissage le réseau de neurones devient capable de généraliser [I.23].

I.7.2 Les arbres de décision

Les arbres de décisions sont des outils d'aide à la décision qui permettent selon des variables discriminantes de répartir une population d'individus en groupes homogènes en fonction d'un objectif connu. Les arbres de décision sont des outils puissants et populaires pour la classification et la prédiction. Un arbre de décision permet à partir des données connues sur le problème de donner des prédictions par réduction, niveau par niveau, du domaine des solutions. Chaque nœud interne d'un arbre de décision permet de répartir les éléments à classer de façon homogène entre ses différents fils en portant sur une variable discriminante de ces éléments. Les branches qui représentent les liaisons entre un nœud et ses fils sont les valeurs discriminantes de la

Chapitre I. Fouille de données (Data mining)

variable du nœud. Et en fin, les feuilles d'un arbre de décision représentent les résultats de la prédiction des données à classifier [I.24].

I.7.3 Les algorithmes génétiques

Un algorithme génétique se constitue d'une catégorie de programmes dont le principe est la reproduction des mécanismes de la sélection naturelle pour résoudre un problème donné. L'optimisation des problèmes combinatoires et surtout les problèmes dits NP-complets (dont le temps de calcul croît de façon non polynomiale avec la complexité du problème) est l'objectif principal des algorithmes génétiques, ils sont particulièrement adaptés à ce type de problèmes. Ces algorithmes constituent parfois une alternative intéressante aux réseaux de neurones mais sont le plus souvent complémentaires [I.25].

Le principe de fonctionnement d'un algorithme génétique est le suivant :

- Codage du problème sous forme d'une chaîne binaire.
- Génération aléatoire d'une population. Celle-ci contient un pool génétique qui représente un ensemble de solutions possibles.
- Calcul d'une valeur d'adaptation pour chaque individu. Elle sera fonction directe de la proximité des différents individus avec l'objectif, on parle ici d'évaluation (fitness).

Avant de pouvoir utiliser un algorithme génétique pour résoudre un problème, il faut trouver un moyen pour encoder une solution potentielle à ce problème (les chromosomes), le codage consiste alors à choisir les structures de données qui coderont les gènes. Il existe différentes manières de le faire :

- **Codage binaire** : ce type de codage se base sur le principe de coder la solution selon une chaîne de bits (0 ou 1).
- **Codage à caractères multiples** : les chromosomes d'un algorithme génétique peuvent être codés d'une autre manière qui est le codage à l'aide de caractères. Souvent, ce type de codage est plus naturel que son précédent.
- **Codage sous forme d'arbre** : il utilise une structure arborescente avec une racine (parent) de laquelle peuvent être issus un ou plusieurs fils (descendants) [I.26].

Chapitre I. Fouille de données (Data mining)

I.7.4 Les règles associatives

Les règles associatives sont des règles extraites d'une base de données transactionnelles et qui décrivent des associations entre certains éléments. Elles sont fréquemment utilisées dans le secteur de la distribution des produits où la principale application est l'analyse du panier de la ménagère (Market Basket Analysis) dont le principe est l'extraction d'associations entre produits sur les tickets de caisse. Le but de la méthode est l'étude de ce que les clients achètent pour obtenir des informations sur qui sont les clients et pourquoi ils font certains achats. La méthode recherche quels produits tendent à être achetés ensemble. La méthode peut être appliquée à tout secteur d'activité pour lequel il est intéressant de rechercher des groupements potentiels de produits ou de services : services bancaires, services de télécommunications, par exemple. Elle peut être également utilisée dans le secteur médical pour la recherche de complications dues à des associations de médicaments ou à la recherche de fraudes en recherchant des associations inhabituelles. Une règle d'association est de la forme : Si condition alors résultat. Dans la pratique, nous nous limitons généralement à des règles où la condition se présente sous la forme d'une conjonction d'apparition d'articles et le résultat se constitue d'un seul article. Par exemple, une règle à trois articles sera de la forme : Si X et Y alors Z ; règle dont la sémantique peut-être énoncée : Si les articles X et Y apparaissent simultanément dans un achat alors l'article Z apparaît [I.27] [I.24].

I.7.5 L'algorithme des k-Plus proches voisins

L'algorithme des k plus proches voisins (K-PPV, k nearest neighbor en anglais ou kNN) est un algorithme de raisonnement à partir de cas qui est dédié à la classification qui peut être étendu à des tâches d'estimation. Le but de cet algorithme est de prendre des décisions en se basant sur un ou plusieurs cas similaires déjà résolus en mémoire. Dans ce cadre, et Contrairement aux autres méthodes de classification (arbres de décision, réseaux de neurones, algorithmes génétiques, ...etc.) l'algorithme de KNN ne construit pas de modèle à partir d'un échantillon d'apprentissage, mais c'est l'échantillon d'apprentissage, la fonction de distance et la fonction de choix de la classe en fonction des classes des voisins les plus proches, qui constituent le modèle [I.27].

Chapitre I. Fouille de données (Data mining)

I.7.6 L'algorithme des k-moyennes (K-Means)

L'algorithme des K-moyennes est dédié aux tâche de clustering, il permet de diviser une population donnée en K groupes homogènes appelés clusters. Le nombre de clusters K est déterminé par l'utilisateur selon ses attentes. Après avoir déterminé un nombre K de clusters nous positionnons les K premiers points (appelés graines) au hasard (nous utilisons en général les K premiers enregistrements). Chaque enregistrement est affecté à la graine dont il est plus proche (en utilisant la fonction de distance). A la fin de la première affectation, la valeur moyenne de chaque cluster est calculée et la graine prend cette nouvelle valeur. Le processus est répété jusqu'à stabilisation des clusters [I.28].

I.8 Conclusion

Le data mining est l'extraction d'informations prédictives cachés dans de grandes base de données. C'est une technologie nouvelle et puissante qui donne la possibilité aux entreprises de se concentrer sur les informations les plus importantes dans leurs data warehouses.

Les outils du data mining peuvent prédire les futurs tendances et actions, permettant de prendre les bonnes décisions. C'est ce qui rend le data mining la technologie la plus importantes.

Chapitre II

Maintenance des

machines

industrielles

Chapitre II. Maintenance des machines industrielles

II.1 Introduction

La fonction de maintenance a pour but d'assurer la disponibilité optimale des installations de production et de leurs annexes, impliquant un minimum économique de temps d'arrêt. Jugée pendant longtemps comme une fonction secondaire entraînant une perte d'argent inévitable, la fonction de maintenance est en général, assimilée à la fonction dépannage et réparation d'équipements soumis à usage et vieillissement.

La véritable portée de la fonction de la maintenance mène beaucoup plus loin : elle doit être une recherche incessante de compromis entre la technique, et l'économique. Il reste alors, beaucoup à faire pour que sa fonction productive soit pleinement comprise. Une organisation, une planification et des mesures méthodiques sont nécessaires pour gérer les activités de maintenance.

II.2 Définition de la maintenance

Dans [II.1], la maintenance est définie selon Norme AFNOR X 60-010 comme : «L'ensemble de toutes les actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées à le maintenir ou à le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise ».

La maintenance a pour but de maîtriser la disponibilité opérationnelle des équipements afin qu'ils soient unis à la disposition de la production par ces action, la maintenance ammeistre le profit cumule durant la vie des équipements par :

- La réduction des coûts de maintenance
- L'accroissement de la durée rentable de vie des équipements.
- Réduction des accidents et des risques concernant la sécurité des hommes et de l'environnement.

II.3 Types de maintenance

D'après les définitions des experts, la maintenance est divisée en deux types selon la présence de la défaillance. La figure suivante illustre les différents types de maintenance. La maintenance corrective (en présence de défaillance) et la maintenance préventive (en absence de défaillance).

La défaillance est définie par la norme AFNOR NF X 60 010 comme suit: «La défaillance est ou la cession de l'aptitude d'un bien à accomplir la fonction requise». Nous distinguons deux formes de défaillances :

Chapitre II. Maintenance des machines industrielles

- **Défaillance partielle** : altération de l'aptitude d'un bien à accomplir la fonction requise.
- **Défaillance complète** : cessation de l'aptitude d'un bien à accomplir la fonction requise.

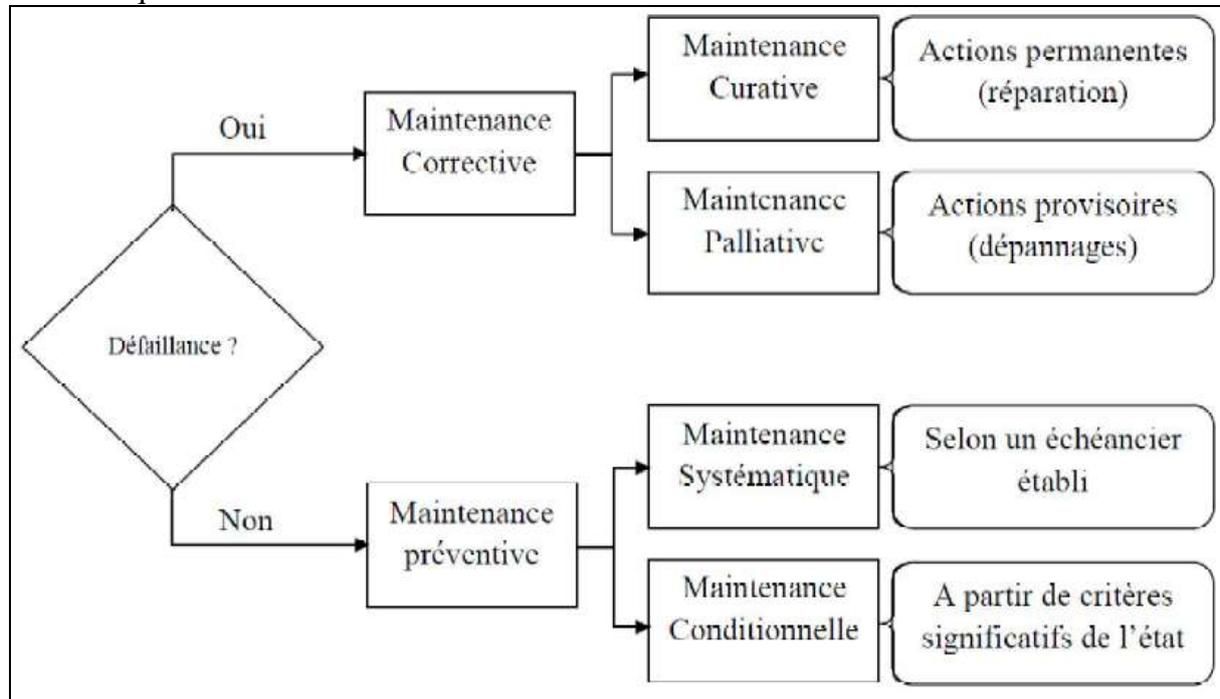


Figure II.1 Types de maintenances et évènements associés [II.2].

