



الجمهورية الجزائرية
الديمقراطية الشعبية
Republique Algerienne Democratique Et Populaire



وزارة التعليم العالي والبحث
العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة العربي
التبسي - تبسة

Université Larbi Tébessi- Tébessa –

Faculté des Sciences et de la Technologie

Departement De Genie Electrique

MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du **diplôme de Master Académique**

En : **Automatique**

Spécialité : **Automatique et Systèmes**

Par :

BOUKHECHEM Fadhila & ROUAINIA Nassim

Sujet

SELECTION DES PARAMETRES ET SEPARATEUR A VASTE MARGE POUR LE DIAGNOSTIC DES DEFAUTS DANS LES ROULEMENTS A BILLES

Devant le jury composé de :

M. AMIEUR Toufik	MCA, Université Larbi Tébessi- Tébessa –	Président
M. THELAIDJIA Tawfik	MCB, Université Larbi Tébessi- Tébessa –	Rapporteur
M. KHEMAISSIA Seddik	Professeur, Université Larbi Tébessi- Tébessa –	Examineur

Promotion : 2020/2021

ملخص:

أصبحت الصيانة الصناعية ضرورية في المصانع، وذلك لتفادي الأعطاب الغير متوقعة وبالتالي تسهيل عملية التدخل لتصليح العطب في إطار هذا البحث اقترحنا مقارنة لتصنيف الأعطاب المختلفة للمدحرجات.

الطريقة المقترحة تعتمد على استخراج الخصائص الإحصائية انطلاقا من الاشارات الاهتزازية للمحاور الثلاثة، ومن بعدها استخدام تحليل التمييز الخطي من أجل تقليص هذه الخصائص الإحصائية، و أخيرا مرحلة تصنيف الأعطاب باستخدام طريقة "الفواصل ذات الهوامش الواسعة".

لقد اثبتت النتائج المتحصل عليها فعالية الطريقة المستخدمة في تصنيف الأعطاب المختلفة للمدحرجات

الكلمات المفتاحية:

تحليل التمييز الخطي، مجسمات الاهتزازات ثلاثية الابعاد ، المدحرجات، الفواصل ذات الهوامش الواسعة.

Résumé :

Dans ce travail nous avons appliqué une approche pour la classification des défauts de roulements et ce en utilisant un accéléromètre trois axes.

L'approche proposée utilise les paramètres statistiques pour l'extraction des paramètres à partir des signaux vibratoires des trois axes. Ensuite, l'algorithme basé sur l'analyse discriminant linéaire (LDA) est employé pour la réduction du vecteur d'entrée. Finalement les séparateurs à vaste marge seront utilisés pour assurer la phase de classification.

Les résultats obtenus montrent l'efficacité de la méthode proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements à bille.

Mots clés : Analyse discriminant linéaire; accéléromètre trois axes ; Roulement à billes ; les séparateurs à vaste marge.

Abstract:

In this work a new approach based on tri-axial accelerometer is developed for bearing fault diagnosis.

The suggested approach consists of two main steps viz; dimensionality reduction and classification.

In the first step statistical parameters are extracted from three axes, then linear discriminant analysis (LDA) is employed for dimensionality reduction. Finally support vector machine is used to automate the classification of the different conditions.

The obtained results show the effectiveness of the suggested approach for bearing fault diagnosis.

Keywords:

Linear discriminant analysis, Tri-axial accelerometer, Roller bearing, Support vector machine.

Remerciement

Le grand remerciement revient à Dieu qui nous a donné la force et le courage afin de Réaliser et terminer ce modeste travail.

Nous voudrions exprimer notre gratitude envers nos chères familles pour tout ce qu'ils ont fait pour nous.

Nous tenons à remercier vivement notre encadreur, Docteur THELAIDJIA Tawfik pour nous avoir encadré, encouragé et conseillé, durant la période du mémoire.

Nous remercions Docteur AMIEUR Toufik d'être intéressé à notre travail et d'avoir bien voulu présider le jury de ce mémoire.

Nous remercions le Professeur KHEMAISSIA Seddikpour avoir accepté d'être l'examineur de ce mémoire

Nous remercions tout le personnel et les enseignants du département Génie Electrique.

Par la même occasion, Nous remercions vivement tous nos amis sans exception, ainsi que toutes les personnes qui de près ou de loin, ont Contribué à la réalisation de ce travail.

Dédicace

Je dédie ce mémoire :

❖ A ma-grande mère SOUALMIA Fatima et mon grand-père SOUALMIA Belhirpour leurs encouragements, leurs amours, et leurs soutiens lors des moments difficiles.

❖ A toute ma famille

❖ A mes amis : ROUMAÏSSA, ASSIA, LOUBNA et NOUR.

❖ A mon binôme NASSIM

FADHILA

Dédicace

Je dédie ce modeste travail :

❖ *A toute ma famille*

❖ *A mes amis : TOUFIK, MOHAMED et AHMED.*

❖ *A ma collègue FADHILA*

NASSIM

Table des matières

Table des figures

Liste des tableaux

Préface	1
Chapitre 01: Diagnostic par reconnaissance des formes	3
1. Introduction	3
2. L'architecture globale d'un système de surveillance	3
2.1. Système de surveillance.....	3
2.2. La perception.....	5
2.3. Le diagnostic.....	5
2.4. Quelques approches pour le diagnostic	6
3. Système de diagnostic par reconnaissance des formes	7
3.1. Les approches de reconnaissance de formes.....	7
3.2. Principe et formulation.....	7
4. Construction d'un système de reconnaissance de formes.....	9
4.1. Phase d'analyse	10
4.1.1. Détermination de l'espace de représentation	10
4.1.2. Détermination de l'espace de décision.....	11
4.1.3. Réduction de la dimension de l'espace de représentation..	11
4.2. Phase de choix d'une méthode de décision	12
4.3. Phase d'exploitation.	12
4.3.1. Évaluation du système de diagnostic	12
5. Conclusion	13

Chapitre 02: Séparateur à vaste marge.....	14
1. Introduction.....	15
2. Le cas des données linéairement séparables.....	15
2.1.Recherche de la solution	17
3. Extension au cas non-linéairement séparable	19
3.1.Recherché de la solution	20
4. Elaboration des Supports Vector Machines non linéaires	21
5. Exemples de noyaux reproduisant	21
5.1. Noyaux polynômiaux	22
5.2. Noyaux exponentiels	22
5.3. Noyaux sigmoïdaux	22
5.4. Noyaux gaussiens.....	22
5.5. Noyaux linéaires	23
6. Multi classification par les séparateurs à vaste marge	23
6.1.Multi classification par l’approche un contre tous.....	23
6.2.Multi classification par l’approche un contre un.....	24
7. Les domaines d'applications des SVM.....	24
7.1.Les avantages et les inconvénients des SVM.....	24
7.1.1. Les avantages	24
7.1.2. Les inconvénients	25
8. Conclusion	25
Chapitre03: Application au diagnostic des défauts de roulement.....	26
1. Introduction	27
2. Généralités sur les roulements	27
2.1.Constitution des roulements	27
2.2.Types et caractéristique des roulements.....	28

2.2.1. Les roulements à gorge profonde.....	28
2.2.2. Les roulements à contacte oblique.....	29
2.2.3. Les roulements à auto aligneurs.....	30
2.2.4. Roulements à rouleaux cylindriques.....	30
2.2.5. Roulements à rouleaux coniques	31
2.2.6. Roulements à aiguilles.....	31
2.3. Modes de dégradations d'un roulement	32
2.3.1. Effets des contraintes mécaniques	32
2.3.2. Défauts de montage	33
2.3.3. Corrosion	34
2.3.4. La contamination.....	34
2.3.5. Défaut de lubrification	35
2.3.6. Température de fonctionnement	36
2.4. Cinématique de défaut de roulement et Fréquences caractéristique	37
2.4.1. Défaut sur la bague extérieure.....	37
2.4.2. Défaut sur la bague intérieure	37
2.4.3. Défaut sur la cage.....	37
2.4.4. Défaut sur l'élément roulant.....	37
3. Base de données.....	38
4. Données temporelles	42
5. Méthode proposé.....	43
5.1. Extraction des paramètres.....	43
5.1.1. Kurtosis.....	43
5.1.2. Skewness.....	44
5.1.3. Moments.....	44
5.1.4. Variance	45
5.1.5. La moyenne.....	45
5.1.6. La convergence.....	45

5.1.7. L'écart-type.....	45
5.2. Réduction de dimension par Analyse Discriminante Linéaire (LDA).....	45
6. Diagnostic des défauts dans les roulements	47
7. Conclusion.....	51
Conclusion générale.....	53
Références bibliographiques.....	54

Table des figures

Figure	page
Figure (1.1): L'architecture globale d'un système de surveillance.	04
Figure (1.2): Espace de dimension	08
Figure (1.3): Notations de classes en reconnaissance des formes	09
Figure (1.4): Système de reconnaissance des formes	09
Figure (1.5): Phase d'analyse à constitution du vecteur forme	10
Figure (2.1):Principe des SVM dans le cas où les deux classes sont linéairement séparables	16
Figure (2.2): Cas linéairement non séparables	20
Figure (3.1):Différents composent d'un roulement	28
Figure (3.2):Les roulements à bille à George profond.	29
Figure (3.3):Les roulements à bille à contacte oblique	29
Figure (3.4):Les roulements à bille auto aligneurs	30
Figure (3.5):Un roulement à rouleau cylindrique.	31
Figure (3.6):Un roulement à rouleau conique.	31
Figure (3.7):Un roulement à rouleau aiguille.	32
Figure (3.8):Dégradations dues à des surcharges mécaniques.	33
Figure (3.9):Ecaillage d'une piste de roulements.	33
Figure (3.10):La corrosion du roulement	34
Figure (3.11):Présence de contamination sur la bille et piste de roulement.	35
Figure (3.12):L'effet de la lubrification sur les roulements.	35
Figure (3.13):Emplacement des sondes de température dans le roulement	36

Figure (3.14): Représentation schématique de la géométrie interne d'un roulement à une rangée de billes	38
Figure (3.15): Banc d'essai.	39
Figure (3.16): Représentation temporelle des signaux vibratoire d'un roulement	42
Figure (3.17): Méthode proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements à bille	43
Figure (3.18): Représentation du LDA	46
Figure (3.19): Logigramme de la méthode proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements à bille.	48
Figure (3.20): Représentation de la moyenne en fonction du kurtosis des sept classes du roulement (Données d'apprentissage)	50
Figure (3.21): Représentation de la moyenne en fonction du kurtosis des sept classes du roulement (Données de teste)	51

Liste des tableaux

Tableau	Page
Tableau(3.1): Principales propriétés des roulements à rouleaux	39
Tableau(3.2): Liste de différent défaut de roulement	40
Tableau(3.3): Fréquence caractéristique du roulement B_1 dans différentes conditions de vitesse de rotation	40
Tableau (3.4): Traitements pour SVM	49

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale:

Dans ces dernières années, la surveillance et le diagnostic des machines tournantes sont devenus un outil efficace pour détecter de façon précoce les défauts et en suivre l'évolution dans le temps. La maintenance des machines nécessite une bonne compréhension des phénomènes liés à l'apparition et au développement des défauts. Détecter l'apparition d'un défaut à un stade précoce et suivre son évolution présente un grand intérêt industriel [17].

En effet, il existe un vaste choix de techniques utilisée pour diagnostic des machines on peut citer la thermographie infrarouge, la détection ultrasonore et l'analyse des vibrations mécaniques. L'analyse vibratoire représente la technique la plus utilisée pour élaborer un système de diagnostic [15], [20].

De nombreuses études statistiques ont montré que les roulements sont la principale source de la plupart des défauts mécaniques dans les machines tournantes, avec plus d'un tiers des totales des pannes [26], [11].

Plusieurs travaux ont été effectués pour la conception d'un système automatique pour le diagnostic des défauts dans les roulements [1], [22], [23].

Ce travail de mémoire s'inscrit dans le diagnostic de défauts liés aux roulements. La technique suggérée repose sur l'analyse des vibrations enregistrées avec des accéléromètres mis en place pour le diagnostic. Nous nous plaçons dans une approche "sans modèle" utilisant des méthodes de reconnaissance de formes (RDF).

Ce mémoire s'articule autour de de trois chapitres :

- ✓ Le premier chapitre est consacré au diagnostic par reconnaissance des Formes (RDF). Sa définition, sa formulation et ses principes sont décrits. Les différentes Phases pour construire un système par RDF sont aussi illustrées. La dernière phase du Processus de diagnostic par RDF consiste en une étape de classification. Pour notre application, Étant donné que les classes de défauts sont connues préalablement (classes étiquetées), nous avons adopté la classification supervisée.
- ✓ Le deuxième chapitre est consacré à la présentation la méthode de classification basée sur les séparateurs à vaste marge (SVM), inspirées de la théorie statique de l'apprentissage de Vladimir Vapnik qui tente de minimiser les erreurs d'apprentissage tout en maximisant la marge séparant les données des classes. Les cas des données linéairement séparables et non- linéairement séparables sont représentés.

- ✓ Le troisième chapitre est consacré à présenter, dans un premier temps, des généralités sur le roulement, sa définition, leur différents types, leur modes de dégradation du roulement. Dans un second temps, nous exposerons les différentes étapes intervenantes dans la conception de l'approche proposée pour le diagnostic automatique de l'état des roulements. Nous commencerons par l'extraction des paramètres statistiques. Puis la technique de réduction de dimension est assurée par l'approche basée sur l'analyse discriminante linéaire (LDA).

Après la construction du vecteur forme les séparateurs à vaste marge (SVM) seront appliqués pour discriminer les différentes classes. Les résultats obtenus seront interprétés et discutés.

CHAPITRE I :
DIAGNOSTIC PAR RECONNAISSANCE DES
FORMES

1. Introduction:

Dans le cas des processus industriels, une grande quantité des pannes et une diminution de la production sont en général le résultat d'une défaillance dans le procédé qui n'a pas été corrigée à temps. Actuellement, il y a plusieurs intérêts, pas seulement économiques, à avoir un bon fonctionnement de ces processus. Si une défaillance est détectée au tout début de son apparition ou même anticipée, de grands dommages voire même des catastrophes peuvent être évitées. La détection et le diagnostic des défaillances pour ces processus industriels sont donc d'un intérêt capital. Le but de ce chapitre est de détailler et d'expliquer les systèmes de diagnostic par reconnaissance de forme correspondant à la nature de nos données.

La première étape du chapitre illustre la stratégie de surveillance qui peut être mise en place pour répondre aux besoins industriels. La deuxième étape du chapitre introduit la notion de diagnostic et passe en revue les différentes approches de diagnostic afin de se positionner par rapport à ce qu'on trouve dans la littérature scientifique.

2. L'architecture globale d'un système de surveillance:

2.1. System de surveillance:

La surveillance des systèmes, en vue d'assurer un bon fonctionnement, consiste à suivre et à piloter un processus automatisé. Pour assurer un bon fonctionnement, nous nous intéressons à la localisation de toutes défaillances (défauts) dans le système surveillé [9].