II.3.1 Maintenance préventive

La maintenance préventive permet de réduire la probabilité de défaillance d'un système. Elle vise la prédiction de la date à laquelle une action de maintenance doit s'effectuer en se référant à un modèle de dégradation théorique des composants mécaniques de la machine. La maintenance préventive s'appuie sur la maintenance préventive systématique et la maintenance préventive conditionnelle.

II.3.1.1 Buts de la maintenance préventive

- Augmenter la durée de vie des matériels
- Diminuer la probabilité des défaillances en service
- Diminuer les temps d'arrêt en cas de révision ou de panne
- Prévenir et aussi prévoir les interventions coûteuses de maintenance corrective
- Permettre de décider la maintenance corrective dans de bonnes conditions
- Diminuer le budget de maintenance
- Supprimer les causes d'accidents graves. [II.3]

II.3.1.2 Maintenance préventive systématique

Ce type de maintenance est effectué selon un échéancier établi en fonction du temps, ou du nombre d'unités d'usage. Elle se pratique quand on souhaite procurer un équipement pour une sécurité de fonctionnement.

Chapitre II. Maintenance des machines industrielles

II.3.1.3 Maintenance préventive conditionnelle

C'est une maintenance subordonnée à un type d'événement prédéterminé révélateur de l'état de dégradation du bien. Le rôle de ce type de maintenance est d'éliminer les pannes accidentelles ou de les réduire à un niveau acceptable en assurant une surveillance continue des points sensibles de l'équipement au cours des visites préventives. [II.4]

II.3.2 La maintenance corrective

Elle intervient après le constat d'une panne et consiste à en diagnostiquer les causes et à réparer. Ce type de maintenance nécessite des équipes d'intervention surdimensionnées pour répondre dans les meilleurs délais, sans pour autant permettre de maîtriser la disponibilité des équipements. Les dégradations engendrent généralement des coûts de réparation et des pertes de production importantes. Ce type de maintenance nécessite un personnel spécialisé qui a suivi une formation particulière [II.5].

La maintenance corrective peut être décomposée en deux types: la maintenance palliative (l'action de dépannage permet de remettre provisoirement le matériel à un niveau de performance acceptable mais inférieur au niveau optimal) et la maintenance curative (l'intervention qui suit la défaillance permet le rétablissement du niveau de performance optimal du matériel).

II.3.2.1 Les opérations de maintenance corrective

- **Dépannage** : Est une action exécutée pour permettre à un bien défaillant d'accomplir sa fonction requise pendant une durée limitée jusqu'à ce que la réparation soit exécutée.
- **Réparation** : Est une action exécutée pour rétablir la fonction requise d'un bien en panne. L'application de la réparation peut être décidée soit immédiatement à la suite d'un incident ou d'une défaillance, soit après un dépannage, soit après une visite de maintenance préventive conditionnelle ou systématique [II.6]

II.3.3 la gestion et la surveillance des pannes

La détection des pannes est utilisée pour prévenir le niveau de gravité causé dans une machine industrielle, afin d'apporter les mécanismes de réparation nécessaire. Pour cela, la gestion des pannes passe par les étapes suivantes [II.7] :

- **Détection** : se rendre compte d'une anomalie ou d'un problème (apparition d'une panne).
- **Diagnostic/ Pronostic** : recherche de la nature de l'anomalie ou du problème. Cela consiste à essayer de localiser et identifier le problème. Pour un diagnostic cela revient à l'identification d'une panne par ses symptômes et pour un pronostic cela revient à faire des prévisions et des suppositions sur ce qui doit arriver sur l'équipement à maintenir. Ce qui nécessite une grande expérience pour les équipements complexes.
- **Réparation** : intervention si nécessaire en vue de rendre le système en son état de marche normale.

Chapitre II. Maintenance des machines industrielles

II.3.3.1 définition d'une panne

Dans les normes et dans la littérature scientifique, on trouve une grande diversité pour signifier une panne. Dans le contexte de notre travail une panne est définie comme étant :

- une erreur : une dérivation du système par rapport à son état de marche normale ou
- une faute : condition qui peut provoquer un dysfonctionnement du système.

On distingue deux sortes de pannes : les pannes dites primaires (constituent un ensemble de pannes indépendantes qui peuvent être transmises et causées) et les pannes dites secondaires (apparaissent donc comme des conséquences d'une ou de plusieurs autres pannes primaires peuvent à leurs tours causées d'autres pannes secondaires.).

Les pannes primaires peuvent donc enchaîner une propagation de pannes causalement reliées. [II.7]. Elles peuvent être acquises au fil des années.

II.3.3.2 Définition d'une surveillance

La surveillance consiste à détecter et à classer les défaillances (pannes) en observant l'évolution du système, puis à les diagnostiquer en localisant les éléments défaillants (tombant en panne) et en identifiant les causes premières.

La surveillance se compose en deux fonctions principales qui sont la détection et le diagnostic.

II.3.3.3 la détection d'une panne

L'origine d'une panne est détectée par surveillance. Des instruments de mesure (thermocouples, thermostats...) sont attachés aux différents composants du système permettent de mesurer différents paramètres (température, pression...). A la détection d'une panne, une ou plusieurs alarmes sont signalées. Ces détections permettent d'informer et d'attirer l'attention des gestionnaires des systèmes industriels afin qu'ils puissent prévenir les dysfonctionnements. Ainsi, les pannes sont détectées avant que leurs effets se propagent dans le système et aggravent la situation.

- **Notion d'alarme :** Une alarme est une information élémentaire pour la détection d'une panne. Elle est une modification d'une condition qui peut avoir un impact négatif immédiat ou potentiel sur l'état du système. Chaque alarme est caractérisée par : une (des) valeur (s), un paramètre (température, pression, vibration...), un instrument de mesure, le composant surveillé et les causes probables.
- **Détection d'une panne :** Une des étapes de la supervision est la détection d'une panne c'est-à-dire la détection du passage du système d'un état de fonctionnement normal, à un état de fonctionnement anormal. En effet, la moindre défaillance sur le procédé peut limiter les performances des installations et avoir de graves conséquences si elle n'est pas détectée rapidement. La détection d'une panne se fait grâce à la signalisation d'une alarme. L'alarme est signalée lorsqu'un paramètre donné atteint une valeur anormale. [II.8]

II.3.3.4 le diagnostic de pannes

En général, le contenu d'une alarme ne suffit pas à identifier une panne ou à prendre une décision concernant les tâches de réparation cela s'explique du fait que la panne n'est pas

Chapitre II. Maintenance des machines industrielles

forcément dans le composant dans lequel l'alarme a été détecté. Le processus de la surveillance dispose d'informations concernant un ou plusieurs composants sans pouvoir exactement localiser le problème. D'autre part même si la panne se trouve dans le composant où l'alarme a été signalée, son identification peut être impossible sans l'observation des symptômes sur les composants voisins. Le diagnostic de pannes devient alors une tâche difficile et devient un défi très important. Pour l'aide à la localisation du problème, le processus du diagnostic doit pouvoir consulter l'expérience acquise pour faciliter la localisation du problème d'une part et d'autre part pour en déduire des propagations de pannes sous-jacentes.

II.4 Méthodes de surveillance

Les méthodologies de surveillance sont généralement divisées en deux groupes : méthodologie de surveillance avec modèle et sans modèle.

II.4.1 Les méthodes de surveillance avec modèle

Les méthodes de diagnostic à base de modèle connues aussi comme diagnostic à partir de principes premiers. Ces méthodes comprennent des outils industriels comme l'arbre de défaillances (ADD), (AMDEC), utilisé essentiellement pour le diagnostic. [II.8]

II.4.2 Les méthodes de surveillance sans modèle

Nombreuses sont les applications industrielles dont le modèle est difficile, voire impossible à obtenir, suite à une complexité accrue ou à de nombreuses reconfigurations intervenant durant le processus de production. Pour ce type d'applications industrielles, les seules méthodes de surveillance opérationnelles sont celles sans modèle. Deux solutions existent dans ce cas : surveillance avec des tests statistiques du traitement du signal et surveillance par intelligence artificielle. [II.9]

II.4.2.1 Surveillance par utilisation des outils statistiques de traitement de signal

Les outils statistiques de détection de défaillances consistent à supposer que les signaux fournis par les capteurs possèdent certaines propriétés statistiques. On effectue alors quelques tests qui permettent de vérifier si ces propriétés sont présentes dans un échantillon des signaux mesurés. Une grande variété de tests, applicables sur un échantillon de mesure. Parmi les plus importants, nous mentionnons : le test de franchissement de seuils, le test de moyenne et le test de variance. [II.9]

II.4.2.2 Surveillance par intelligence artificielle

L'utilisation de l'Intelligence Artificielle permet de pallier la complexité des systèmes à diagnostiquer. De plus, d'une manière générale, l'Intelligence Artificielle de par ses caractéristiques, est relativement bien adaptée aux problèmes du diagnostic. En effet, l'IA peut se caractériser par la capacité à traiter :

- une grande quantité d'informations, des données non homogènes (numériques/symboliques).
- des données dépendant du contexte.
- des données incomplètes. [II.10]

Chapitre II. Maintenance des machines industrielles

II.4.3 Surveillance par Fouille de données

La fouille de données utilise des méthodes pour pallier la complexité des systèmes à diagnostiquer. On trouve dans la littérature des méthodes de classification reposant sur des modèles comportementaux, méthodes de reconnaissance de forme et méthodes à base de modèles explicatifs. Ces méthodes s'appuient largement sur les techniques de l'IA et font appel à des connaissances symboliques, familières ou du moins partageables par l'opérateur. L'IA peut se caractériser par sa capacité à traiter :

- Une grande quantité d'informations ;
- Des données non homogènes (numérique/symbolique) ;
- Des données dépendantes du contexte ;
- Des données incomplètes.