Lors de la surveillance d'un système, nous devons assurer les tâches suivantes :

- Détection et isolation des défauts.
- Diagnostic des causes et de l'influence du défaut sur le composant concerné et sur le système entier.
- Reconfiguration et retour au fonctionnement normal du système.

La surveillance d'un processus industriel vise à garantir sa fiabilité, sa maintenabilité et sa disponibilité. La figure (1.1) présente l'architecture générale d'un système de surveillance.

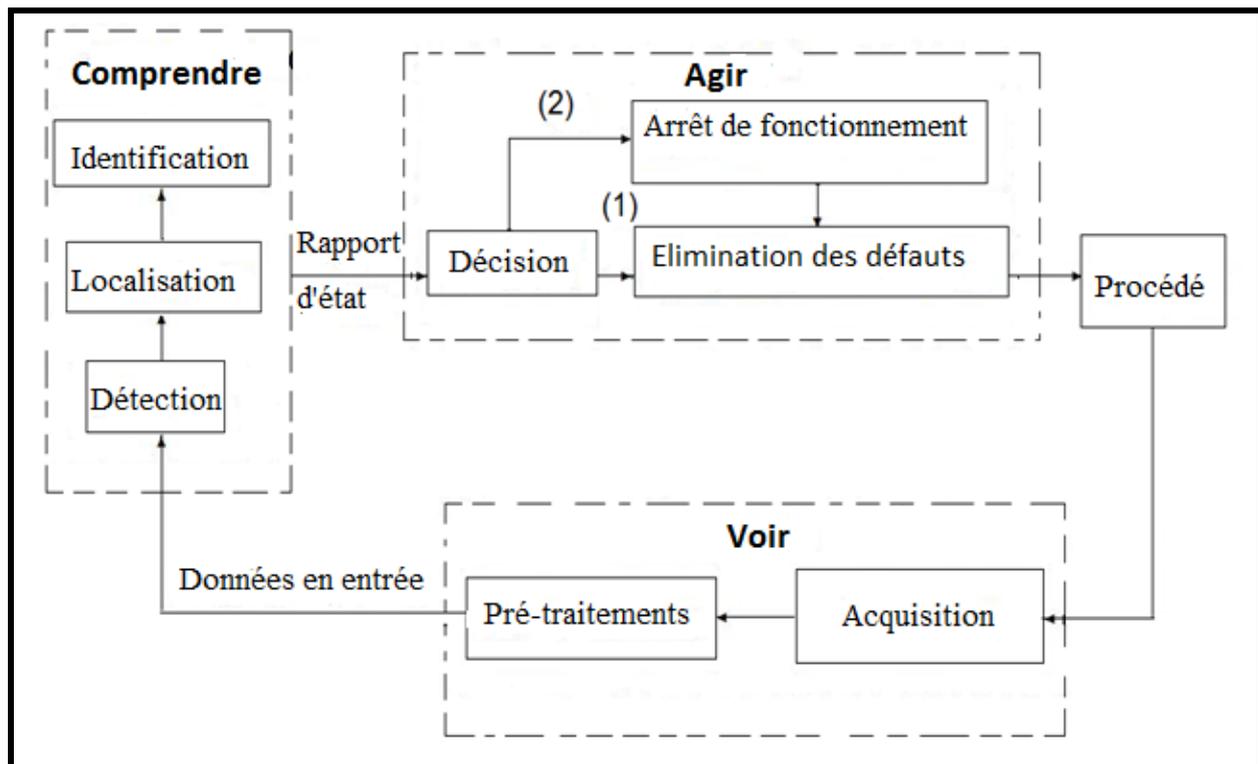


Figure (1.1) : L'architecture globale d'un système de surveillance.

L'état (1) représente un arrêt momentané du processus avec une reprise presque immédiate. Par contre dans l'état (2), la situation est plus grave et nécessite un arrêt de fonctionnement du processus.

On y retrouve les trois grandes fonctions - "Voir", "Comprendre" et "Agir" nécessaires à une bonne surveillance telle que résumée dans [8]. Les deux tâches essentielles en diagnostic sont donc l'observation des symptômes de défaillance ainsi que l'identification de la cause de défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur des observations acquises sur le système. À partir des informations disponibles sur son état de fonctionnement, l'objectif est de détecter, localiser et identifier les défaillances qui peuvent affecter sa sûreté de fonctionnement. Généralement sur un procédé global, on distingue trois familles principales de défauts : sur le procédé, sur les actionneurs ou sur les capteurs. Une bonne procédure de surveillance doit être capable de traiter un défaut affectant aussi bien le système physique proprement dit, que l'un de ses organes de conduite (actionneurs, capteurs). Dans la plupart des cas, la surveillance se base sur des systèmes de traitement d'alarmes. Ce système de traitement d'alarmes est l'outil de base pour aider l'opérateur dans sa tâche de surveillance. L'utilisation d'un système de surveillance basé sur des techniques plus évoluées permettra de

pallier ces limites. On s'intéresse donc aux deux étapes élémentaires : la perception et le diagnostic, qui seront décrites dans les paragraphes suivants.

2.2. La perception:

L'étape de perception constitue la source principale des informations sur le système. Le perceptron est composé de deux phases : Une phase d'acquisition des données qui consiste à déterminer la configuration matérielle (le type, le nombre de capteurs à utiliser et la période d'échantillonnage, etc.) nécessaire pour le recueil des signaux sur le système étudié. Les signaux acquis doivent fournir l'information utile afin de juger de l'état de fonctionnement dans lequel se trouve le système. Cette première phase est suivie d'une phase de conditionnement des signaux (filtrage, débruitage,...). Cette première étape constitue l'étape d'acquisition des signaux vibratoires. Les résultats de cette étape de perception représentent l'information a priori sur le fonctionnement du système étudié et seront utilisés par le module de diagnostic [24].

2.3. Le diagnostic:

De nombreuses définitions sont proposées pour le terme de diagnostic, celle du dictionnaire Robert est rigoureusement étymologique : « action de déterminer une maladie d'après ses symptômes ». L'origine de ce mot provient de deux mots grecs, «dia » qui signifie « par » et « gnosis » qui signifie « connaissance » [24].

Dans l'industrie, le diagnostic est défini par l'ensemble d'actions visant à évaluer un procédé (système) et identifier la cause probable des défaillances à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test de son fonctionnement.

Le diagnostic est en principe défini comme un processus à trois phases :

- détection du mode de fonctionnement.
- qualification du mode de fonctionnement.
- décision à partir de la reconnaissance du mode de fonctionnement.

La mission pour laquelle le système a été conçu, peut être totalement remplie, partiellement remplie ou non remplie, cela dépend du mode de fonctionnement. Un système est dit

diagnosticable s'il est susceptible d'être soumis à un diagnostic, il doit alors être muni d'organes d'observation (capteurs) et d'un système d'analyse pour étudier les informations fournies. D'une manière générale, fournir un diagnostic sur système consiste à faire une comparaison entre l'information mesurée, lors du fonctionnement réel du système, et la connaissance a priori de ses modes de fonctionnement. D'une bonne approche de diagnostic doit être capable de détecter les défauts de faible amplitude avant que ceux-ci ne se propagent dans tout le système et n'entraînent des pannes.

2.4. Quelques approches pour le diagnostic :

Les méthodes de diagnostic à base de modèles analytiques reposent sur le suivi des paramètres et des grandeurs de la machine, au moyen d'algorithmes d'observation. Le principal avantage de ces méthodes réside dans l'intégration d'une connaissance a priori du système et donc un filtrage de l'information. Les méthodes sans modèle, basées sur l'extraction d'informations, exploitent le traitement des signaux mesurés (les signaux mesurables tels que la vitesse, les vibrations, les émissions sonores, etc...) peuvent fournir des informations significatives sur les défauts [19].

À partir de ces grandeurs caractéristiques du fonctionnement, la mise en œuvre de méthodes décisionnelles permet de concevoir des systèmes de surveillance et/ou de diagnostic.

Les performances de ces méthodes sont étroitement liées à la pertinence des indicateurs de défauts retenus et à la finesse d'analyse des mesures (la perception).

Dans ce qui suit, nous passons en revue quelques approches utilisées pour le diagnostic, elles peuvent être classées comme suit :

- 1) Les méthodes basées sur des modèles analytiques ou mathématiques qui peuvent être issus de différents domaines :
 - traitement du signal : séries temporelles, analyse spectrale, analyse temps-fréquence,...etc.
 - automatique : observateurs, filtrage de KALMAN, ...etc.
- 2) Les méthodes symboliques : les systèmes experts,... etc.
- 3) Les méthodes basées sur la reconnaissance des formes : approches statistiques, approches floues.

3. Système de diagnostic par reconnaissance des formes:

Les méthodes de reconnaissance des formes constituent des outils privilégiés pour classer ou identifier des signatures (signaux) associés à un fonctionnement sain ou avec défaut d'un système. La reconnaissance des formes (RDF) est un des nombreux aspects de l'intelligence artificielle, A partir d'un ensemble de données ou d'informations apprises, elle offre la possibilité d'interpréter toute nouvelle observation (ou forme). Les observations déjà connues sont regroupées en classes, constituant des prototypes auxquels la nouvelle observation est comparée pour être identifiée. Les algorithmes utilisés permettent donc de classer des observations dont les propriétés ont varié par rapport à une observation type.

3.1. Les approches de reconnaissance de formes:

La reconnaissance de forme est un des nombreux axes de l'intelligence artificielle, elle permet en se basant sur un ensemble de données apprises, d'interpréter toute nouvelle observation (forme). Les données apprises sont stockées sous forme de classes appelées prototypes, une nouvelle observation sera comparée à ces prototypes et ensuite elle sera attribuée à l'un de prototypes. En reconnaissance de forme, on distingue deux approches :

Reconnaissance de forme structurelle (Friedman, et al. 1999) fondée sur la théorie des langages et des automates, et reconnaissance de forme statistique (FUKUNAGA, 1972)[2] fondée sur la théorie des statistiques de décision.

Le premier type utilise les propriétés grammaticales pour caractériser les formes et les hypothèses sur les distributions des données à l'intérieur des classes. Tandis que le deuxième se base sur les formes numériques étudiées. Dans notre cas, on s'intéresse au deuxième type qui est la reconnaissance de formes statistiques.

3.2. Principe et formulation:

Une forme est une observation réalisée sur le processus. Elle est caractérisée par un ensemble de d paramètres, et représentée par un point dans l'espace de dimension d défini par les différents paramètres (espace de représentation). Comme les paramètres sont souvent des nombres réels, une forme ' i ' peut être représentée par un vecteur:

$X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}]$ de \mathbb{R}^d (Voir la figure suivante (1.2)) [4].

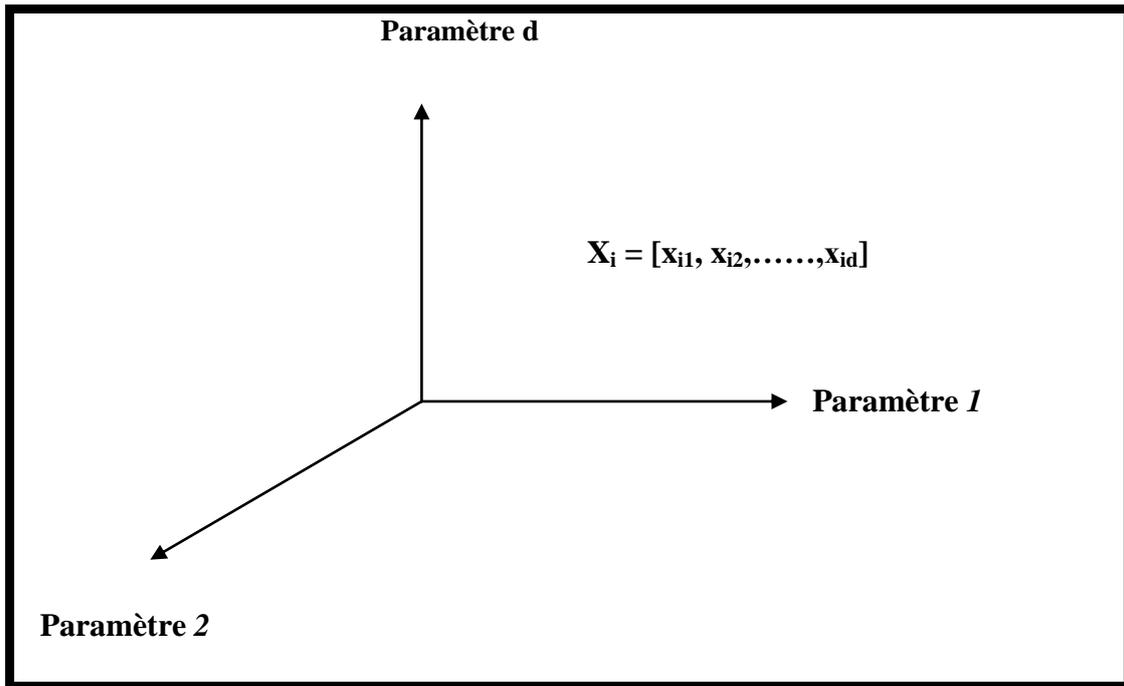


Figure (1.2) : Espace de dimension

Les formes types (ou prototypes) sont des points représentatifs de cet espace, et le problème de la reconnaissance consiste à associer une forme observée à une forme type connue. A cause des perturbations (bruit de mesure, précision des capteurs...), une nouvelle observation sera rarement identique à l'un des prototypes, afin de traduire l'influence du bruit, les classes ($n_1, n_2, \dots, n_c, \dots, n_M$) correspondent à des zones dans l'espace, et ce comme illustré par la figure (1.3).