II.4.3.1 Les méthodes à base de modèles comportementaux

Habituellement, ces méthodes sont basées sur la simulation de comportement du fonctionnement du système, à partir d'une modélisation faite sur son comportement, le plus souvent une modélisation de bon fonctionnement qui, contrairement aux modèles numériques, n'est pas basée sur la physique du système, mais sur une considération en termes de mode de fonctionnement.

II.4.3.2 Les méthodes à base de modèles explicatifs

Ce type regroupe les méthodes qui permettent de fournir une représentation de l'analyse entre les défaillances, leurs causes et leurs effets observables.

II.4.3.3 Les méthodes de reconnaissance de formes

Cette fonction permet d'avoir une relation d'un espace caractéristique vers un espace de décision, de façon à minimiser le risque de mauvaise classification. Ces méthodes reposent sur l'utilisation des algorithmes de classification des formes et des mesures (continues ou discrètes). Le fonctionnement d'un système de diagnostic par reconnaissance des formes se déroule en trois phases :

- Une phase d'analyse qui consiste à déterminer et à réduire l'espace de représentation des données et à définir l'espace de décision permettant de spécifier l'ensemble des classes possible ;
- Une phase de choix d'une méthode de décision permettant de définir une règle de décision qui a pour fonction de placer les nouvelles observations dans les différentes classes de l'ensemble d'apprentissage ;
- Une phase d'exploitation qui détermine, en appliquant la règle de décision, le mode de fonctionnement du système en fonction de chaque nouvelle observation recueillie sur le processus. Parmi les techniques de reconnaissance des formes les plus importantes, nous pouvons citer la logique floue et les réseaux de neurone. Ces techniques ont l'avantage de ne pas se baser sur les connaissances a priori des états de fonctionnement, mais plutôt sur une phase d'apprentissage. [II.11]

Chapitre II. Maintenance des machines industrielles

II.4.3.4 But des méthodes de fouille de données

- Traduit la perception humaine des valeurs et les traiter via des conditions floues <si-alors >.
- Détection d'un fonctionnement anormal et localisation de la défaillance.
- Evaluation des indices de performance.
- Construction de bases des données issues de l'expertise humain, et formulation sous forme de règles conditionnelles < si-alors >.
- Conception de système adaptatif pour le diagnostic. [II.11]

II.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons traité la maintenance et les différentes méthodes de surveillance pour la détection des pannes industrielle.

Chapitre III

Maintenance de la machine fraiseuse

Chapitre III. Maintenance de la machine fraiseuse

III.1 Définition d'une machine fraiseuse

Une fraiseuse est une machine-outil utilisée pour usiner tous types de pièces mécaniques, à l'unité ou en série, par enlèvement de matière à partir de blocs ou parfois d'ébauches estampées ou moulées, à l'aide d'un outil nommé fraise. La fraise munie de dents est mise en rotation et taille la matière suite à son déplacement ou au déplacement de la pièce en direction de ladite fraise. La forme de la fraise est variable. Elle peut être cylindrique, torique, conique, hémisphérique ou quelquefois de forme encore plus complexe. La fraise est souvent montée sur une tête à trois axes (on parle alors de fraiseuse trois axes). Il existe des fraiseuses à quatre ou cinq axes. Les caractéristiques physiques de la fraise, sa fréquence de rotation, son avance, dépendent de la matière à usiner, de la profondeur de travail et de la coupe. On utilise principalement le carbure de tungstène recouvert de revêtements résistant à l'abrasion du copeau.

Il existe les fraiseuses manuelles où les mouvements sont commandés par le "fraiseur", les fraiseuses à apprentissage qui peuvent répéter les mouvements donnés une fois par l'opérateur (enregistrement des mouvements) et les fraiseuses à commande numérique où sont enregistrés des ordres de mouvement d'outil pour usiner une pièce complexe (pilotee par un programme informatique en langage ISO). Elles sont équipées d'un organe de contrôle informatique (automate programmable ou base PC) lui-même relié à un réseau. La CAO associée à la fabrication se nomme FAO ou CFAO. [III.1]

III.2 Principe D'une machine fraiseuse

Le fraisage est un procédé d'usinage réalisé sur des machines-outils appelées fraiseuses, permettant l'obtention de surfaces géométriques simples (principalement des plans) ou des surfaces géométriques simples associées (rainure, épaulement, ...). Au fraisage le métal est travaillé avec un outil multi tranchants appelé fraise. La coupe est obtenue à partir de la combinaison de 2 mouvements:

-Un mouvement de rotation de l'outil (fraise) appelé mouvement de coupe (Mc) qui s'exprime en tour / minute (tr/min).

-Un déplacement rectiligne de la pièce appelé mouvement d'avance (Mf), qui s'exprime en millimètre / minute (mm/min). [III.1].

III.3 Classification des fraiseuses

Avant l'avènement de la commande numérique, les fraiseuses étaient catégorisées de la façon suivante:[III.2]

Chapitre III. Maintenance de la machine fraiseuse

III.3.1 Fraiseuse horizontale

La fraiseuse horizontale: l'axe de la broche est parallèle à la table. Cette solution permet aux copeaux de tomber et donc de ne pas rester sur la pièce. De cette manière, on n'usine pas les copeaux, et la qualité de la pièce est meilleure. Mais ce type de montage était surtout destiné à installer des fraises 3 tailles ou fraises disques dans le but de réaliser des rainurages de profilés plats. [III.3]



Figure III.1 Fraiseuse horizontale.

III.3.2 Fraiseuse verticale

Elle est très similaire à la fraiseuse horizontale dans la construction et possède les mêmes parties de base, mais la broche de la machine est positionnée verticalement [III.3].



Figure III.2 Fraiseuse Verticale.

Chapitre III. Maintenance de la machine fraiseuse

III.3.3 Fraiseuse universelle

Elle est appelée ainsi parce qu'il peut être adapté à une très vaste palette d'opérations de fraisage. La FU est principalement utilisée dans les travaux de l'atelier d'outillage. Outre les mouvements de la table obtenus dans une fraiseuse verticale ou horizontale, la tête universelle conçue en genou peut être inclinée à un angle requis, dont le plus connu est celui du fabricant HURE avec 2 coulisses l'une verticale C1 et l'autre inclinée C2 figure. Dans quelque versions, la table de la machine de fraisage universelle peut pivoter de 45° de chaque côté et ainsi travaux de fraisage hélicoïdales peuvent être effectués. Elle peut recevoir des forets, alésoirs, des fraises avec un très haut degré de précision [III.3].



Figure III.3 Fraiseuse universelle.

III.3.4 Fraiseuses de production (à programme, commande numérique)

La commande numérique est une technique utilisant des données composées de codes alphanumériques pour représenter les instructions géométriques et technologiques nécessaires à la conduite d'une machine ou d'un procédé [III.3].



Figure III.4 Fraiseuse à commande numérique.

III.4 Caractéristiques des fraiseuses

a. Fonctionnelles

- Puissance du moteur.
- Gamme des vitesses de broche et d'avances.
- Orientation de la broche.
- Orientation de la table.

b. Dimensionnelles

- Type et numéro du cône de la broche.
- Longueur et largeur de la table.
- Courses de table, chariot transversal et console.
- Hauteur entre table et broche.
- Distance entre table et glissière verticale. [III.2]

III.5 Procédés de fraisage

– Fraisage en bout

L'axe de la fraise est placé perpendiculairement à la surface à usiner. La fraise coupe avec son diamètre, mais aussi avec sa partie frontale. Les copeaux sont de même épaisseur, ainsi la charge de la machine est plus régulière. La capacité de coupe est supérieure à celle réalisée par le fraisage en roulant. La qualité de l'état de surface est meilleure [III.4].

– Fraisage en roulant

L'axe de la fraise est placé parallèlement à la surface à usiner. La fraise coupe avec son diamètre. La charge de la machine en est irrégulière, surtout lors de l'emploi de fraises à denture droite. Les à-coups provoqués par cette façon de faire donnent une surface ondulée

Chapitre III. Maintenance de la machine fraiseuse

et striée. Pour pallier ces défauts, on utilisera une fraise à denture hélicoïdale. L'amélioration enregistrée s'explique ainsi : la denture est chargée et déchargée progressivement [III.4].