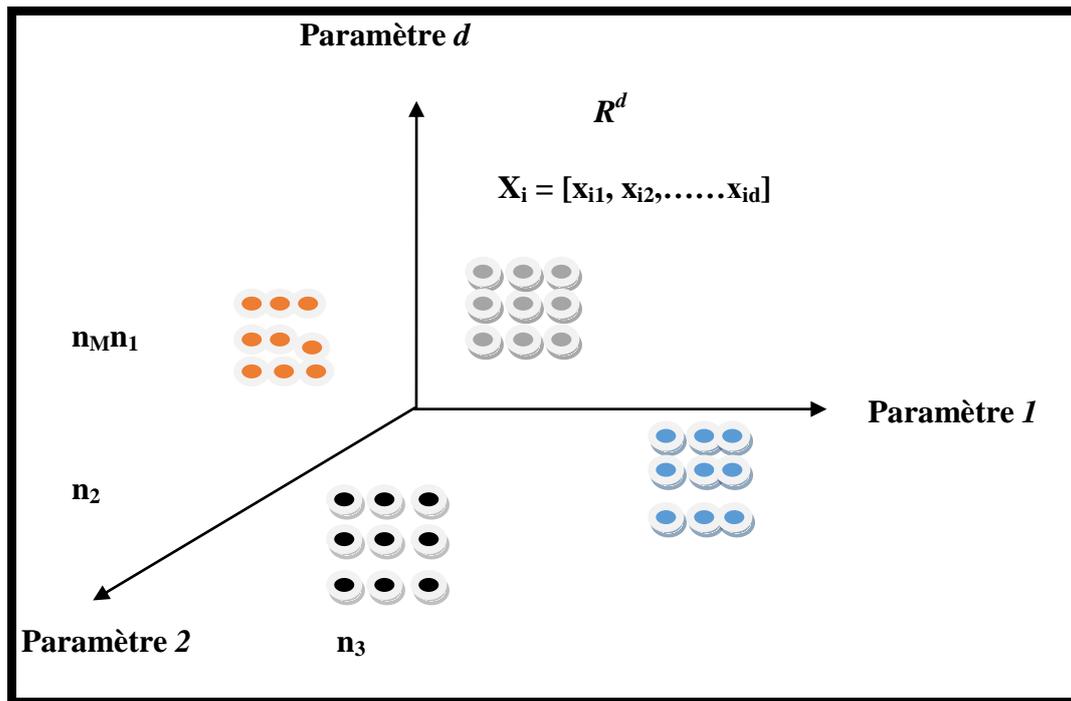


Figure (1.3) : Notions de classes en reconnaissance des formes

4. Construction d'un système de reconnaissance de formes:

Un système de reconnaissance des formes se décompose généralement en cinq étapes séquentielles, et ce comme représenté dans le schéma suivant :

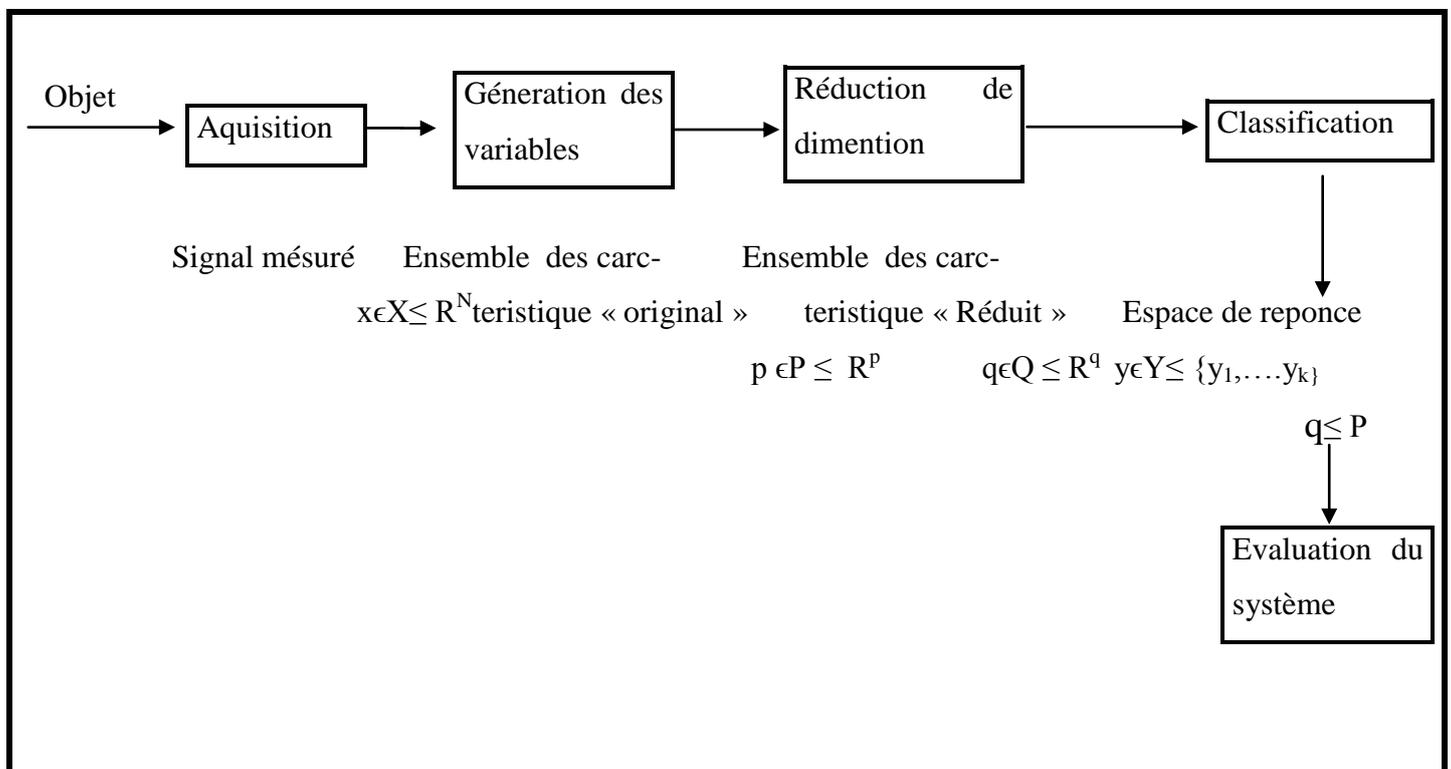


Figure (1.4) : Système de reconnaissance des formes

Nous les regroupons en trois phases principales : phase d'analyse, phase de choix de la méthode de décision et enfin la phase d'exploitation.

4.1. Phase d'analyse :

L'objectif principal de cette phase est d'étudier les observations (informations) en provenance de capteurs implantés sur le système. Généralement ces informations sont fournies sous forme de signaux qui nécessitent une étape d'extraction de valeurs numériques. Le schéma suivant résume cette phase :

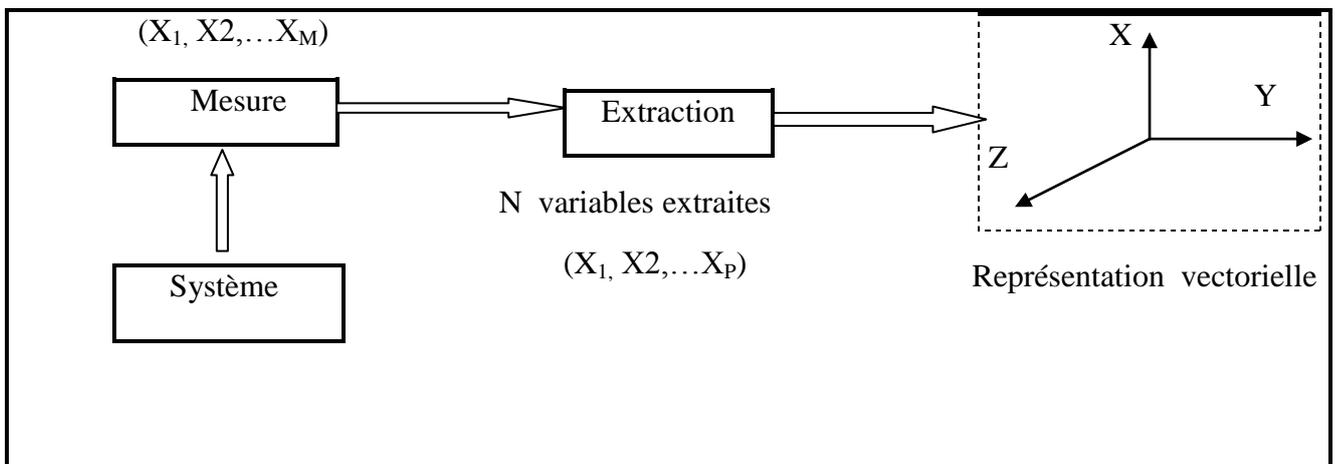


Figure (1.5) : Phase d'analyse à Constitution du vecteur forme

On doit regrouper les N observations disponibles en M classes. Le résultat de ce regroupement constitue l'ensemble d'apprentissage.

4.1.1. Détermination de l'espace de représentation :

Il s'agit de construire le vecteur forme x , les données collectées par le module de perception sont des vecteurs réalisations de variables qui correspondent à des mesures réalisées sur un système physique ou à des informations collectées. Lors d'une observation d'un phénomène, ces variables ne sont pas toutes aussi informatives. L'étape de génération est définie comme la transformation initiale qui vient après la mesure du signal, produisant un ensemble original de paramètres dénoté $p \in P \subset R^p$. On utilise en général des méthodes d'analyse de données ou de traitement du signal pour effectuer cette transformation, chaque observation effectuée à un instant donné sera caractérisée par l'ensemble de p variables $x = (x_1, x_2, \dots, x_p)$. L'objectif fondamental est de chercher les informations importantes du signal acquis.

En diagnostic, l'étape de caractérisation des états de fonctionnement du système consiste à traiter les mesures recueillies lors de la phase d'acquisition pour extraire une représentation stable et concise, nécessaire à la mise en forme des caractéristiques du fonctionnement normal ou anormal du système. Elle représente le fruit de l'expérience acquise sur le processus et conditionne le succès du système de diagnostic par reconnaissance de formes.

4.1.2. Détermination de l'espace de décision :

Le diagnostic par reconnaissances des formes est réalisé en utilisant une méthode de classification qui associe une nouvelle observation à une classe correspondant à un mode de fonctionnement. Les méthodes de classification se divisent généralement en deux familles : les méthodes supervisées, et les méthodes non supervisées. Lorsque la classe d'origine de chaque observation ou vecteur forme est connue, l'espace de décision est parfaitement connu et l'apprentissage peut être effectué en mode supervisé. Il s'agira dans ce cas de définir chaque classe par des caractéristiques géométrique (centre de gravité,...) ou statistique (fonction de densité de probabilité). L'objectif est alors de définir des règles d'affectation pour une forme inconnue x à l'une des M classes ainsi on parle de prédiction en statistique et de classement en reconnaissance de formes (RDF). On utilise également le terme discriminateur ou classificateur pour désigner une règle d'affectation, c'est à dire l'ensemble de toutes les classes possibles, si l'on dispose de N observations déjà recueillies sur le système (ensemble d'apprentissage) et pour lesquelles on connaît à priori la classe d'origine, c'est à dire le mode de fonctionnement correspondant, l'espace de décision est parfaitement déterminé, il s'agit d'une RDF en mode supervisé. Le principe est de classer les nouvelles observations, de telle façon que les observations d'une même classe soient semblables et que celles de classes différentes soient dissemblables [7].

4.1.3. Réduction de la dimension de l'espace de représentation:

La réduction de la dimension du vecteur forme consiste à rechercher un sous-ensemble de d' paramètres ($d' < d$), qui conserve le mieux possible la séparation des classes de l'ensemble d'apprentissage initial, cette réduction de l'espace de représentation peut être réalisée soit par des méthodes d'extraction de paramètres soit par des méthodes de sélection de paramètres. L'extraction consiste à définir de nouveaux paramètres à partir des d paramètres initiaux, du point de vue diagnostic, les méthodes d'extraction ne diminuent pas le nombre de paramètres à calculer, qui restent au nombre de d (les nouveaux paramètres sont des combinaisons

linéaires des anciens), mais en revanche, l'espace de représentation des classes est de dimension plus faible, ce qui a pour conséquence d'accélérer la phase de décision. Parmi les différentes méthodes d'extraction de paramètres, on distingue l'Analyse en Composantes Principales (ACP)[9].

Les méthodes de sélection de paramètres ont pour but de chercher d' paramètres parmi les d initiaux réalisant la meilleure discrimination possible des classes de l'ensemble d'apprentissage, ainsi le nombre de mesures à effectuer diminue ainsi que la dimension de l'espace de représentation, ce qui présente un double avantage : une réduction des temps de calcul et l'élimination des informations redondantes ou inintéressantes. Les paramètres sélectionnés seront ceux donnant la combinaison optimale au sens d'un critère de séparabilité entre classes. Pour ces raisons, ces méthodes de sélection sont souvent utilisées pour réaliser la réduction du vecteur forme tandis que les méthodes d'extraction sont réservées aux problèmes de visualisation de l'ensemble d'apprentissage.

4.2. Phase de choix d'une méthode de décision:

Il s'agit de construire des frontières de décision entre les classes. Les méthodes de décision utilisées définissent une règle de décision pour la classification des nouvelles observations aux différentes classes de l'ensemble d'apprentissage, la performance de ces méthodes est estimée en utilisant un indice de performance.

4.3. Phase d'exploitation:

4.3.1. Évaluation du système de diagnostic :

Le système de reconnaissance de formes permet de classer chaque nouvelle observation recueillie sur le système dans une des classes connues, en appliquant la règle de décision élaborée dans la phase précédente. La détermination de cette classe permet de connaître le mode de fonctionnement actuel du système en élaborant un diagnostic, l'idée est d'appliquer une phase de test pour estimer l'erreur réelle de classement (taux de mauvais classement). Dans la pratique, l'échantillon S de taille N est divisé en deux ensembles : un ensemble d'apprentissage et un ensemble test, selon la répartition entre les deux ensembles, il existe de nombreuses méthodes pour estimer l'erreur de classement :

- **La ré-substitution** : Les deux ensembles d'apprentissage et de test sont identiques et correspondent à l'ensemble de l'échantillon, si l'on note n_e le nombre d'erreurs commises l'hors de la phase de test, on aura : $Erreur = n_e/N$.

- **La méthode HOLDOUT** : On partitionne l'échantillon S en un ensemble d'apprentissage et un ensemble test, la répartition entre les deux ensembles doit être aléatoire ; en général dans des proportions $1/2, 1/2$ pour chacun des deux ensembles ou $2/3$ pour l'ensemble d'apprentissage et $1/3$ pour l'ensemble test. Si m est la taille de l'ensemble test, on aura $Erreur = ne/m$.
- **La 'D' validation croisée** : L'échantillon est partitionné en D parties de tailles (approximativement) égales. L'apprentissage se fait alors sur les $(D - 1)$ sous-ensembles et le test sur le $D^{\text{ème}}$ sous-ensemble restant. On réalise alors d'apprentissages en laissant à chaque fois une des parties de côté pour le test, si l'on note $ne(d)$ le nombre d'erreurs de classement commises sur le $d^{\text{ème}}$ sous-ensemble, l'estimation de l'erreur est la moyenne Arithmétique des $ne(d)$, $Erreur = 1/N \sum_{d=1}^D ne(d)$.
- **La méthode du Leave-one-out** : cette technique est un cas particulier de la validation croisée pour lequel $d = N$. La procédure de classement est répétée N fois sur $(N - 1)$ instances ce qui la rend très coûteuse en temps de calcul, mais recommandée si l'ensemble E est de petite taille. En effet, elle conduit à un minimum de biais dans l'estimation de l'erreur.

5. Conclusion:

Dans ce chapitre, nous avons décrit les différentes étapes de l'élaboration d'un système de diagnostic par reconnaissance des formes. Le principe général, comme pour tout autre outil de diagnostic, est de confronter les données recueillies sur le processus aux informations sur les modes de fonctionnement disponibles dans la base de connaissance (apprentissage). L'accent a été porté sur les bases théoriques des méthodes de construction du vecteur forme (à partir des paramètres disponibles) ainsi que sur des règles de décision.