III.6 Opérations de fraisage

- **Surfaçage** : Le surfaçage c'est l'usinage d'un plan par une fraise.
- **Plans épaulés** : C'est l'association de 2 plans perpendiculaires.
- **Rainure** : C'est l'association de 3 plans. Le fond est perpendiculaire au deux autres plans.
- **Poche** : La poche est délimitée par des surfaces verticales quelconques. C'est une forme creuse dans la pièce.
- **Perçage** : Ce sont des trous. Ils sont débouchant ou Borgnes. [III.5]

III.7 Caractéristiques des fraises

- **La taille** : Suivant le nombre d'arêtes tranchantes par dent, on distingue les fraises : une taille, deux tailles ou trois tailles.
- **La forme** : Suivant le profil des génératrices par rapport à l'axe de l'outil, on distingue : Les fraises cylindriques, coniques et les fraises de forme.
- **La denture** : Suivant le sens d'inclinaison des arêtes tranchantes par rapport à l'axe de la fraise, on distingue les dentures hélicoïdales à droite ou à gauche (Fig. III.5) et les dentures à double hélice alternée. Si l'arête tranchante est parallèle à l'axe de la fraise, la denture est droite. Une fraise est également caractérisée par son nombre de dents.
- **Les dimensions** : Pour une fraise deux tailles : diamètre et hauteur taillée. Pour une fraise trois tailles : diamètre de l'outil, épaisseur, diamètre de l'alésage. Pour une fraise conique pour queue d'aronde : l'angle, le diamètre de l'outil et l'épaisseur.
- **Le mode de fixation** : à trou lisse ou taraudé, à queue cylindrique ou conique.
- **Construction** : Les fraises peuvent être à denture fraisée (ex: fraise conique deux tailles α 60°), ou à denture détalonnée et fraisée (ex: fraise-disque pour crémaillères). Elles sont en acier rapide. Pour les fraises à outils rapportés sur un corps de fraise, les dents fixées mécaniquement sont émancier rapide, ou le plus souvent en carbure métallique [III.2].

Chapitre III. Maintenance de la machine fraiseuse

III.7.1 Différents types de fraises

Il existe beaucoup types des fraises, la figure présente les principaux types.

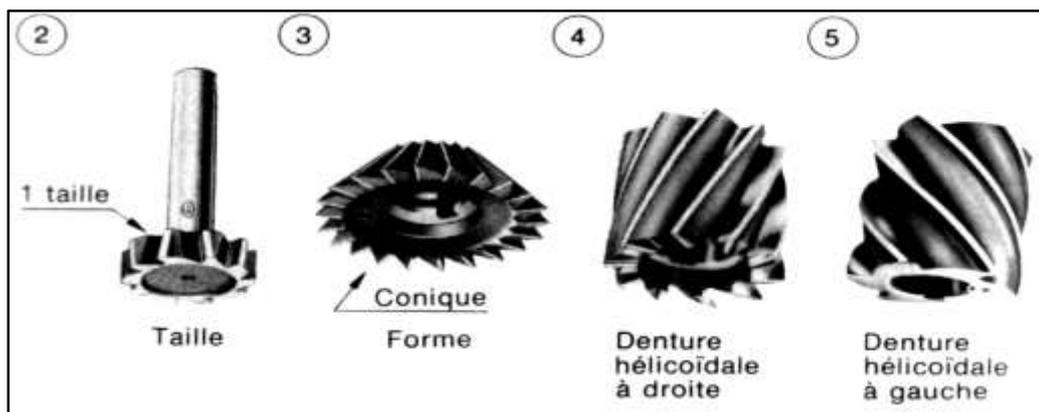


Figure III.5 : Les différents types de fraises.

III.7.2 Modes de coupe:

Il existe deux modes de coupe, selon le sens de rotation de la fraise et la direction du déplacement de la pièce à usiner.

Chapitre III. Maintenance de la machine fraiseuse

III.7.2.1 Fraisage en avalant :

Le sens de rotation de la fraise et celui du déplacement de la pièce à fraiser vont dans la même direction. Les tranchants de la fraise attaquent le copeau au point d'épaisseur maximal. Cette façon de faire, en fraisage horizontal, plaque la pièce sur la table de la fraiseuse et donne des surfaces finies de bonne qualité. Ce principe nécessite l'utilisation d'une machine robuste disposant d'une table équipée d'un système de translation avec rattrapage de jeu, ce qui est le cas sur les machines modernes. [III.3]

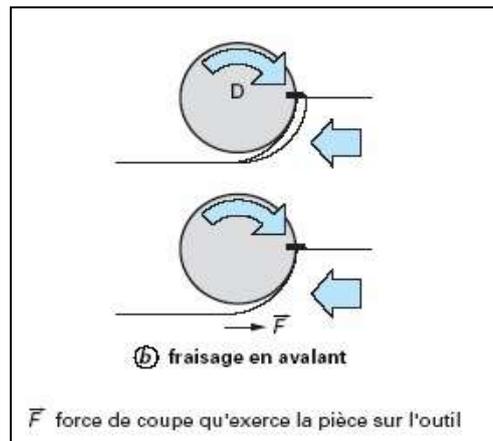


Figure III.6 : Fraisage en avalant.

III.7.2.2 Fraisage en opposition (ou conventionnel):

Le mouvement d'avance de la pièce à fraiser est opposé au sens de rotation de la fraise. Cette dernière attaque le copeau au point d'épaisseur minimal. Dans ce cas, les dents glissent sur la surface usinée avant rotation de la fraise. Cette façon de faire provoque un grand frottement d'où une usure plus rapide des tranchants de la fraise. De plus, l'effort de coupe en fraisage horizontal tend à soulever la pièce à usiner. Les copeaux peuvent également être entraînés par la fraise et se coincer entre la pièce et les arêtes de coupe, endommageant la pièce et la fraise, voir figure III.7 [III.3]

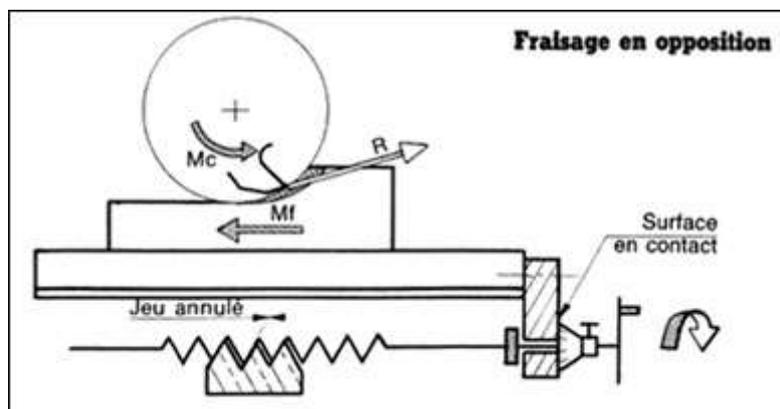


Figure III.7 : Fraisage en opposition.

Chapitre III. Maintenance de la machine fraiseuse

III.8 Les différents types de pannes

machine	Type de panne	Intervention	Pièce de rechange
Aléseuse Fraisuse	fuite de l'huile	Changement de flexibles -changement de commutateur	- flexibles - commutateur - l'huile
	Problème de la rotation de broche	Réparation de l'aléseuse fraiseuses	-Ressort
	Absence de l'axe YZ	Récupéré l'axe YZ pour le bague manuellement au niveau d'électrovanne	
	Surveillance et remise en bon état	Changement des flexibles de l'électrovanne	-Flexibles
	Machine en panne	Changement de Relie thermique de l'opération avances-arrière	- Relie thermique
	Panne de la machine	Réglage de précisions de circuit hydraulique. Nettoyage de cartouche filtre et remplacement.	Cartouche filtre. L'huile hydraulique.
	Problème des avances	Réglage manuelle et surveillance en cas de pannes	
	Panne de table d'alésage	Changement des contacteurs.	Contacteurs.
	Perte de l'huile	Changement des joints	Joints torique. Cartouche filtre 20 litres d'huile.
	L'accouplement est en panne	Changement de l'accouplement de la machine	Couplement

Chapitre III. Maintenance de la machine fraiseuse

	Problème dans le circuit hydraulique.	Réglage des pressions du circuit hydraulique et nettoyage des cartouches filtre.	-cartouches filtre -20 litres l'huile
	Fuite de l'huile	Changements des joints de système hydraulique	-Joints -graisse
	Pas de rotation axe X	Changement de roulement du moteur de l'axe X	-Roulements
	La rotation de la broche en panne	Débloqué Le capteur de broche de rotation manuellement	
	Le mandrin est en panne	Réparation de mandrin	-Roulements
	Aléseuse en panne	Changement de roulement de la tête à banc fixe	-Roulements
	La broche ne sort pas	Ajout de l'huile	- L'huile
	Vitesse de rotation est démunie -perte de l'huile -vérification de réservoir	Changement de Relie de vitesse -changement de l'huile -serrage des écroua de bac de l'huile	-Relie -l'huile
	Bruit anormale cote mandrin.	Manque de l'huile TESLA 46	-9 litres de l'huile.
	Le mandrin ne tient pas la pièce.	Réglage l'écrou de blocage.	

Tableau 1 : -L'historique des pannes de la machine Fraiseuse.

Chapitre III. Maintenance de la machine fraiseuse

III.9 Conclusion

Ce chapitre a été, essentiellement, dédié à l'étude de la machine fraiseuse et les différentes méthodes de surveillance et de diagnostic. Nous avons scindé ce chapitre en 3 parties : la première concerne la constitution de la machine fraiseuse; la deuxième partie concerne la classification de la machine fraiseuse; la troisième partie traite les pannes et leurs causes et le type d'intervention.