CHAPITRE II : SEPARATEUR A VASTE MARGE

1. Introduction:

Ce chapitre est consacré à la présentation de la méthode de SVM qui est inspirées de la théorie statique de l'apprentissage de VLADIMIR VAPNIK. L'origine des séparateurs à vaste marge (SVM) remonte à 1975 lorsque VAPNIK et CHERVONENKIS proposèrent le principe du risque structurel et la dimension VC pour caractériser la capacité d'une machine d'apprentissage. Depuis les SVM n'ont cessé de susciter l'intérêt de plusieurs communautés de chercheurs de différents domaines d'expertise, par exemple l'identification/vérification du locuteur, la catégorisation de textes, la reconnaissance des visages et récemment la reconnaissance des instruments de musique [24]. Le SVM est un modèle discriminant qui tente de minimiser les erreurs d'apprentissage tout en maximisant la marge séparant les données des classes, la maximisation de la marge est une méthode de régularisation qui réduit la complexité du classificateur. Le présent chapitre discute les machines à vecteur support, leurs origines théoriques ainsi que leurs différentes formes.

2. Le cas des données linéairement séparables:

Etant donné un échantillon d'apprentissage $A_n = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_n, y_n)\}$. Supposons aussi que ces données sont linéairement séparables, où x_k représente un exemple d'entrée ou une observation, et y_k l'étiquette ou la classe associée que l'on suppose appartenir à $\{+1, -1\}$ c'est-à-dire qu'il existe un hyperplan optimum d'équation:

$$\langle \omega; x \rangle - \lambda_0 = 0 \quad (2.1)$$

Avec $\langle \omega; x \rangle$ est le produit scalaire des deux vecteurs ω et x .

Dans le cas des séparateurs à vaste marge un hyperplan est dit optimal s'il permet de séparer sans erreur les données d'apprentissage A_n et s'il maximise la distance entre les vecteurs x_k les plus proches parmi ceux de A_n , Appelés vecteurs supports.

Cependant, si les données sont linéairement séparables, il existe une infinité d'hyperplans qui peuvent servir de séparateurs. On peut chercher une fonction discriminante dont les paramètres ω et λ_0 vérifient [12]:

$$\min_{x \in A_n} |\langle \omega; x \rangle - \lambda_0| = 1 \quad (2.2)$$

La distance d'un point x_k de l'espace à l'hyperplan d'équation $\langle \omega; x \rangle - \lambda_0 = 0$ est définie par [12]:

$$\delta_k = \frac{|\langle \omega; x \rangle - \lambda_0|}{\|\omega\|} \quad (2.3)$$

A partir des équations (2.2) et (2.3), on peut constater que la norme $\|\omega\|$ de ω est égale à l'inverse de la distance de l'échantillon le plus proche du plan séparateur défini par $\langle \omega; x \rangle - \lambda_0 = 0$.

Nous déduisons à partir de l'équation (2.2) les deux inégalités suivantes :

$$\langle \omega; x \rangle - \lambda_0 \geq +1, \text{ si } y_k = +1 \quad (2.4)$$

$$\langle \omega; x \rangle - \lambda_0 \leq -1, \text{ si } y_k = -1 \quad (2.5)$$

Ces deux conditions peuvent être résumées par une seule inéquation :

$$(\langle \omega; x \rangle - \lambda_0) \geq 1, \forall k \in \{1, \dots, n\} \quad (2.6)$$

A partir des équations (2.3) et (2.6), on déduit que pour tout x_k de A_n , l'inégalité suivante est vérifiée [12], [25]:

$$\delta_k \geq \frac{1}{\|\omega\|} \quad (2.7)$$

On peut conclure que la valeur de la marge pour laquelle la distance entre l'hyperplan et les échantillons les plus proches de chaque classe sera maximisée est définie par $\frac{1}{\|\omega\|}$, comme l'illustre la figure (2.1) on se pose que $h(x) = \langle \omega; x \rangle - \lambda_0$.

Ainsi l'hyperplan à marge maximale recherché maximise $\frac{1}{\|\omega\|}$ ou encore minimise $\frac{\|\omega\|^2}{2}$ tout en respectant les contraintes (2.6) [12], [25].

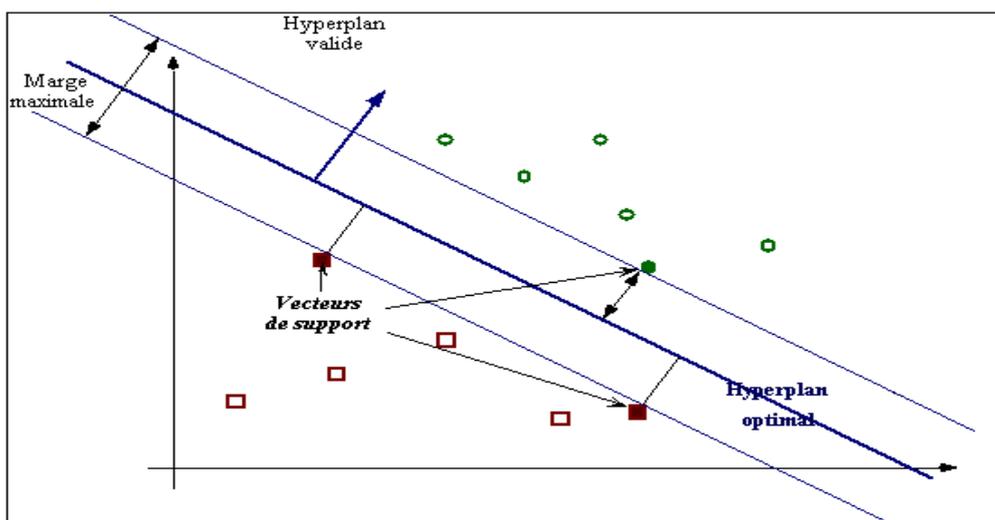


Figure (2.1) : Principe des SVM dans le cas où les deux classes sont linéairement séparables.

Les vecteurs supports, désignent les échantillons les plus proches de l'hyperplan séparateur.

2.1. Recherche de la solution :

Ce problème peut être résolu en utilisant l'expression duale. On est amené à trouver un point selle $\omega^*, \lambda^*, \alpha^*$ du lagrangien :

$$l(\omega, \lambda, \alpha) = \frac{\|\omega\|^2}{2} - \sum_{k=1}^n \alpha_k [y_k (\langle \omega; x \rangle - \lambda_0) - 1] = 0 \quad (2.8)$$

Où $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_n)$ désigne les 'n' coefficients de Lagrange. ($\alpha_i \geq 0, \forall i$) Au point selle, le lagrangien est minimum pour $\omega = \omega^*$ et $\lambda = \lambda^*$, et maximum pour $\alpha = \alpha^*$. Le problème primaire doit satisfaire les conditions de KKT (KARUSH-KUHN-TUCKER) consistant à annuler les dérivées partielles du Lagrangien (2.8) par rapport aux ω et λ [10], [25].

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \omega} = 0 \Rightarrow \omega^* = \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k x_k \\ \frac{\partial L}{\partial \lambda} = 0 \Rightarrow \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k = 0 \end{cases} \quad (2.9)$$

Nous obtenons ainsi le problème dual qui consiste à maximiser par rapport à α la forme suivante du lagrangien [09] :

$$\begin{cases} W(\alpha) = \sum_{k=1}^n \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{k,k'=1}^n \alpha_k \alpha_{k'} y_k y_{k'} \langle x_k; x_{k'} \rangle \\ \text{sous les contraintes } \sum_{k=1}^n \alpha_k y_k = 0 \text{ et } \alpha_k \geq 0 \end{cases} \quad (2.10)$$

L'écriture matricielle du problème d'optimisation (2.10) peut être exprimée comme suit [59] :

$$\begin{cases} W(\alpha) = 0.5 \alpha^T H \alpha - f^T \alpha \\ \text{sous les contraintes } y^T \alpha = 0 \text{ et } \alpha_k \geq 0, k = 1..n \end{cases} \quad (2.11)$$

Avec

$\alpha = [\alpha_1 \alpha_2 \dots \alpha_n]^T$, H représente la matrice HESSIAN ($H_{ij} = y_i y_j x_i^T x_j$) et f est vecteur colonne de dimension n, $f = [1, 1, \dots, 1]^T$.

La résolution du problème d'optimisation quadratique (2.11) permet d'obtenir α_k^* avec $k = 1, \dots, n$ et calculer en suite $\langle \omega^*; x \rangle = \sum_{k=1}^n \alpha_k y_k \langle x_k, x \rangle$. Les conditions de *Kuhn – Tucker* donnent [12].

$$\alpha_k^* [y_k (\langle \omega^*; x_k \rangle - \lambda_0^*) - 1] = 0 \quad (2.12)$$

et ce pour toutes les observations α_k de l'ensemble de l'apprentissage A_n . Ainsi seuls les points α_k qui satisfaites :

$$y_k (\langle \omega^*; x_k \rangle - \lambda_0^*) - 1 = 0 \quad (2.13)$$

Ont des coefficients de Lagrange α_k^* non nuls. Ces points désignent les vecteurs supports (VS). Ils sont les échantillons les plus proches de l'hyperplan optimal, on a en particulier $\delta_k^* = 1$. Pour les autres observations, on a $\alpha_k^* = 0$.

Sur la figure (2.1), les x_{k-}^* et x_{k+}^* représentent les vecteurs supports (VS), associés à l'une ou l'autre des hypothèses en compétition. On note qu'à partir de deux vecteurs supports x_{i-}^* et x_{j+}^* on peut facilement calculer la valeur du terme de biais optimal.

$$\lambda_0^* = \frac{1}{2} [\langle \omega^*; x_{i-}^* \rangle + \langle \omega^*; x_{j+}^* \rangle] \quad (2.14)$$

Ceci peut être aussi calculé en fonction des coefficients de Lagrange en combinant les équations (2.9) et (2.14) :

$$\lambda_0^* = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k [\langle x_k; x_{i-}^* \rangle + \langle x_k; x_{j+}^* \rangle] \quad (2.15)$$

Ici la valeur de λ_0^* peut être calculée à partir de deux vecteurs supports seulement, mais il est parfois conseillé, pour une meilleure robustesse numérique, de la calculer en utilisant tous les vecteurs supports [25].

La fonction de décision sera finalement formulée comme suit :

$$\langle \omega^*; x \rangle - \lambda_0^* = \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k \langle x_k; x \rangle - \lambda_0^* \quad (2.16)$$

Où λ_0^* est donnée par (2.15).

Pour savoir à quelle classe un nouveau point 'x' appartient, il suffit de trouver le signe de la fonction de décision associée (2.16), afin de voir de quel côté est l'échantillon par rapport

à l'hyperplan et pouvoir ainsi prendre une décision, la fonction de décision est donnée par [25]:

$$D(x) = \sum_{k \in S} \alpha_k^* y_k x_i^T x - \lambda_0^* \quad (2.17)$$

Avec S est l'ensemble des indices des supports vecteurs, une entrée quelconque est alors classée dans :

$$\begin{cases} \text{classe 1 si } D(x) > 0 \\ \text{classe 2 si } D(x) < 0 \end{cases} \quad (2.19)$$

3. Extension au cas non-linéairement séparable:

En vérité, un hyperplan séparateur n'existe pas toujours, et même s'il existe, il ne représente pas généralement la meilleure solution pour la classification. Il s'agit du concept de marge souple, une première idée serait de tenter de maximiser la marge tout en minimisant le nombre de données mal classées, le nombre de données mal classées peut être trompeur, puisqu'il ne permet pas de déterminer si une donnée était presque correctement classée ou si elle était en réalité très loin de l'hyperplan, une solution à ce problème consiste à reformuler les conditions (2.4) et (2.5) en incorporant des paramètres ζ_k permettant d'assouplir les contraintes :

$$\langle \omega; x \rangle - \lambda_0 \geq 1 - \xi_k, \text{ si } y_k = +1 \quad (2.20)$$

$$\langle \omega; x \rangle - \lambda_0 \leq -1 + \xi_k \text{ si } y_k = -1 \quad (2.21)$$

$\zeta_k \geq 0$. Cette méthode est connue sous le nom de soft MARGIN Support Vector Machine. Une meilleure idée est d'attribuer à chaque donnée x_i une valeur ξ_i qui représente à quel point la donnée est éloignée d'un bon classement, puis tenter de minimiser la somme des ξ_i .

La fonction $\sum_{k=1}^n \zeta_k$ constitue donc un coût caractérisant l'erreur commise sur les éléments de l'ensemble d'apprentissage. Le problème d'optimisation doit être reformulé de manière à minimiser l'erreur de classification de la structure de décision conjointement avec la maximisation de la marge. Ceci revient à minimiser :

$$\frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{k=1}^n \zeta_k \quad (2.22)$$

Sous les contraintes (2.21) et (2.20), "c" étant un réel positif préalablement fixé permettant de contrôler le compromis entre le fait de maximiser la marge et minimiser les erreurs de classification commises sur l'ensemble de l'apprentissage.

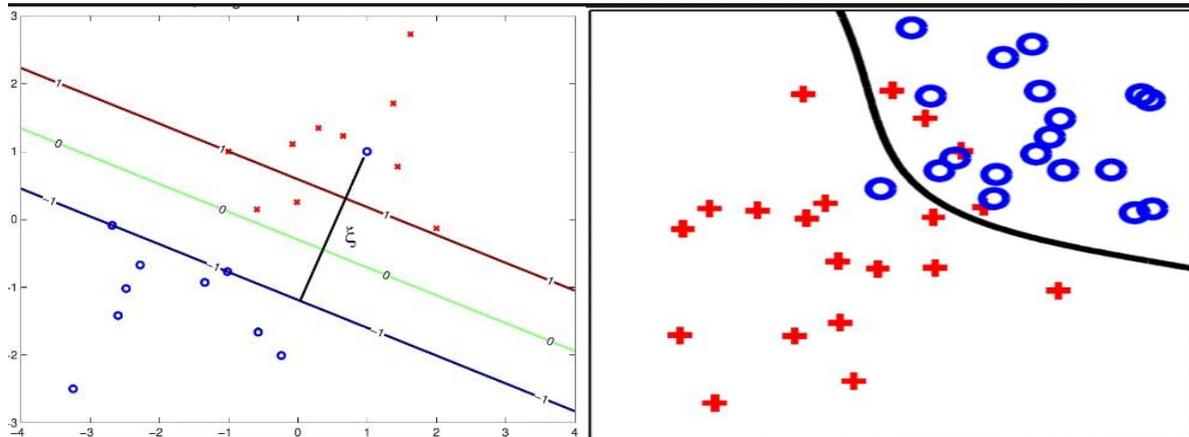


Figure (2.2) : Cas linéairement non séparable

L'hyperplan dont les paramètres minimisent (2.20) sous les conditions (2.21) et (2.22) est parfois appelé hyperplan optimal généralisé.