**Chapitre IV.
Prédiction des
pannes par
l'application de
l'algorithme J48**

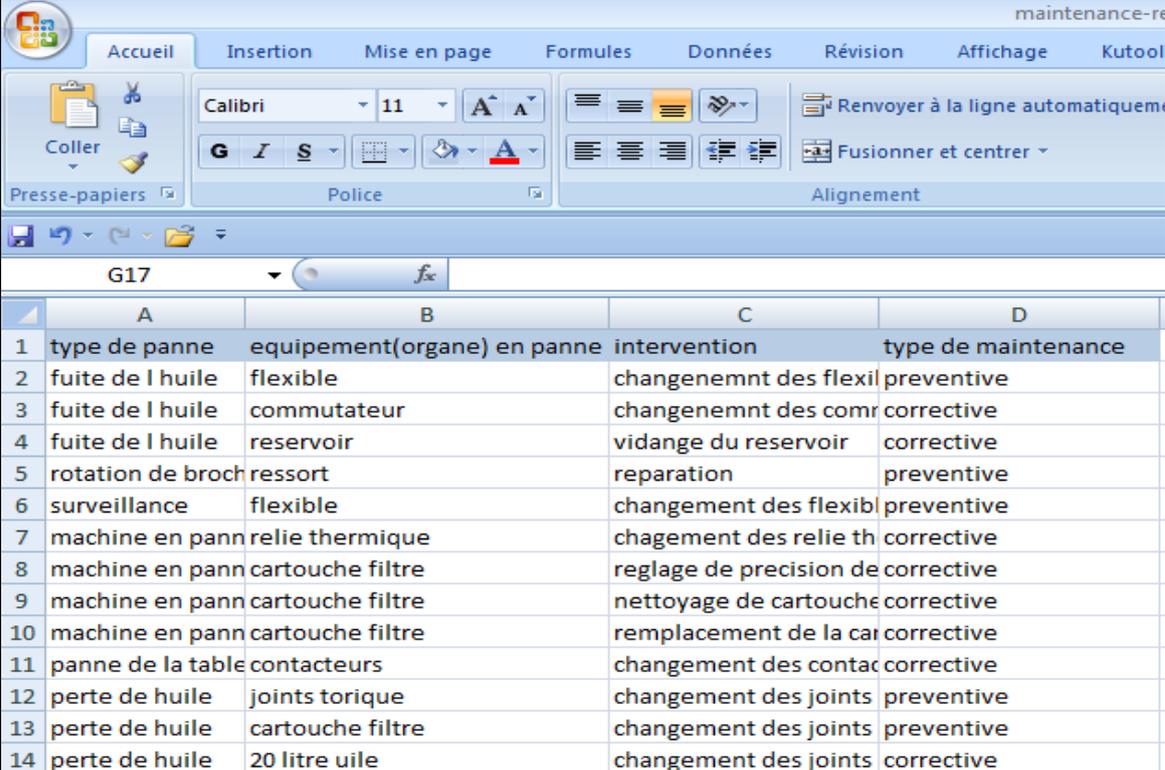
Chapitre IV. Prédiction des pannes par l'application de l'algorithme J48

IV.1 Introduction

L'objectif de ce chapitre est de présenter la partie application que nous avons développée pour concrétiser notre recherche. Notre travail consiste à construire des modèles de prédiction permettant de prédire les pannes avec leurs maintenances de la machine d'aléuseuse en appliquant les algorithmes de fouille de données. Pour cela, on a recours aux fonctionnalités du logiciel Weka qui nous aident à faire de l'apprentissage automatique à partir d'une base de données et de produire des connaissances (règles).

IV.2 Préparation des données

Les données dont nous disposons proviennent d'une étude de l'historique des pannes machine Aléuseuse Fraiseuse réalisé pendant 6 ans réalisés par [IV.1] représenté dans la figure IV.1



	A	B	C	D
1	type de panne	equipement(organe) en panne	intervention	type de maintenance
2	fuite de l huile	flexible	changenemnt des flexil	preventive
3	fuite de l huile	commutateur	changenemnt des com	corrective
4	fuite de l huile	reservoir	vidange du reservoir	corrective
5	rotation de broch	ressort	reparation	preventive
6	surveillance	flexible	changement des flexibl	preventive
7	machine en pann	relie thermique	chagement des relie th	corrective
8	machine en pann	cartouche filtre	reglage de precision de	corrective
9	machine en pann	cartouche filtre	nettoyage de cartouché	corrective
10	machine en pann	cartouche filtre	remplacement de la car	corrective
11	panne de la table	contacteurs	changement des contac	corrective
12	perte de huile	joints torique	changement des joints	preventive
13	perte de huile	cartouche filtre	changement des joints	preventive
14	perte de huile	20 litre uile	changement des joints	corrective

Figure IV.1 : Base de données de la maintenance

Le processus analytique de Data Mining passe d'abord par une phase de préparation des données.

- Les données initiales sont représentées dans un fichier au format .xls, transformé en un fichier au format .arff ou bien un fichier CSV avec ',' comme séparateur.
- Eliminer toutes duplications.

Chapitre IV. Prédiction des pannes par l'application de l'algorithme J48

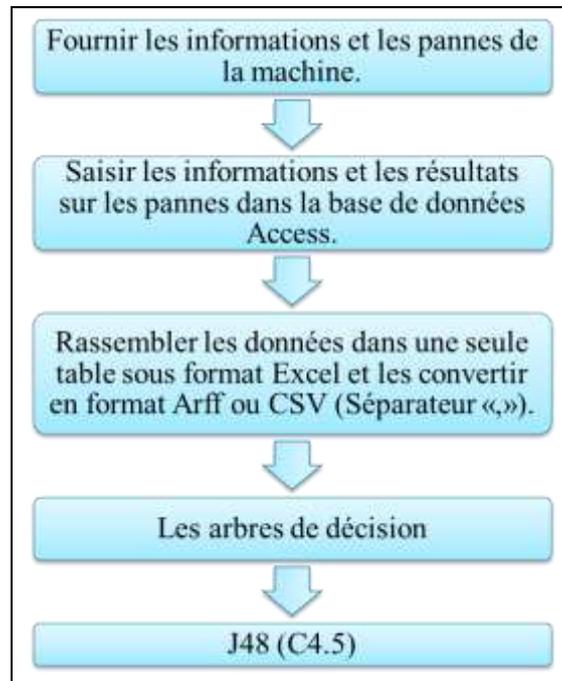


Figure IV.2 : Schéma organisationnel du projet de prévention des pannes.

IV.3 Description de WEKA

WEKA est un environnement logiciel d'apprentissage développé par l'université Waikato en Nouvelle-Zélande. Il permet la manipulation et l'analyse de données. Son code source est écrit en Java et il est testé sur plusieurs plateformes telles que Linux et Windows. C'est un outil open source disponible sur le web.

Il contient la plupart des algorithmes de Fouille de donnée, dont les arbres de décision, les réseaux bayésiens et les classificateurs basés sur les règles, etc. Les algorithmes peuvent être appliqués directement sur un ensemble de données ou appelés via un programme Java. Sa propre interface graphique permet de charger un fichier de données, d'appliquer un algorithme d'apprentissage sur ces données et d'analyser les résultats [IV.2].

Weka comporte plusieurs fonctionnalités:

- Explorateur (Explorer) : ce module regroupe tous les packages importants de Weka comme le prétraitement, les algorithmes d'apprentissage, le groupement ('clustering'), les associations, la sélection des attributs et la visualisation.
- Environnement expérimental ('Experimenter'): permet d'exécuter plusieurs algorithmes d'apprentissage en mode lot ('batch') et de comparer leurs résultats.
- Flot de connaissances ('Knowledge flow') : fournit les mêmes fonctionnalités que le composant 'Explorer'. Ces fonctionnalités sont représentées sous forme graphique en utilisant une interface de type 'drag-and-drop'.

Chapitre IV. Prédiction des pannes par l'application de l'algorithme J48

Dans notre cas, nous s'intéressons juste au premier composant «Explorateur » qui nous aide à faire de l'apprentissage et à produire des connaissances en appliquant l'algorithme de prédiction « Arbre de décision » directement sur un ensemble de données.

Le travail réalisé traite les données récupérées des historiques des pannes de la machine d'aléreuse grâce à des algorithmes de Data Mining implémentés sur la plateforme Weka, et se compose de 4 principales parties que nous allons développer dans ce qui suit :

IV.4 Importation de la base de données sous WEKA

Pour se connecter au fichier précédemment préparé, cliquer sur **Explorer** sur la première fenêtre apparue lors du lancement de WEKA.

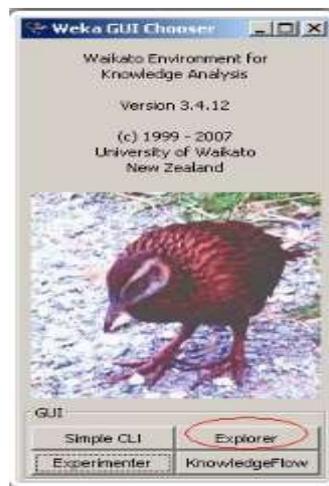


Figure IV.3 : Fenêtre d'ouverture de WEKA.

Ensuite, cliquer sur **Open file...** de l'onglet **Preprocess**.

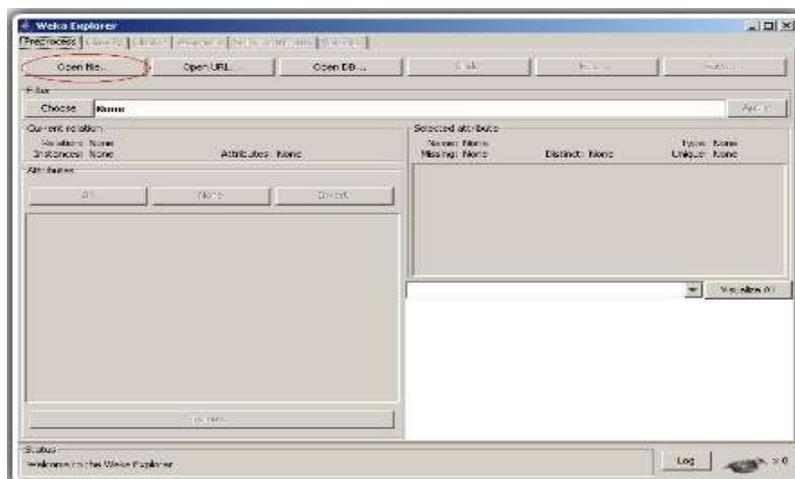


Figure IV.4 : Importation du fichier CSV.

Chapitre IV. Prédiction des pannes par l'application de l'algorithme J48

Dans la fenêtre qui s'ouvre choisir le type de fichier CSV comme suit :

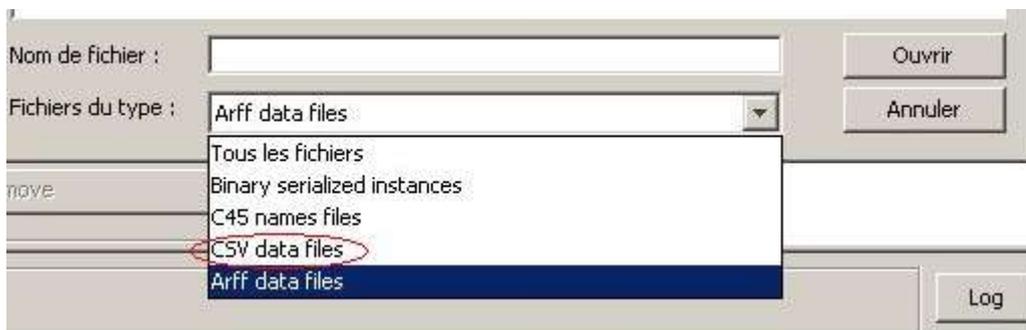


Figure IV.5 : Ouverture du fichier CSV.

Et naviguer jusqu'à votre fichier csv et cliquer sur **ouvrir**. Nous aurons un aperçu du genre :

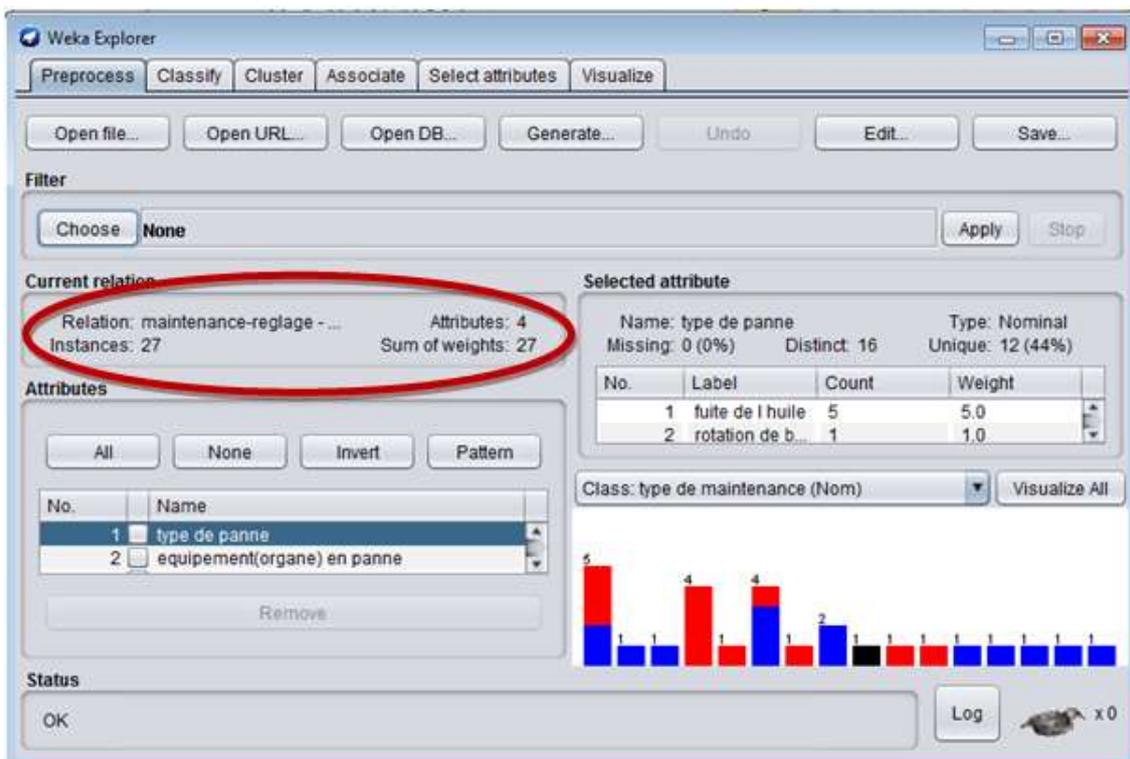


Figure IV.6 : Informations du fichier importé.

Qui montre :

- **Relation** : le nom du fichier csv utilisé, dans ce cas c'est *maintenance-réglage* ;
- **Instances** : le nombre d'instances du fichier, dans ce cas c'est 27 ;
- **Attributs** : le nombre d'attributs traités, dans ce cas c'est 4, à savoir *type de panne*, *équipement en panne*, *intervention* et *type de maintenance*.

Chapitre IV. Prédiction des pannes par l'application de l'algorithme J48

L'importation de données depuis une base de données sous le format arff ou CSV se fait à partir de l'onglet « Preprocess ». Il permet de filtrer les données, supprimées les doublant et représentation de la base en clusters.

IV.5 Application de l'algorithme de fouille de donnée (J48)

L'onglet « classify » sert à appliquer des algorithmes de Data Mining à l'ensemble des données, construire des modèles de prédiction sous la forme d'arbre de décision (J48). Il permet aussi la visualisation des résultats.

Les étapes à suivre sont les suivants :

1. Cliquez sur Classify
2. Cliquez sur Choose pour choisir l'algorithme d'apprentissage (J48)
3. choisir l'option **Use training set** de **Test options**
 - La zone Test options permet de choisir de quelle façon l'évaluation des performances du modèle appris se fera :
 - L'option **Use training set** utilise l'ensemble d'entraînement pour cette évaluation.
 - L'option **Supplied test set** va utiliser un autre fichier.
 - Lorsque l'option **Cross-validation** est sélectionnée, l'ensemble d'apprentissage est coupé en 10 (si Folds vaut 10). L'algorithme va apprendre 10 fois sur 9 parties et le modèle sera évalué sur le dixième restant. Les 10 évaluations sont alors combinées.
 - Avec l'option **Percentage split**, c'est un pourcentage de l'ensemble d'apprentissage qui servira à l'apprentissage et l'autre à l'évaluation.
4. Ensuite, nous cliquons sur le bouton **Choose** de **Classifier** pour choisir un algorithme parmi ceux proposés par WEKA. Dans notre cas on a utilisé l'algorithme J48.
5. Dans la fenêtre qui s'ouvre, développer le dossier **trees** et choisir l'algorithme **J48** comme le montre la figure 8.
6. Cliquer sur **Start** pour effectuer l'analyse.

Chapitre IV. Prédiction des pannes par l'application de l'algorithme J48

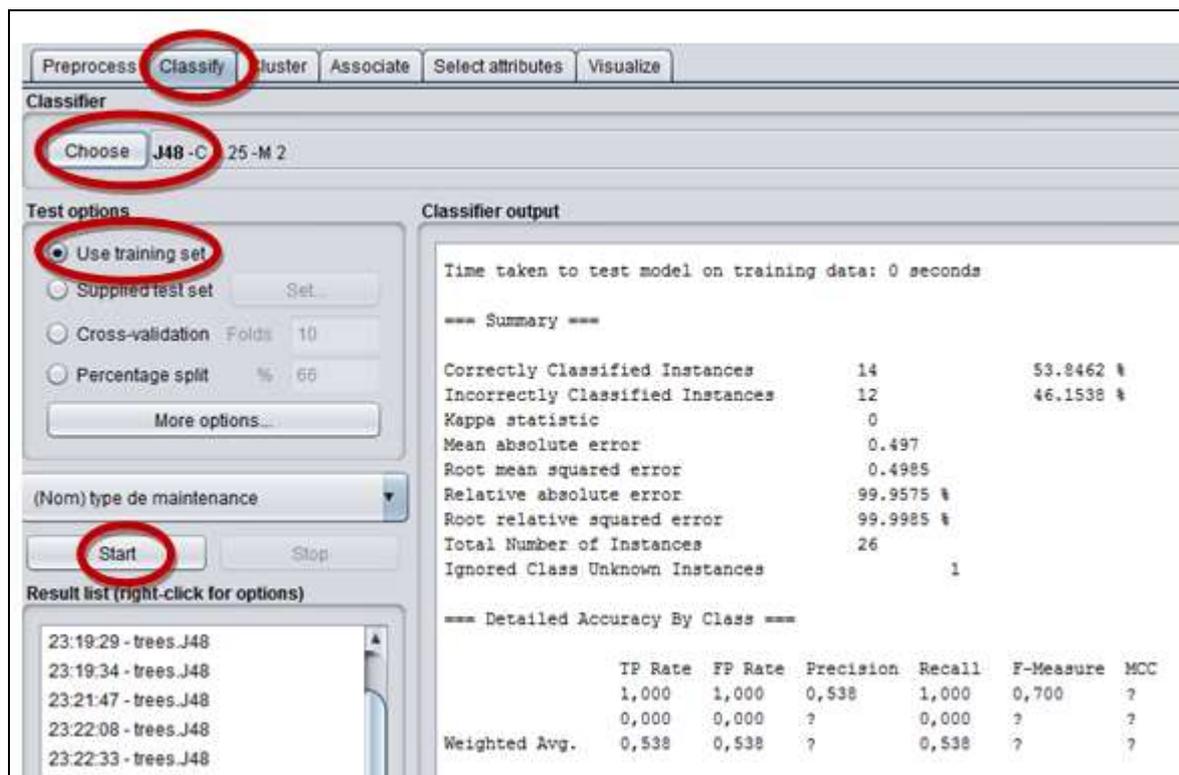


Figure IV.7 : Résultats d'apprentissage.

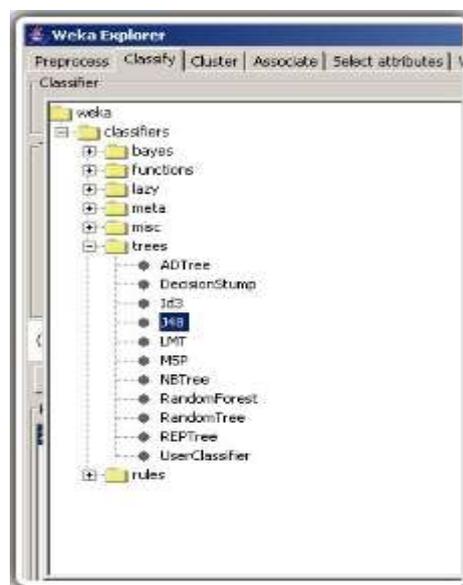


Figure IV.8 : Différents algorithmes de fouille de donnée.