3.1. Recherché de la solution:

En appliquant les conditions de *Kuhn – Tucker*, on est amené à rechercher un point selle $\omega^*, \alpha^*, \beta^*, \zeta^*, \lambda^*$ du lagrangien:

$$L(\omega, \lambda_0, \alpha) = \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + c \sum_{k=1}^n \zeta_k - \sum_{k=1}^n \alpha_k [y_k (\langle \omega; x \rangle - \lambda_0) - 1 + \zeta_k] - \sum_{k=1}^n \beta_k \zeta_k \quad (2.23)$$

Où $\alpha = (\alpha_1 \alpha_2 \dots \alpha_n)$, et $\beta = (\beta_1 \beta_2 \dots \beta_n)$ désignent les multiplicateurs de Lagrange ($\alpha_i \geq 0$ et $\beta_i \geq 0, \forall_i$). Au point selle, la valeur de L est minimum pour $\omega = \omega^*$ $\zeta = \zeta^*, \lambda = \lambda^*$ et maximum pour $\alpha = \alpha^*, \beta = \beta^*$.

Les conditions de *Kuhn – Tucker* donnent :

$$\alpha_k [y_k (\langle \omega; x \rangle - \lambda_0) - 1 + \zeta_k] = 0 \text{ et } \beta_k \zeta_k = (c - \alpha_k) \zeta_k = 0 \quad (2.24)$$

Les conditions d'annulation des dérivées partielles du lagrangien mènent directement aux relations vérifiées par l'hyperplan optimal :

$$\omega^* = \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k x_k, \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k = 0, \alpha_k^* + \beta_k^* = c \quad (2.25)$$

On peut ainsi transformer le problème initial en son dual consistant à maximiser la forme suivante du lagrangien :

$$w(\alpha) = \sum_{k=1}^n \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{k,k'=1}^n \alpha_k \alpha_{k'} y_k y_{k'} \langle x_k; x_{k'} \rangle \quad (2.26)$$

Sous les contraintes:

$$\sum_{k=1}^n \alpha_k y_k = 0 \text{ et } 0 \leq \alpha_k \leq c \quad (2.27)$$

Notons ici l'identité des formes duales (2.10) et (2.27). Cependant, le point selle de (2.27) doit être trouvé en respectant une borne supérieure sur les multiplicateurs de Lagrange $0 \leq \alpha_k \leq c$.

4. Elaboration des Supports Vector Machines non linéaires:

Les SVM linéaires sont utilisés pour générer un hyperplan de séparation optimal, ne sont pas adéquats lorsque la surface de séparation est non linéaire. L'extension des SVM pour un ensemble de données non linéairement séparables est basée sur la projection des variables d'entrées vers un espace de dimension supérieure par l'intermédiaire d'une fonction caractéristique φ . En appliquant l'équation (2.26) dans l'espace engendré par φ on obtient:

$$w(\alpha) = \sum_{k=1}^n \alpha_k - \frac{1}{2} \sum_{k,k'=1}^n \alpha_k \alpha_{k'} y_k y_{k'} \langle \varphi_k; \varphi_{k'} \rangle \quad (2.28)$$

Sous les contraintes $\sum_{k,k'=1}^n \alpha_k y_k = 0, 0 \leq \alpha_k \leq c$. Où φ désigne un noyau reproduisant tel

$$\omega^* \cdot \varphi(x) - \lambda_0^* = \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k k(x_k; x) - \lambda_0^* \quad (2.29)$$

Avec:

que $k(x_k; x_{k'}) = (\varphi_k; \varphi_{k'})$ On obtient l'équation de l'hyperplan optimal :

$$\lambda_0^* = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \alpha_k^* y_k [k(x_k; x_{i-}^*) + k(x_k; x_{j+}^*)] \quad (2.30)$$

Avec:

La fonction de décision est définie par le "Sign" de :

$$D(x) = \sum_{k \in S} \alpha_k^* y_k k(x_k; x) - \lambda_0^* \quad (2.31)$$

Avec: λ_0^* est donnée par (2.30).

5. Exemples de noyaux reproduisant:

Les méthodes à noyaux permettent de trouver des fonctions de décision non linéaires, tout en s'appuyant fondamentalement sur des approches linéaires. Une fonction noyau correspond à un produit scalaire dans un espace de redescription des données, souvent de grande dimension. Dans cet espace, qu'il n'est pas nécessaire de manipuler explicitement, les méthodes linéaires peuvent être mises en œuvre pour y trouver des régularités linéaires, correspondant à des régularités non linéaires dans l'espace d'origine. Grâce à l'utilisation de fonctions noyau, il devient ainsi possible d'avoir le meilleur de deux mondes : utiliser des techniques simples et rigoureusement garanties, et traiter des problèmes non linéaires. C'est pourquoi ces méthodes sont devenues très populaires récemment.

La formulation mathématique non-linéaire $\varphi(x_i)$ est implicitement définie dans l'expression (2.29) par le choix d'un noyau reproduisant k à partir duquel il est possible de couvrir une large classe de non linéarités. Le choix du noyau et de ses paramètres se fait généralement d'une manière heuristique lors de tentatives du type essai-erreur. La recherche de méthodes reposant sur des arguments théoriques solides n'en est pas moins un des défis à relever dans l'avenir des méthodes à noyaux.

5.1. Noyaux polynômiaux : Les noyaux polynômiaux sont de la forme [19], [21]:

$$k(x_1, x_2) = (1 + \langle x_1; x_2 \rangle)^q \quad (2.32)$$

Dans ce cas, on peut montrer que la règle de décision repose sur une statistique polynômiale de degré q .

5.2. Noyaux exponentiels: Les noyaux exponentiels sont des noyaux de type *radial*. Ces noyaux sont définies par :

$$k(x_1, x_2) = \exp(-\|x_1 - x_2\|/\sigma^2) \quad (2.33)$$

5.3. Noyaux sigmoïdaux: Le noyau sigmoïdal est défini comme étant:

$$k(x_1, x_2) = \tanh(\alpha_0 \langle x_1; x_2 \rangle + \beta_0) \quad (2.34)$$

L'utilisation d'un tel noyau est équivalente à celle d'un réseau de neurones à une couche cachée. Ce noyau dépend de deux paramètres α_0 et β_0 ce qui peut poser des problèmes lors de sa mise en œuvre.

5.4. Noyaux gaussiens: Les noyaux gaussiens sont des noyaux de type *radial*, indiquant qu'ils dépendent de la distance $\|x_1 - x_2\|$ entre les observations. Les noyaux sont définis par [21] :

$$k(x_1, x_2) = \exp(-\|x_1 - x_2\|^2 / \sigma^2) \quad (2.35)$$

5.5. Noyau linéaire : Si les données sont linéairement séparables, on n'a pas besoin de changer d'espace, et le produit scalaire suffit pour définir la fonction de décision :

$$k(x_i, x_j) = x_i^T x_j \quad (2.36)$$

6. Multi classification par les séparateurs à vaste marge:

L'adaptation des SVM bi classes au cas multi classe peut se faire de trois façons différentes, le choix va dépendre de la taille du problème, aussi les séparateurs à vaste marge sont dans leur origine binaire. Les méthodes des machines à vecteur support multi-classe, réduisent le problème multi classe à une composition de plusieurs hyperplans bi-classes permettant de tracer les frontières de décision entre les différentes classes [11, 12].

- L'approche un contre tous consiste à entraîner un SVM bi-classe en utilisant les éléments d'une classe contre tous les autres.
- L'approche un contre un : consiste à entraîner $n(n-1)/2$ SVM sur chacun des couples de classes, puis à décider la classe gagnante soit par un vote majoritaire soit en post traitant les résultats grâce à l'estimation de probabilités a posteriori.

6.1. Multi classification par l'approche un contre tous:

La méthode la plus intuitive pour la gestion de la multi-classe consiste à construire autant de classifieur SVM que de classe. Chaque classifieur renvoie 1 si la forme à reconnaître appartient à la classe 1 sinon, il faut donc pour reconnaître une forme, le soumettre à tous les classifieurs, le meilleur remportant la décision. Il est évident qu'avec un nombre de classe élevé, la combinatoire peut devenir énorme. Cette méthode est appelée en anglais *One-Versus-All (1-vs-A)* et suppose donc la construction de n classifieurs et n comparaisons pour la décision. La i^{eme} fonction de décision discrète avec une marge maximale qui sépare la classe i des autres classes est [18]:

$$D_i(x) = \omega_i^* \varphi(x) - \lambda_{0i}^* \quad (2.37)$$

En classification, si on a pour un vecteur d'entrée x :

$$D_i(x) > 0 \quad (2.38)$$

Est satisfaite pour une seule i , x est classé dans la classe i , car seul le signe de la fonction est utilisé, la décision est discrète [18].

6.2. Multi classification par l'approche un contre un:

C'est la méthode la plus simple et la plus ancienne. Il est également possible de concevoir des classifieurs spécialisés dans la comparaison classe à classe (méthode *One-versus-One (1-vs-1)* en anglais). Pour un problème à N classes, On a classifieurs. On soumet la forme à reconnaître à tous ces classifieurs (1-vs-1), la classe remportant le plus de suffrage remporte la décision, cette méthode possède un gros inconvénient : sa complexité augmente rapidement.

Avec $n(n-1)/2$ comparativement avec n de « un contre tous » supports vecteur machines, où n est le nombre de classes. Soit la fonction de décision pour la classe i contre la classe j est [18].

$$D_{ij}(x) = \omega_{ij}^* \varphi(x) + \lambda_{0ij}^* \text{avec } D_{ij}(x) = -D_{ij}(x) \quad (2.39)$$

Les régions:

$$R_i = \{x | D_{ij}(x) > 0, j = 1, \dots, n, j \neq i\} \quad (2.40)$$

Ne se chevauchent pas, et si $x \in R_i$ nous classons x dans la classe i [18].

7. Les domaines d'applications des SVM :

SVM est une méthode de classification qui montre de bonnes performances dans la résolution des problèmes variés. Cette méthode a montré son efficacité dans de nombreux domaines d'applications tels que le traitement d'image, la parole, la bioinformatique et ce même sur des ensembles de données de très grandes dimensions La réalisation d'un programme d'apprentissage par SVM se ramène à résoudre un problème d'optimisation impliquant un système de résolution dans un espace de dimension conséquente. L'utilisation de ces programmes revient surtout à sélectionner une bonne famille de fonctions noyau et à régler les paramètres de ces fonctions. Ces choix sont le plus souvent faits par une technique de validation croisée, dans laquelle on estime la performance du système en la mesurant sur des exemples n'ayant pas été utilisés en cours d'apprentissage.

7.1. Les avantages et les inconvénients des SVM :

7.1.1. Les Avantages :

SVM est une méthode de classification intéressante car le champ de ses applications est large, parmi ses avantages nous avons :

- ✓ Un grand taux de classification et de généralisation par rapport aux méthodes classiques.
- ✓ Elle nécessite moins d'effort pour designer l'architecture adéquate (petit nombre de paramètre à régler ou à estimer).
- ✓ La résolution du problème est convertie en résolution d'un problème quadratique convexe dont la solution est unique et donnée par des méthodes mathématiques classiques de programmation quadratique.

7.1.2. Les inconvénients:

- ✓ Majeur du classificateur SVM est qu'il est désigné ou conçu pour la classification binaire (la séparation entre deux classes une +1 et l'autre -1).
- ✓

8. Conclusion:

Dans ce chapitre, on a tenté de présenter d'une manière simple et complète le concept de système d'apprentissage introduit par Vladimir Vapnik, les « Support Vecteur Machine bi-classes ». On a donné une vision générale et une vision purement mathématiques des SVM. Cette méthode de classification est basée sur la recherche d'un hyperplan qui permet de séparer au mieux des ensembles de données. On a exposé les cas linéairement séparable et les cas non linéairement séparables qui nécessitent l'utilisation de fonction noyau (Kernel) pour changer d'espace. Cette méthode est applicable pour des tâches de classification à deux classes, mais il existe des extensions pour la classification multi classes. Les SVM sont très efficaces sur les données à nombre élevé d'attributs, même avec peu d'exemples. Le SVM est un modèle discriminant qui tente de minimiser les erreurs d'apprentissage tout en maximisant la marge séparant les données des classes.

CHAPITRE 3: APPLICATION AU DIAGNOSTIC DES DEFAUTS DE ROULEMENT

1. Introduction

Les roulements à élément roulants sont des composants critiques des machines tournantes et leur défaillance peut provoquer une panne soudaine du système, entraînant une perte de temps et une augmentation des coûts de la maintenance.

Dans ce chapitre nous allons présenter les caractéristiques mécaniques ainsi que les types des roulements, nous expliquons par la suite les modes de dégradations d'un roulement. Finalement nous détaillons l'approche proposée pour le diagnostic des défauts dans les rouleaux des roulements.

2. Généralités sur les roulements :

2.1. Constitution des roulements:

On appelle roulement, une pièce mécanique composé de plusieurs éléments entre deux organes, un mobile et l'autre immobile, le roulement est destiné à remplacer un glissement par roulement afin de réduire le frottement, il est définis deux critères qui sont : le type et les dimensions. le roulement est un organe mécanique, sa fonction est de permettre la transmission des charges (efforts) entre deux pièces en rotation relative l'une par rapport à l'autre avec un frottement très réduit. Il supporte et assure le guidage d'une charge tournante. La performance des roulements est directement liée à la qualité du matériau utilisé en particulier sa propreté (qualité). En effet les concentrations de contraintes liées à la géométrie du contact sont considérablement amplifiées par la présence de défauts de type inclusions non métalliques dans la zone mécaniquement sollicitée (zone de charge).

Le roulement sans glissement des éléments roulants sur les chemins (pistes) assure la transmission de la charge (l'énergie) d'une bague à une autre, afin d'assurer un roulement parfait, il faut que les éléments roulants soient complètement séparés par une cage.

Les roulements considérés sont donc composées d'une bague externe, d'une bague interne, d'une rangée de billes et d'une cage, ainsi que de graisse pour la lubrification, et ce comme illustré par la figure (3.1)

De manière générale, les roulements sont constitués de quatre composants essentiels:

- La bague extérieure.
- La bague intérieure.
- La cage.
- Les éléments roulants.