Chapitre IV. Prédiction des pannes par l'application de l'algorithme J48

IV.6 Description de l'algorithme J48

Connu sous le nom de « C4.5 » [IV.3], cet algorithme génère un arbre de décision, C'est une mise en œuvre de l'algorithme C4.5 de Quinlan en 1993 dans le cadre de l'apprentissage supervisé. Il commence à construire l'arbre de décision en utilisant une variable qui permet de calculer le taux de gain de l'information pour chacun des attributs possibles qui pourraient potentiellement être utilisés pour diviser les données. L'attribut qui a la plus grande valeur de gain est choisi comme racine d'un sous arbre. Cette méthode de construction des sous arbres est répétée plusieurs fois jusqu'à ce que l'arbre final classe toutes les instances de l'ensemble d'apprentissage. Pour avoir un bon classificateur, l'arbre de décision doit être élagué. L'élagage de l'arbre de décision s'effectue en remplaçant un sous arbre entier par une feuille. Cette substitution a lieu si une règle de décision établit que le taux d'erreur attendu dans le sous arbre est supérieur que celui d'une simple feuille.

IV.7 Résultats de l'application de l'algorithme J48

Dans la partie **Classifieur output** (Figure 7) nous avons des statistiques sur le fichier exploité, à savoir :

- le nombre d'instances correctement classifiées **Correctly Classified Instances** = 53,84 %.
- Le nombre d'instances incorrectement classifiées **Incorrectly Classified Instances** = 46,15 %.

Nous remarquons que le taux d'erreur de prédiction des pannes avec son intervention est plus ou moins élevé, cela est dû au manque d'informations dans la base.

Avec cet algorithme nous pouvons mieux identifier l'équipement de la machine en panne avec l'intervention et le type de maintenance en parcourant une branche de l'arbre partant de la racine jusqu'aux feuilles.

Par exemple :

- **Si** (type de panne = panne de la table d'alésage) **alors** changement des contacteurs

Afin de trouver et d'appliquer le résultat des règles, l'exécution de l'algorithme J48 a permis de créer des règles sous formes "si alors". La figure 9 indique certaines des règles de classification qui ont été décrites par l'algorithme J48.

Chapitre IV. Prédiction des pannes par l'application de l'algorithme J48

--- Classifier model (full training set) ---	
J48 pruned tree	
Type de panne	Fuite de l'huile: Cluster 1 (5.0)
Type de panne	Rotation de branche : Cluster (1.0)
Type de panne	Surveillance : Cluster (1.0)
Type de panne	Machine en panne: Cluster 2 (4.0)
Type de panne	Panne de la machine d'alésage : Cluster2 (1.0)
Type de panne	Perte de l'huile : Cluster1 (4.0)
Type de panne	L'accouplement est en panne: Cluster2 (1.0)
Type de panne	Problème dans le circuit hydraulique: Cluster2 (2.0)
Type de panne	Pas de rotation axe X: Cluster2 (1.0)
Type de panne	Le mandarin est en panne : Cluster2 (1.0)
Type de panne	Aléreuse en panne : Cluster2 (1.0)
Type de panne	La broche ne sort pas : Cluster1 (1.0)
Type de panne	Vitesse de rotation diminuée : Cluster2 (1.0)
Type de panne	Vérification du réservoir : Cluster 1 (1.0)
Type de panne	Bruit anormale coté mandrin : Cluster 2 (1.0)
Type de panne	Le mandrin ne tiens pas la pièce : Cluster2 (1.0)
Number of leaves	16
Size of the tree	17

Figure IV.9 : Classification des règles décrit par l'algorithme J48.

La figure 10 représente l'arbre de classification en appliquant l'algorithme J48 sous WEKA, où cet algorithme peut prédire la classe (type de maintenance) de chaque type de panne.

Chapitre IV. Prédiction des pannes par l'application de l'algorithme J48

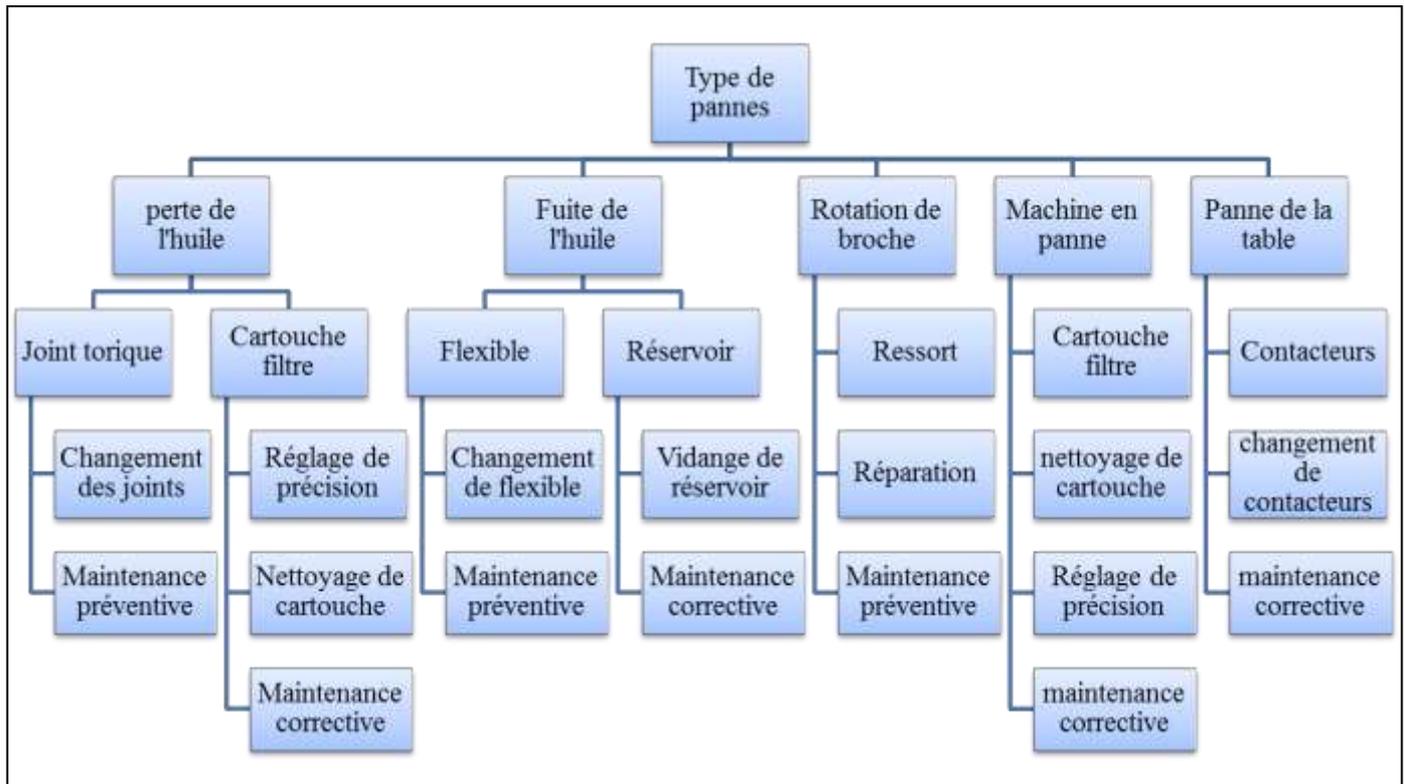


Figure IV.10 : L'arbre résultant de l'algorithme J48.

IV.8 Conclusion

A travers ce chapitre, nous avons présenté l'environnement WEKA qui permet de faire de l'apprentissage automatique et de la prédiction des pannes de la machine d'aléuseuse par l'application d'un algorithme de fouille de donnée J48.

Les arbres de décision nous permettent de prévoir la classe de chaque panne qui représente le type de maintenance en situant par exemple un type de panne dans l'arbre de décision et suivre la branche qui lui correspond.

Le taux d'erreur de prédiction des pannes avec son intervention étaient plus ou moins élevés, cela est dû au manque d'informations dans la base. Les résultats de prédiction seront plus utiles si la quantité de données utilisée est plus importante. Ainsi l'absence de connaissances proposées par des experts du développement logiciel réduit la performance des modèles de prédiction.

Conclusion générale

Conclusion générale

Actuellement dans le monde industriel, la bonne maintenance de l'outil de production est un facteur déterminant dans la continuité de la chaîne de travail, pour la mettre à l'abri des pertes financières causées par les pannes occasionnelles des machines.

La mise en place d'un plan de maintenance prédictive devient de plus en plus vitale pour le rendement des entreprises. Elle permet de prévenir, de diminuer l'interruption des opérations de production, et aussi de maintenir l'outil de production afin qu'il puisse fonctionner efficacement.

Dans le cadre de ce projet de fin d'études, nous avons essayé d'apporter des solutions aux pannes de la machine fraiseuse. Nous avons essayé d'élaborer un système automatisé de prédiction des pannes des machines en se basant sur la méthode de fouille de données (Data mining). Ensuite faire le planning des maintenances qui permet d'intervenir au moment opportun avant leurs survenances.

On a trouvé que le taux d'erreur de prédiction des pannes avec son intervention est plus ou moins élevé, cela est dû au manque d'informations dans la base.

Résumé

La maintenance prédictive est le moyen le plus efficace pour assurer les outils de production en augmentant son rendement et en diminuant les coûts de maintenance des équipements industriels.

Notre application consiste à mettre en œuvre un système automatisé Basé sur les méthodes de Fouille de données, pour la prévision des pannes et faire la planification de maintenance des machines qui, d'après les prévisions, nous permet d'intervenir au moment opportun avant la survenance des pannes.

Nous avons utilisé l'environnement WEKA pour la prédiction des pannes de la machine d'aléuseuse par l'application d'un algorithme de fouille de donnée J48.

L'application des arbres de décision nous a permis de prévoir la classe de chaque panne qui représente le type de maintenance en situant par exemple un type de panne dans l'arbre de décision et suivre la branche qui lui correspond.

Le taux d'erreur de prédiction des pannes avec son intervention étaient plus ou moins élevés, cela est dû au manque d'informations dans la base. Les résultats de prédiction seront plus utiles si la quantité de données utilisée est plus importante. Ainsi l'absence de connaissances proposées par des experts du développement logiciel réduit la performance des modèles de prédiction.

Mots clés : Fouille de données, maintenance prédictive, prédiction des pannes, arbres de décisions (J48).

Abstract

Predictive maintenance is the most effective way to ensure production tools by increasing their output and reducing the maintenance costs of industrial equipment.

Our application consists in implementing an automated system Based on the methods of Data mining, for the forecasting of breakdowns and for the planning of maintenance of the machines which, according to the forecasts, allows us to intervene at the opportune moment before the occurrence of breakdowns.

We used the WEKA environment for the prediction of boring machine failures by applying a J48 data mining algorithm.

The application of decision trees allowed us to predict the class of each failure that represents the type of maintenance by, for example, locating a type of failure in the decision tree and tracking the branch that corresponds to it.

The failure prediction error rate with his intervention was higher or lower, this is due to the lack of information in the database. The prediction results will be more useful if the amount of data used is larger. Thus the lack of knowledge offered by software development experts reduces the performance of prediction models.

Key words: Data mining, predictive maintenance, break downs prediction, decision tree (J48).

Références bibliographiques

Références bibliographiques

REFERENCES CHAPITRE I

- [I.1] **M.Kantardzic**. "Data Mining – Concepts, Models, Methods, and Algorithms". IEEE Press, Piscataway, NJ, USA, 2003.
- [I.2] **Fayyad U, Piatetsky-Shapiro G, Smyth P**, "From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases", Advances in Knowledge Discovery and Data Mining, MIT Press, 1:pp 1-36, 1998.
- [I.3] **Med, H, Haddad**, "Extraction et impact des connaissances sur les performances des systèmes de recherche d'information", thèse Université Joseph Fourier- Grenoble1, 2002.
- [I.4] **S. M. Weiss and N. Indurkha**, Predictive Data Mining: Morgan Kaufmann, 1997.
- [I.5] **J. Han, M. Kamber, and J. Pei**, "Major Tasks in Data Preprocessing," in Data Mining Concepts and Techniques, 3 ed: Morgan Kaufmann, 2011.
- [I.6] **L. Breiman**, "Bagging Predictors," Machine Learning, vol. 24, pp. 123-140, 1996.
- [I.7] **L. Breiman**, "Random Forests," Machine Learning, vol. 45, pp. 5-32, 2001.
- [I.8] **R. Meir and G. Rätsch**, "An Introduction to Boosting and Leveraging," vol. 2600, pp. 118-183, 2003.
- [I.9] **Y. Freund, R. Iyer, R. E. Schapire, and Y. Singer**, "An efficient boosting algorithm for combining preferences," The Journal of Machine Learning Research, vol. 4, pp. 933-969 2003
- [I.10] **C. Lemke, M. Budka, and B. Gabrys**, "Metalearning: a survey of trends and technologies," ArtifIntell Rev, vol. 44, pp. 117-130, 2015.
- [I.11] **D. H. Wolpert**, "Stacked generalization," Neural Networks, vol. 5, pp. 241-259, 1992.
- [I.12] **J. Gama and P. Brazdil**, "Cascade Generalization," Machine Learning, vol. 41, pp. 315-343, 2000.
- [I.13] **G. Piatetsky**. (2016). Where Analytics, Data Mining, Data Science were applied in 2016.
- [I.14] **Dr. Abdelhamid DJEFFAL**, Cours Fouille de données avancée, Master 2 IDM, Année Universitaire 2012/2013.
- [I.15] **P. Chapman, J. Clinton, R. Kerber, T. Khabaza, T. Reinartz, C. Shearer, and R. Wirth**, CRISP-DM 1.0 : Step-by-step data mining guide, 2000.
- [I.16] **S. Kudyba**. Managing data mining: advice from experts. CyberTech Publishing, 2004.
- [I.17] **D. Pyle**. Data preparation for data mining, volume 1. Morgan Kaufmann, 1999.
- [I.18] **G. Dong and J. Pei**. Sequence data mining. Springer-Verlag New York Inc, 2007.
- [I.19] **M. J. Berry, G. S. Linoff**, Data Mining Techniques For Marketing, Sales, and Customer Relationship, Management, Second Edition, 2004.

Références bibliographiques

- [I.20] **M. J. Berry, G. S. Linoff**, Mastering Data Mining: The Art and Science of Customer Relationship Management, 2000.
- [I.21] **D.T. Larose**, Discovering Knowledge In Data: An Introduction to Data Mining, Central Connecticut State University, 2005.
- [I.22] **B. Agard, A. Kusiak**, Exploration Des Bases De Données Industrielles À L'aide Du Data Mining – Perspectives, 9ème Colloque National AIP PRIMECA, avril 2005.
- [I.23] **S. Prabhu, N. Venkatesan**, Data Mining and Warehousing, New Age International (P) Ltd., Publishers, New Delhi, 2007.
- [I.24] **G. Calas**, Études des principaux algorithmes de data mining, Spécialisation Sciences Cognitives et Informatique Avancée, France.
- [I.25] **S. Bourazza**, Variantes d'algorithmes génétiques appliquées aux problèmes d'ordonnancement, 2006.
- [I.26] **Ph. Preux**, Fouille de données : Notes de cours, Université de Lille 3, 9 octobre 2008.
- [I.27] **R.Gilleron, M. Tommasi**, Découverte de connaissances à partir de données, 2000.
- [I.28] **O. El Ganaoui, M. Perrot**, Segmentation par régions: une méthode qui utilise la classification par nuées dynamiques et le principe d'hystéresis, 31 decembre 2004.

REFERENCES CHAPITRE II

- [II.1] **ANTER LEBIDI**, « Développement de la production d'un système électromécanique par une proposition d'une politique de maintenance efficace » Mémoire de Master en génie électrique, université de M'sila, 2014
- [II.2] **AYAD MOULOUD**, «Recherche de signatures robustes des défauts dans une Machine tournante à travers l'analyse de signaux Vibratoires» mémoire de doctorat en génie électronique, université ferhatabbas – sétif – 1 –, 2015
- [II.3] **KHEMCHANE NOUR, TIZAOUI AREZKI**, «technique de diagnostic des défauts statoriques d'un moteur asynchrone» mémoire de master en génie électrique, université Abderrahmane mira – Bejaia ,2017
- [II.4] **M.BARIKI, B. BENAOUN** ; « Etude Thermodynamique et Maintenance de la Turbine à gaz SGT400 », Mémoire master, Université KasdiMerbah-Ouargla, 2016.
- [II.5] **IVANOV Alexei, VARNIER Christophe, ZERHOUNI Noureddine**. «Ordonnancements des activités de maintenance dans un contexte distribué ». 4e Conférence Francophone de Modélisation et Simulation "Organisation et Conduite d'Activités dans l'Industrie et les Services" MOSIM'03 – Toulouse (France), du 23 au 25 avril 2003.
- [II.6] **DEFDAF ABD ELHAK, FAID OMAR**, «optimisation de la Fiabilité d'un système électromécanique» mémoire de master en génie électrique UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF DE M'SILA – M'sila ,2018

Références bibliographiques

[II.7] **Yannick P ENCOLE** « Diagnostic des systèmes à événements discrets : application aux réseaux de télécommunications ». Thèse de doctorat d'université. Université de Rennes France. Juin 2002.

[II.8] **T.KEMPOWSKY** « Surveillance de Procédés à base de Méthodes de Classification : Conception d'un Outil d'aide pour la Détection et le diagnostic des Défaillances », thèse doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, 2004.

[II.9] **S. BENAMMAR** « Diagnostic des défaillances dans les systèmes industriels », mémoire magister, Université M'hamedBougara- Boumerdes, 2010.

[II.10] **Dubuisson, B., E. Boutleux, P. Dague, T. Denoex, E. Didelet, Y. Gandvalet et M. Masson** (2001). Diagnostic, Intelligence Artificielle et reconnaissance de formes, Ed. Hermes.

[II.11] **I.HARROUZ, K.YAHIA LAHSSENE** « Surveillance et diagnostic automatisé de la turbine à gaz MS 5002B par l'approche des réseaux de neurones artificiel », mémoire master, Ecole National Supérieur de Technologie, 2016.

REFERENCES CHAPITRE III

[III.1] **T. Dereli, I. H. Filiz and A. Baykasoglu**, «Optimizing cutting parameters in process planning of prismatic parts by using genetic algorithms », international journal of production research, vol. 39, N°15, 3303-3328, 2001.

[III.2] **Office de la formation professionnelle et de la promotion du travail**, résumé théorique & guide de travaux pratique, module 3, « Réalisation des opérations de base en fraisage » Maroc.

[III.3] **Samir Benarabi, ChouchaniAbidi Brahim**, «Optimisation du choix des outils de coupe pour l'usinage des poches quadrilatères en 2D $\frac{1}{2}$ », mémoire de fin d'étude, université KasdiMerbah, Ouargla,2010.

[III.4] **Gilles Prod'Homme**, «Commande numérique des machines-outils» technique de l'ingénieur, traité génie mécanique, B 7130, pp.3, 1997.

[III.5] **A. Toumine**, éléments de cours : usinage v1.1, Cours de Fabrication, «usinage par enlèvement de copeaux ».

Références bibliographiques

REFERENCES CHAPITRE IV

[IV.1] **NASRI Djamel et TALEB Elyamine**, « Etude de Maintenance des MachinesÉlectriques Tournantes », mémoire de master, université Mohamed Boudiaf – M’sila, 2018.

[IV.2] **RANA BOUSLAMA**, « Vers un système d’aide à la décision pour la conception en génie logiciel : une approche basée sur les », mémoire de maîtrise en informatique, Université du Québec, Montréal, 2012

[IV.3] **R. Quillan**: Algorithme C4.5: Programs for Machine Learning, 1993.