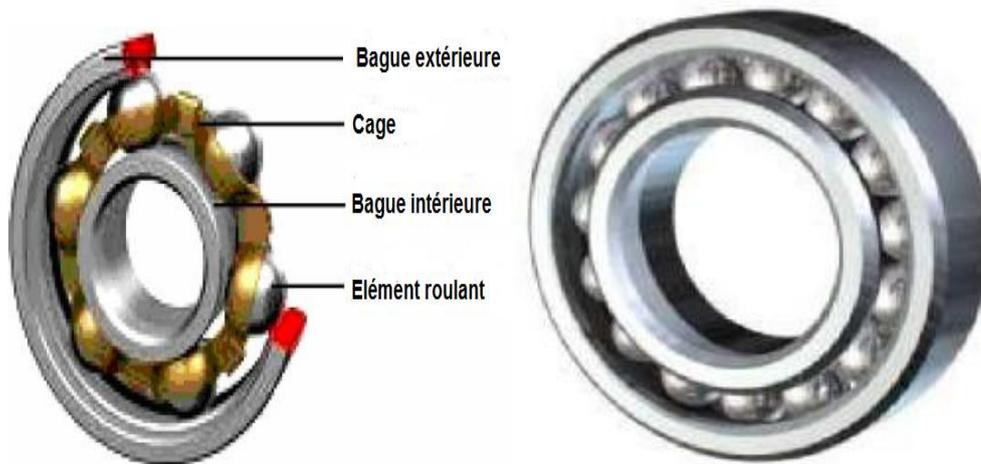


Figure (3.1): Différentes composantes d'un roulement

- **La bague extérieure :** C'est l'élément qui limite les dimensions extérieures du roulement elle sera montée dans un logement fixe (bague extérieure fixe) ou dans un moyeu tournant (bague extérieure tournante).
- **La bague intérieure :** Elle est montée sur un arbre fixe ou mobile. C'est -à-dire, elle est fixe si la bague extérieure est mobile, et le contraire.
- **La cage :** elle a pour rôle de maintenir le même écartement entre les éléments roulants, à fin de préserver la même zone de charge du roulement, elle ne supporte aucune charge.
- **Les éléments roulants :** Ils s'agissent des billes, rouleaux et des aiguilles. Ce sont les éléments des roulements qui assurent la transmission de la charge entre les deux bagues du roulement, ils sont responsables de la rotation relative d'une bague par rapport à l'autre.

2.2. Types et caractéristique des roulements:

2.2.1. Les roulements à gorge profonde:

Les roulements à gorge profonde sont le type de roulement le plus courant, ils supportent des charges radiales et axiales dans chaque direction grâce à leur faible couple, ils sont bien adaptés pour des applications nécessitant une vitesse élevée et une faible perte de la puissance. Ces roulements peuvent être ouverts, ou équipés de flasques en acier ou de joints en caoutchouc installés sur l'une ou les deux faces du roulement. Les roulements flasques ou avec étanchéité sont pré lubrifiés a la graisse. Aussi les anneaux élastiques sont parfois utilisés sur la bague extérieure, les cages en acier embouti sont les plus répandues.

La figure (3.2) représente un roulement à billes à gorge profonde.



Figure (3.2): Roulement à bille à gorge profonde

2.2.2. Les roulements à contact oblique :

Les roulements de ce type supportent des charges radiales et aussi axiales dans une direction. Quatre angles de contact de 15° , 25° , 30° et 40° sont disponibles. Plus l'angle est élevé, plus la capacité de charge axiale augmente. En revanche, on préfère des angles de contact faibles pour des opérations à haute vitesse. Ces roulements sont généralement montés par paire, et le jeu entre chaque roulement doit être bien ajustés. Les cages en acier embouti sont généralement utilisées, mais les cages polyamides sont aussi souvent utilisées pour les roulements de grande précision avec un angle de contact inférieur à 30° .

La figure (3.3) illustre un roulement à bille à contact oblique.



Figure (3.3) : Roulement à bille à contacte oblique

2.2.3. Les roulements à auto aligneurs:

La bague intérieure de ce type de roulement à deux pistes et la bague extérieure a une piste sphérique dont le centre de courbure coïncide avec l'axe du roulement. Ainsi, l'axe de la bague intérieure, les billes, et la cage peuvent tourner autour du centre du roulement dans une certaine mesure. Par conséquent, un désalignement mineur de l'arbre et du logement causé par une erreur d'usinage ou de montage est automatiquement corrigé. Ce type de roulement a souvent un alésage conique pour être monté avec un manchon de serrage. La figure (3.4) représente roulement à bille à auto aligneurs.



Figure (3.4) : Roulement à bille à auto aligneurs

2.2.4. Roulements à rouleaux cylindriques :

Les éléments roulants sont des rouleaux, ce qui donne une capacité de charge élevée. Les rouleaux sont guidés par les épaulements de la bague intérieure et/ou extérieure, celles-ci peuvent être séparables pour faciliter le montage, et elles peuvent être montées en ajustement serre sur l'arbre et dans le logement. S'il n'y a pas d'épaulements, la bague concernée peut se déplacer librement en direction axiale. Les roulements à rouleaux cylindriques sont idéaux pour être utilisés comme des « paliers libres » qui encaissent la dilatation de l'arbre. La figure (3.5) illustre un roulement à rouleaux cylindrique.

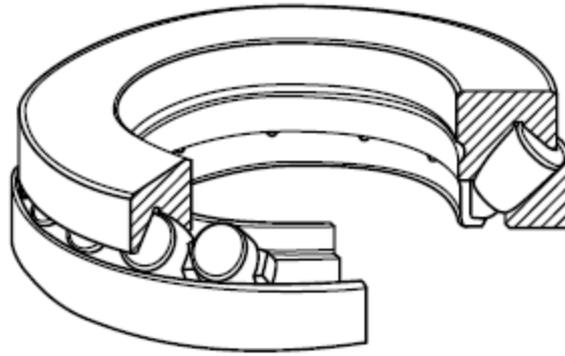


Figure (3.5) : Roulement à rouleaux cylindrique

2.2.5. Roulements à rouleaux coniques :

Les roulements de ce type ont des rouleaux coniques guidés par un épaulement sur la face arrière du cône, ils supportant des charges radiales et aussi axiales dans une direction. Les roulements à rouleaux coniques sont divisés en trois types selon leur angle de contact (angle normal, moyen et fort), les roulements à deux rangées de rouleaux coniques sont aussi disponibles, les cages en acier embouti sont souvent utilisées. La figure (3.6) représente un roulement à rouleaux canonique.

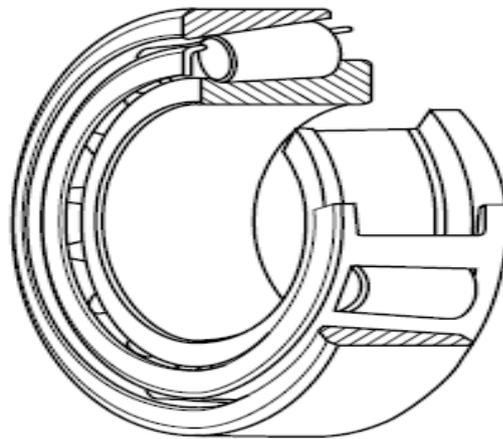


Figure (3.6) : Roulements à rouleaux coniques

2.2.6. Roulements à aiguilles :

Les éléments roulants des roulements à aiguilles sont des aiguilles dont le diamètre maximal est de 5mm et sont 3 à 10 fois plus longues que leur diamètre. La section des roulements est mince, mais la capacité de charge est élevée malgré leur taille. Etant donné le grand nombre

d'aiguilles, la rigidité de ces roulements est importante. Ils sont idéaux pour des mouvements d'oscillations et de pivotement. Il existe de nombreux types de roulements à aiguilles [11].

La plupart de ces roulements ont une cage en acier embouti, mais certains sont sans cage. La figure (3.7) représente un roulement à aiguilles.

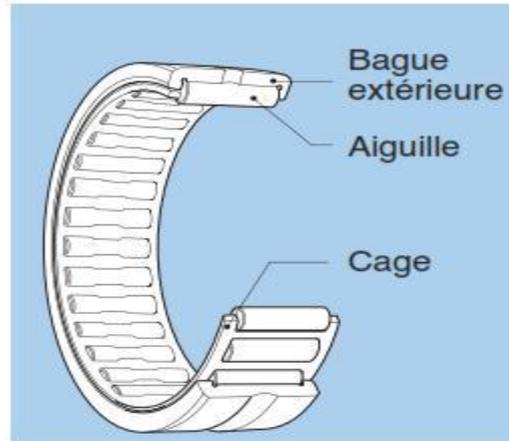


Figure (3.7) : Roulement à aiguilles

2.3. Modes de dégradations d'un roulement:

La durée de vie d'un roulement est définie par le nombre de tours ou d'heures (ou le nombre d'heures de fonctionnement a vitesse constante) que celui-ci peut effectuer avant l'apparition des premiers signes de fatigue sur une bague ou un élément roulant. Ce critère de calcul de la durée de vie des roulements ne prend en considération que les phénomènes liés aux matériaux qui le compose, en effet un facteur de dégradation n'intervient jamais indépendamment, mais un ensemble de facteur provoque la dégradation d'un roulement, et par conséquent la diminution de sa durée de vie. Plusieurs facteurs externes aux roulements, agissant sur leurs durées de vie, sont répertoriés, ces facteurs sont représentés dans les défauts suivants:

2.3.1. Effets des contraintes mécaniques:

Après un certain temps de fonctionnement, l'état d'un roulement soumis à des efforts mécaniques se dégrade en raison de la fatigue du matériau, si un roulement est également surchargé de manière destructrice, après un temps de fonctionnement plus court, il s'arrêtera également de fonctionner. La fissure se propage vers les bagues ou les billes tant que la surcharge se poursuit, jusqu'à ce qu'un morceau de métal se casse en laissant une fosse dans la zone de contact. La fatigue du roulement se développe plus rapidement si ce dernier est toujours surchargé, ou fonctionne avec une vitesse excessive. La figure (3.8) illustre les dégradations dues à des surcharges mécaniques.



Figure (3.8) : Dégradations dues à des surcharges mécaniques

2.3.2. Défauts de montage:

Lorsqu'un roulement est placé sur l'arbre de la machine d'un côté, et dans son logement au niveau des paliers statiques dans l'autre côté, il obéit à des contraintes fortes sur les bagues à cause d'une mauvaise manipulation lors du montage (désalignement). Les mêmes effets que ceux observés précédemment se reproduisent, Lorsque les contraintes exercées sont très localisées, des défauts graves allant jusqu'à la cassure des bagues seront constatés. La figure (3.09) représente l'écaillage d'une piste de roulement[18].



Figure (3.9): Ecaillage d'une piste de roulement

2.3.3. Corrosion:

La corrosion est une réaction chimique ou électrochimique entre de un matériau, généralement un métal, et son environnement qui entraîne une dégradation du matériau et de ses propriétés. La corrosion est aussi produite par la présence d'eau, d'acides et/ou de lubrifiants dégradés. Une fois la réaction chimique suffisamment avancée, les particules sont dispersées ; il en résulte la même action abrasive produite par la contamination de roulements. La corrosion engendre des piqûres de rouille sur l'élément du roulement provoquant la dégradation de ce dernier. Parmi diverses causes de la rouille on peut citer ; une exposition à l'eau, à l'acide, à une lubrification acide ou à d'autres éléments en raison d'un mauvais stockage.

La corrosion d'un roulement peut provenir d'une autre cause qui est la condensation, cette corrosion est engendrée par un refroidissement brutal du roulement à partir de la température de fonctionnement dans de l'air humide, sous l'effet de la corrosion les fissures évoluent et entraînent la dégradation du roulement. Nous montrons sur la figure (3.10) quelques exemples de l'effet de la corrosion sur les roulements.



Figure (3.10): La corrosion du roulement

2.3.4. La contamination:

La contamination souvent accélère la défaillance du roulement en raison des environnements durs présents dans la plupart des milieux industriels, la saleté (poussière et sable) et autres matières étrangères qui sont souvent présentes dans les milieux industriels contaminent souvent la lubrification des roulements. La nature abrasive de ces minuscules particules provoque des actions de piqûres et de ponçage qui cèdent à l'usure mesurable des billes et des bagues, l'huile contaminée par des particules dures entraîne une usure du roulement due aux

forces d'adhérence et d'abrasion ou une indentation des particules entre les éléments du roulement et les pistes de roulement [2]. Voir figure (3.11)

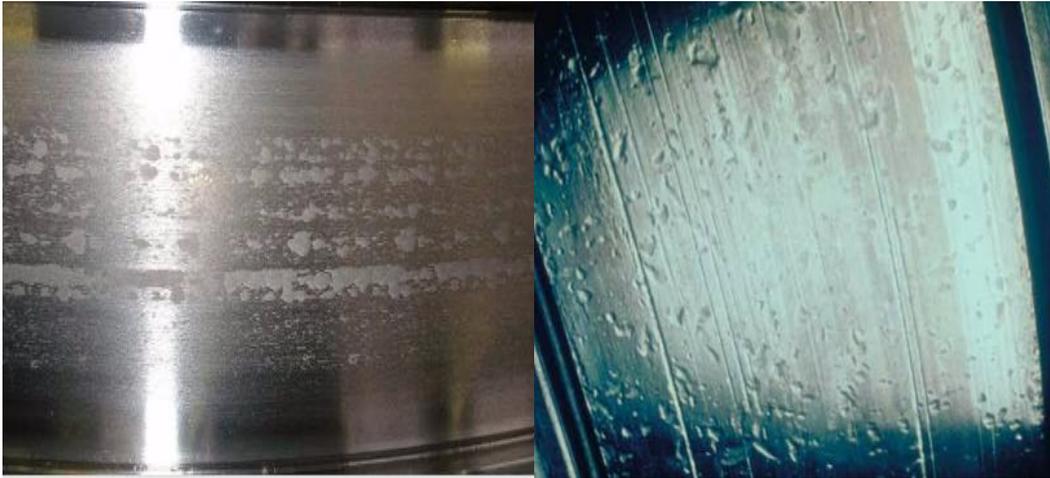


Figure (3.11): Présence de contaminants sur la bille et piste de roulement

2.3.5. Défaut de lubrification:

La lubrification est essentielle pour la performance et la durée de vie d'un roulement à billes.

La lubrification a principalement pour but de réduire le frottement et l'usure susceptibles de causer une défaillance prématurée des roulements, la lubrification apporte différents bénéfices, résumer brièvement ci-dessous: réduction des frottements et de l'usure, augmentation la durée de vie, refroidissant.

Cependant, une lubrification inadéquate ou excessive accélère le processus de dégradation des roulements. En effet, l'absence d'huile ou de graisse ou une mauvaise lubrification conduisent à un contact sec entre les surfaces métalliques du roulement. Sous l'effet du frottement sec, une usure de la surface se produit aboutissant à un arrachement de la matière et à l'écaillage du roulement [2].

La figure (3.12) montre quelques exemples de l'effet de la lubrification sur les roulements.



Figure (3.12): L'effet de la lubrification sur les roulements

2.3.6. Température de fonctionnement:

Quand la température augmente, la viscosité de lubrifiant diminue à l'intérieur du roulement, et provoque la défaillance du roulement. Par conséquent, la mesure de la température de roulements donne des informations précieuses sur la santé des roulements.

Quand l'épaisseur et la forme du lubrifiant varient au niveau de la surface du roulement, cela peut conduire à un contact étroit entre la surface du roulement et les éléments roulants. En effet, la température provoque une dilatation des métaux (acier) et un changement dans les propriétés de l'huile par exemple, l'huile disparaît au niveau du point de contact entre la bille et la bague, un contact sec s'installera pouvant également provoquer un échauffement par frottement et par voie de conséquence une hausse de la température de la surface, cette hausse de température génère à son tour des contraintes thermiques au sein du matériau, favorisant l'apparition et la propagation des fissures, suivies d'un l'écaillage du roulement. Dans ces types de défaillances dues à la fatigue, la cause la plus fréquente sont les contraintes mécaniques qui peuvent constituer la source de fatigue qui se développe rapidement sous l'action des contraintes thermique. Concernant la graisse on sait que cette dernière est composée d'une huile lubrifiante et d'un savon liant, sous l'effet de la température de fonctionnement la graisse voit ses propriétés modifiées tout en aboutissant au même phénomène mentionné précédemment.

La figure (3.13) représente un exemple et comment faire une mesure de température pour détecter la rupture de roulement

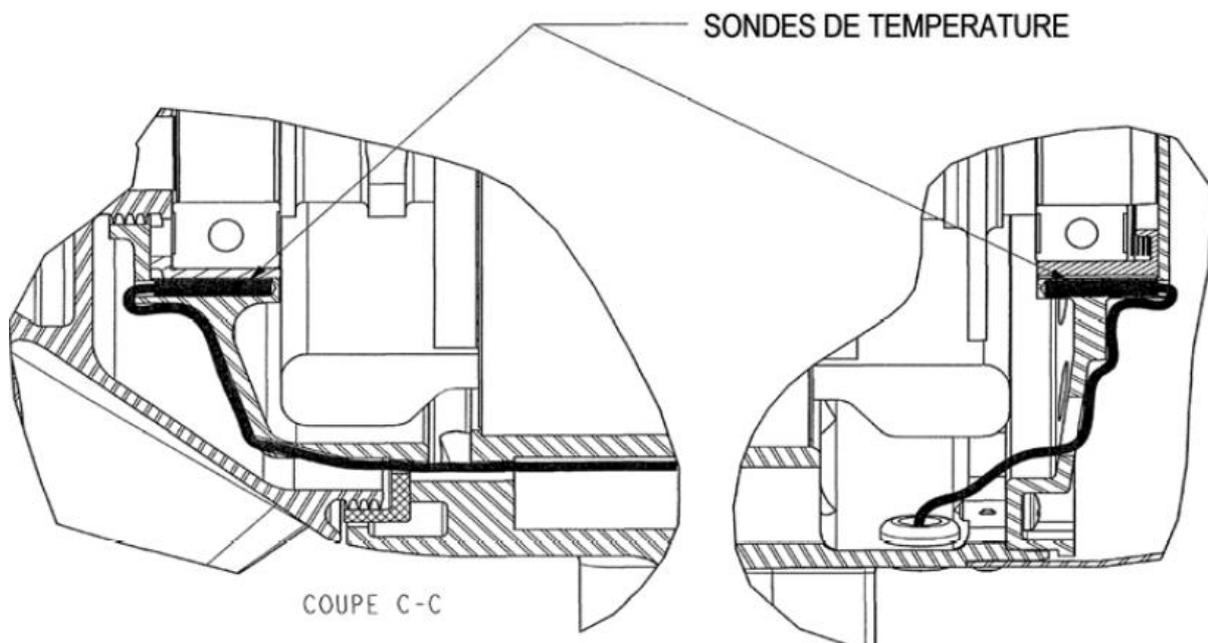


Figure (3.13) : Emplacement des sondes de température dans le roulement

2.4. Cinématique de défaut de roulement et Fréquences caractéristiques

Chaque type de défaut a sa propre signature et est caractérisé par une fréquence Fondamentale, qui peut être calculée à partir de la structure et des dimensions du roulement et de la fréquence de rotation de l'arbre. En analyse vibratoire, il est donc possible d'observer certaines bandes de fréquences et d'identifier le type de défaut[5]. On peut considérer quatre fréquences caractéristiques :

2.4.1. Défaut sur la bague extérieure :

Sa fréquence caractéristique est donnée par l'équation (3.1), dans la littérature, pour une charge constante, on trouve que ce type de défaut engendre une modulation d'amplitude à la fréquence de rotation de l'arbre autour de la fréquence de défaut, cette dernière est donnée par (**Ball Passing Frequency**Outer race [**BPFO**]):

$$BPFO = \frac{n * N}{2} \left(1 - \frac{D_b}{D_p} \cos \theta \right) \quad (3.1)$$

2.4.2. Défaut sur la bague intérieure :

Sa fréquence caractéristique est donnée par l'équation (3.2). Cette fréquence est modulée par sa fréquence de rotation de l'arbre (bandes latérales autour de la raie de défaut). (**Ball Passing Frequency**Inner race [**BPFI**]).

$$BPFI = \frac{n * N}{2} \left(1 + \frac{D_b}{D_p} \cos \theta \right) \quad (3.2)$$

2.4.3. Défaut sur la cage

La fréquence de caractéristiques d'un défaut de cage est donnée par l'équation (3.3) : Cette fréquence représente la fréquence de rotation de la cage (**Cage Frequency** [**CF**]).

$$CF = \frac{N}{2} \left(1 - \frac{D_b}{D_p} \cos \theta \right) \quad (3.3)$$

2.4.4. Défaut sur l'élément roulant :

La fréquence de passage d'un défaut de bille (ou de rouleau), sur la bague externe ou sur la bague intérieure, est donnée par l'équation (3.4) (**Ball Frequency**[**BF**]):

$$BF = \frac{ND_p}{2D_b} \left(1 - \left(\frac{D_b}{D_p} \cos \theta \right)^2 \right) \quad (3.4)$$

Avec : N: La fréquence de rotation en [HZ].

n : Le nombre de billes.

D_p : Le diamètre moyen en [mm].

D_b : Le diamètre de la bille en [mm].

θ : L'angle de contact en [degré].

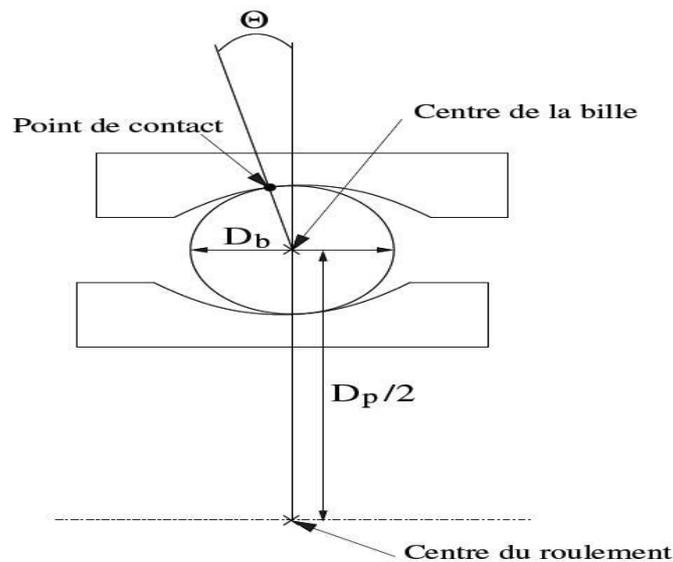


Figure (3.14): Représentation schématique de la géométrie interne d'un roulement à une rangée de billes.

3. Base de données :

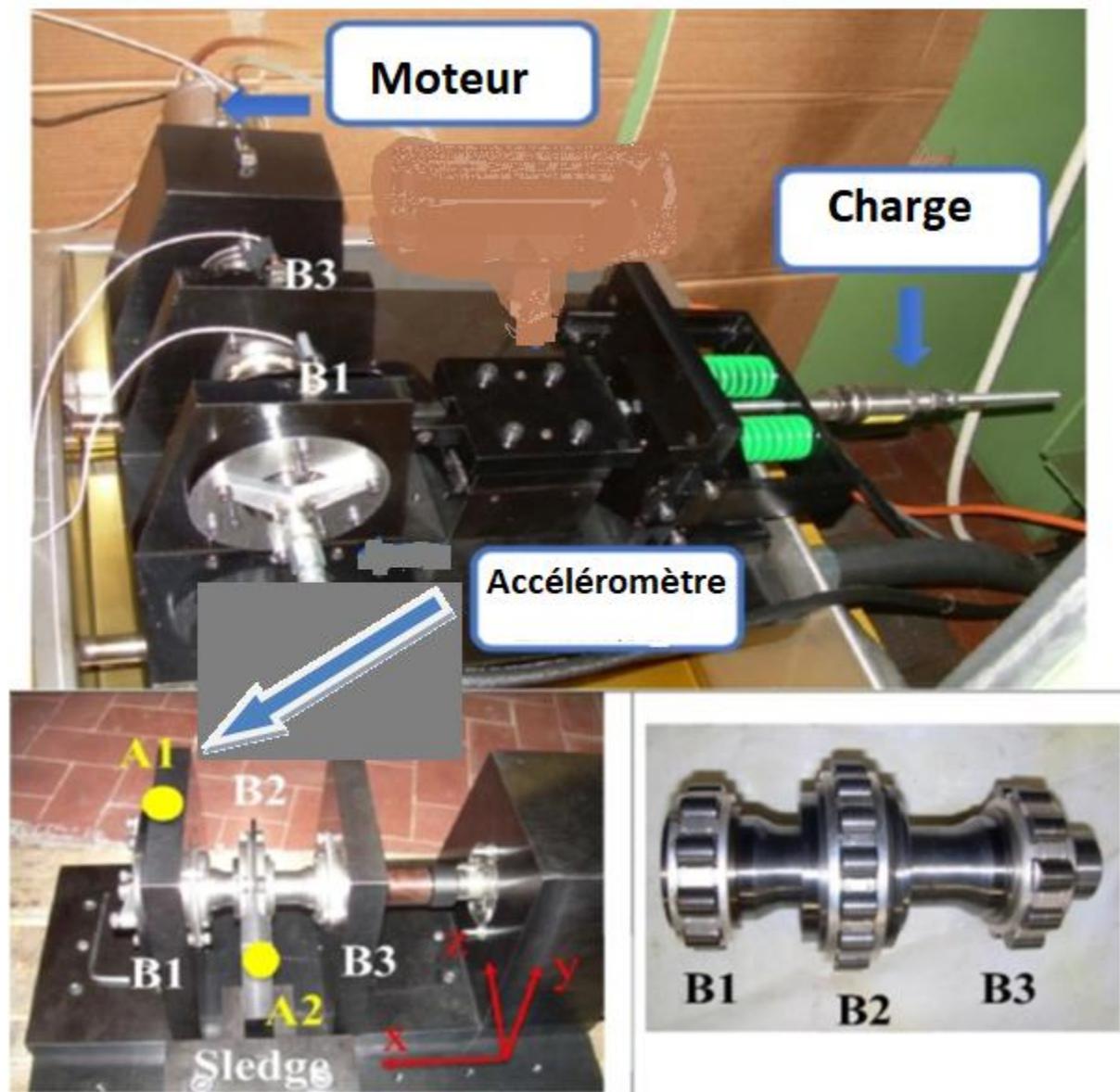
Le travail de ce mémoire est réalisé en utilisant les données collectées à partir du laboratoire de Polytechnique de Torino, où un banc d'essai à grande vitesse entraîne un arbre soutenu par un couple des roulements identiques, différentes conditions de dommages ont été imposées à l'un des roulements, et les accélérations ont été enregistrées dans différentes positions et directions, dans diverses conditions de charge et de vitesse. Une sélection des enregistrements acquis peut être téléchargée depuis ; <ftp://ftp.polito.it/people/DIRG/BearingData/>.

Le banc d'essai est composé de trois roulements (B1, B2 et B3) montés en ligne sur l'arbre de sortie d'un moteur de broche à grande vitesse, et d'un traîneau de précision en appliquant une charge radiale sur le roulement au milieu, comme illustré dans la Figure(3.15).

La vitesse de la broche est réglée par le panneau de commande d'un onduleur mais ne peut pas être contrôlée activement : non seulement la broche n'a pas de transducteur ou de tachymètre pour détecter sa vitesse réelle, mais aussi il n'y a pas de retour au contrôleur de l'onduleur. En conséquence directe, la vitesse réelle de l'arbre est toujours inférieure, que l'idéal et la différence augmente avec la charge appliquée. Une cellule de charge statique permet de mesurer la force résultante, dont la direction est purement radiale. Les principales propriétés géométriques des trois roulements, spécifiquement fabriqués pour ces applications aéronautiques à grande vitesse, sont énumérées dans le tableau (3.1):

Tableau (3.1) : Principales propriétés des roulements à rouleaux

Référence du roulement	Diamètre du pas D (mm)	Diamètre des rouleaux d (mm)	Éléments roulants
B1 & B3	40.5	9.0	10
B2	54.0	8.0	16

**Figure (3.15):**Banc d'essai

La base de données est composée des sept conditions suivantes :

- Trois défauts sur la bague interne du roulement.
- Trois défauts sur un rouleau du roulement.
- Un roulement sain.

Le détail des sept conditions est donné par le tableau (3.2).

Tableau (3.2) : Liste de différent défaut du roulement

	Défaut	Dimension (μm)
D1	Roulement sain	0
D2	Diamètre d'un défaut sur la bague intérieure	420
D3	Diamètre d'un défaut sur la bague intérieure	250
D4	Diamètre d'un défaut sur la bague intérieure	150
D5	Diamètre d'un défaut sur un rouleau	450
D6	Diamètre d'un défaut sur un rouleau	250
D7	Diamètre d'un défaut sur un rouleau	150

Chaque dommages correspond à des dommages de diamètre de 450,250 et 150 μm . Le cas décrit dans ce document correspond aux dommages sur le rouleau d'un diamètre de 150 μm . Chaque cas contient des signaux acquis pendant 20 secondes avec une fréquence d'échantillonnage égale 51,2 kHz à des vitesses de 100, 200, 300, 400 et 500 tours par seconde de plus, les signaux acquis sont dans 4 conditions de charge radiale : 1000 N, 1400 N, 1800 N, et aucune charge le roulement endommagé correspond au roulement B1, et ses fréquences caractéristiques pour les différentes vitesse de rotation sont décrites dans le tableau(3.3).

Tableau (3.3): Fréquences caractéristiques du roulement B1 pour les différentes conditions de vitesse de rotation

Vitesse du moteur (Hz)	FTF (Hz) (défaut de la cage)	2xBSF (Hz) (défaut de l'élément roulant)	BPFO (HZ)	BPMF (Hz)
100	38.9	427.8	388.9	611.1
200	77.8	855.6	777.8	1222.2
300	116.7	1283.3	1166.7	1833.3
400	155.6	1711.1	1555.6	2444.4
500	194.4	2138.9	1944.4	3055.6

4. Données temporelles :

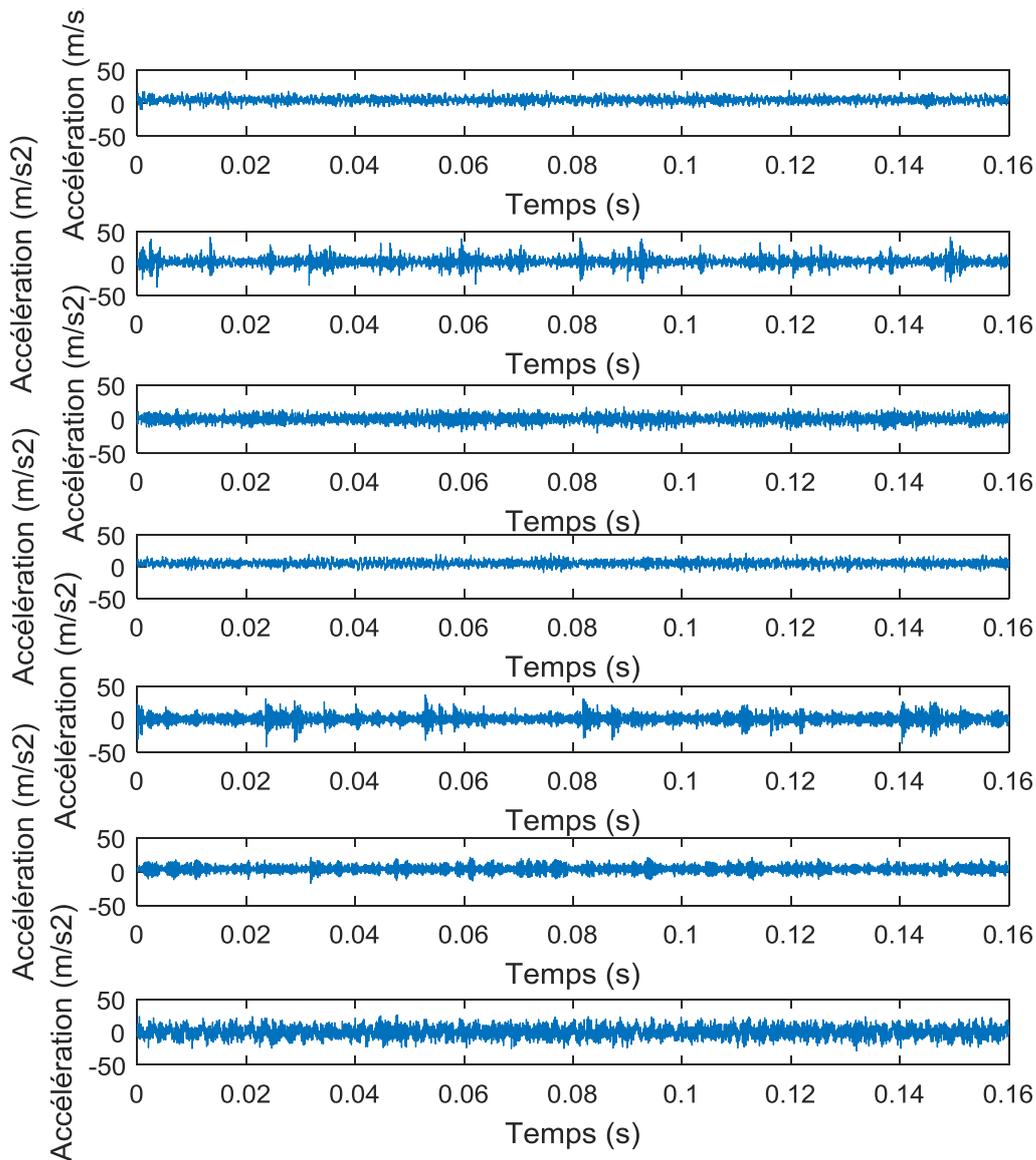


Figure (3.16): Représentation temporelle des signaux vibratoires d'un roulement

A partir de la figure (3.16) on remarque que les signaux vibratoires du roulement pour les différentes conditions sont très complexes à différencier.

Pour simplifier la reconnaissance de condition de roulement il faut développer une technique qui va permettre de détecter automatiquement l'état du roulement.

5. Méthode proposé:

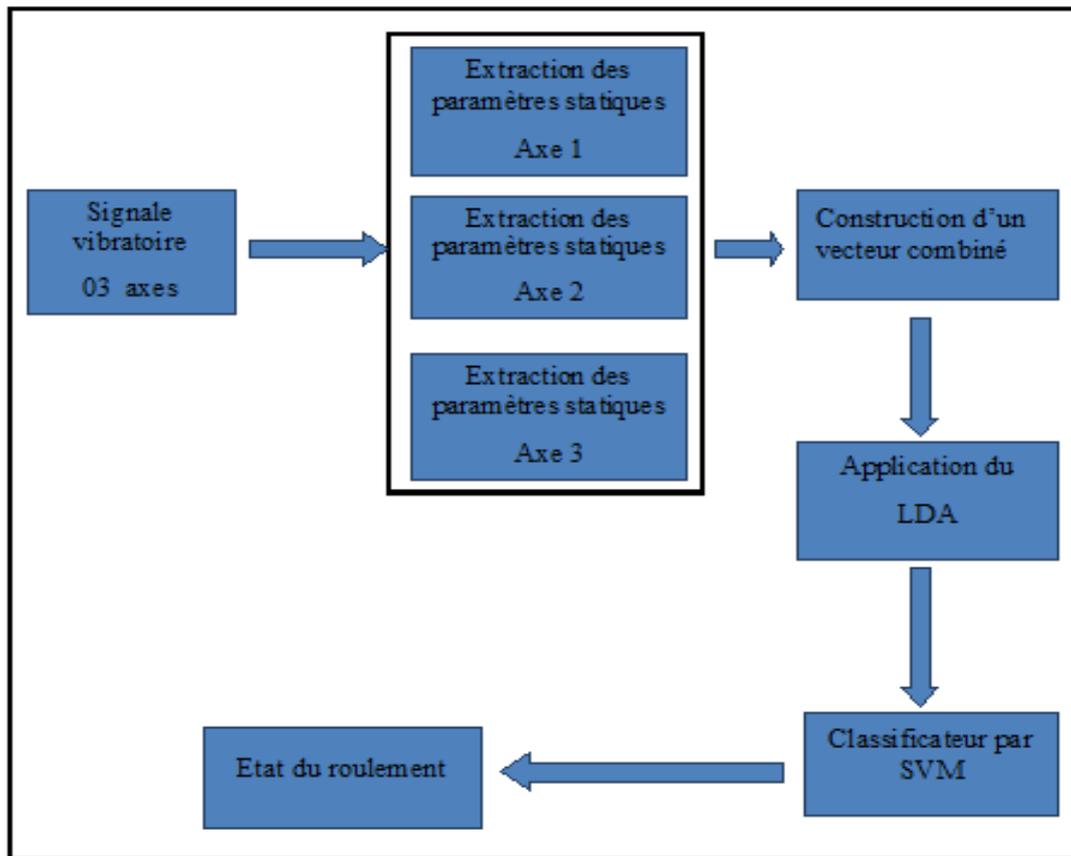


Figure (3.17): Méthode proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements

L'approche proposée se compose de trois étapes principales à savoir :

1. L'extraction du paramètre
2. Réduction de dimension
3. La classification

5.1. Extraction des paramètres :

Plusieurs paramètres statistique ont été calculés tel que kurtosis, skewness, moments, variance, moyen, convergence et l'écart-type.

5.1.1. Kurtosis :

Le kurtosis défini par l'équation (3.1), est une grandeur statistique permettant d'analyser le caractère « pointu » ou « plat » d'une distribution. Il s'agit d'un traitement statistique du signal temporel des vibrations, se basant sur la courbe de densité de probabilités de la répartition des niveaux vibratoires d'accélération. Un roulement en bon état engendre un signal vibratoire

dont la distribution de l'amplitude est gaussienne avec un Kurtosis voisin de 3. Pour un roulement dégradé, présentant des écaillages des indentations ou des jeux importants, l'allure de la distribution de l'amplitude du signal est modifiée et le Kurtosis K est supérieur ou égal à 4[4].

$$kurtosis = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (vib(n) - \langle n \rangle)^4}{\left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (vib(n) - \langle n \rangle)^2 \right]^2} \quad (3.1)$$

5.1.2. Skewness :

Le terme 'skewness' fait référence à un manque de symétrie ou à un écart par rapport à la symétrie, par exemple lorsqu'une distribution n'est pas symétrique (ou est asymétrique), on parle de distribution asymétrique, sont distribués dans une distribution particulière par rapport à une distribution symétrique (ou normale).

Le concept de skewness pend de l'importance du fait que la théorie statistique est souvent basée sur l'hypothèse de la distribution normal, une certaine asymétrie est donc nécessaire pour se prémunir contre les conséquences de cette hypothèse, dans une distribution symétrique les valeurs de la moyenne, de la médiane et du mode sont identiques, si la valeur de la moyenne est supérieure au mode, l'asymétrie est dit positive dans une distribution asymétrique positive, la moyenne est supérieur au mode et la médiane se situe quelque part entre la moyenne et le mode.

Généralité :

- Si moyenne > Mode, le skewness est positive.
- Si moyenne < Mode, le skewness est négative.
- Si moyenne = Mode, le skewness est nul.

5.1.3. Moments :

Les moments sont un ensemble de paramètres statistiques pour mesurer une distribution. Quatre moments sont couramment utilisés :

- ✓ 1^{er} moment : moyenne (décrit la valeur central).
- ✓ 2^{ème} moment : variance (décrit la dispersion).
- ✓ 3^{ème} moment : skewness (décrit l'asymétrie).
- ✓ 4^{ème} moment : kurtosis (décrit le pic).

5.1.4. Variance :

La variance de la série statistique se note $v(x)$ et se définit comme suit:

$$v(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (3.2)$$

Elle correspond à la moyenne des carrés de la différence à la moyenne des carrés des différences entre les observations et leur moyenne. Aussi la variance est la moyenne arithmétique des carrés des écarts à la moyenne.

Noté écart-type σ_x la racine carrée de la variance:

$$\sigma_x = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (3.3)$$

5.1.5. La moyenne:

La moyenne est l'indicateur le plus simple pour résumer l'information fournie par un ensemble de données statistique: elle est égale à la somme de ces données divisée par leur nombre. Elle peut donc être calculée en ne connaissant que ces deux éléments, sans connaître toute la distribution.

5.1.6. La convergence:

Qui dit converger, dit suites (ou fonctions). on s'intéresse donc ici typiquement à une suite de variable aléatoires $(X_n, n \geq 0)$ qui seront définies ou pas sur le même espace de probabilité selon moments.

Le fait que les variables aléatoires sont définies ou pas sur le même espace n'est pas un détail en fait, c'est au cœur de l'affaire [13].

5.1.7. L'écart-type:

L'écart type est la mesure de dispersion des valeurs d'une distribution de probabilité. Il est défini comme la racine carrée de variance ou, de manière équivalente, comme la moyenne quadratique des écarts par rapport à la moyenne.

5.2. Réduction de dimension par Analyse Discriminante Linéaire (LDA) :

L'analyse discriminante linéaire et le discriminant linéaire de Fisher associé sont des méthodes utilisées dans les statistiques, la reconnaissance des formes et l'apprentissage

automatique pour trouver une combinaison linéaire de caractéristiques qui caractérisent ou séparent deux ou plusieurs classes d'objets ou d'événements.

La combinaison résultante peut être utilisée comme classificateur linéaire ou plus communément, pour la réduction de dimensionnalité avant une classification ultérieure.

La technique LDA tente explicitement de modéliser la différence entre les classes de données, l'objectif de LDA est d'effectuer une réduction de dimensionnalité tout en préservant autant d'informations discriminante de classe que possible.

Supposons que nous avons un ensemble d'échantillons de dimension $[x_1, x_2, \dots, x_N]$, N_1 appartenant à la classe w_1 , N_2 appartenant à la classe w_2 , nous cherchons à obtenir un scalaire y en projetant les échantillons x sur une ligne:

$$y = w^T x \quad (3.4)$$

Parmi toutes les lignes possibles, nous aimerions sélectionner celle qui maximise la séparabilité des scalaires. Ceci est illustré pour le cas bidimensionnel dans la figure (3.18) :

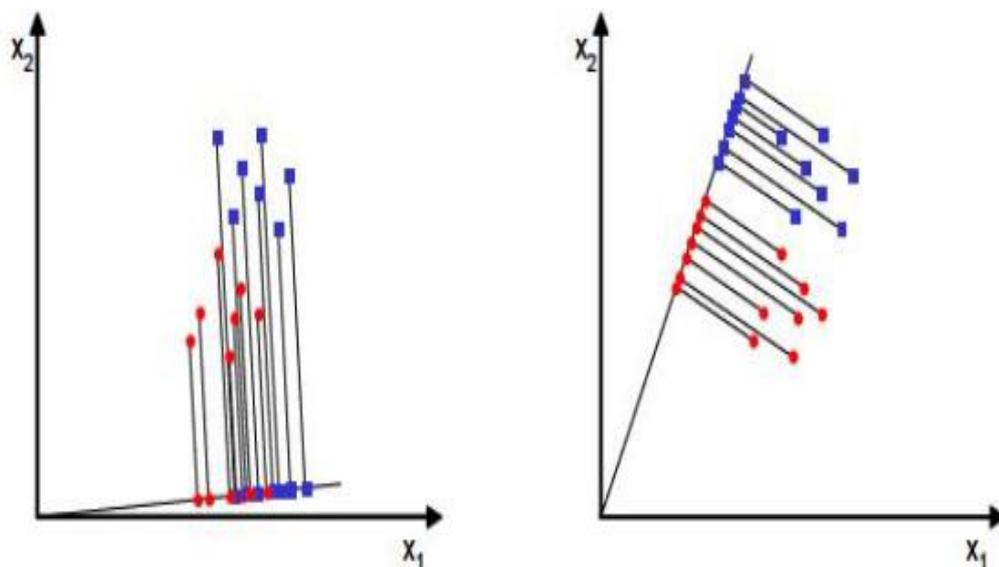


Figure (3.18): Représentation du LDA

Afin de trouver un bon vecteur de projection, nous devons définir une mesure de séparation entre les projections. Le vecteur moyen de chaque classe dans l'espace des caractéristiques x et y est:

$$\mu_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x \in \omega_i} x \quad (3.5)$$

$$\tilde{\mu}_i = \frac{1}{N_i} \sum_{y \in \omega_i} y = \frac{1}{N_i} \sum_{x \in \omega_i} \omega^t x = \omega^t \mu_i \quad (3.6)$$

μ_i La valeur moyenne.

Nous pourrions alors choisir la distance entre les moyennes projetées comme notre fonction objective :

$$j(\omega) = |\tilde{\mu}_1 - \tilde{\mu}_2| = |w^T(\mu_1 - \mu_2)| \quad (3.7)$$

LDA défini comme la fonction linéaire $y = \omega^T x$ qui maximise la fonction de critère :

$$j(\omega) = \frac{|\tilde{\mu}_1 - \tilde{\mu}_2|}{\tilde{s}_1^2 + \tilde{s}_2^2} \quad (3.8)$$

6. diagnostic des défauts dans les roulements :

Le diagnostic des défauts dans les roulements est représenté sur le schéma suivant :

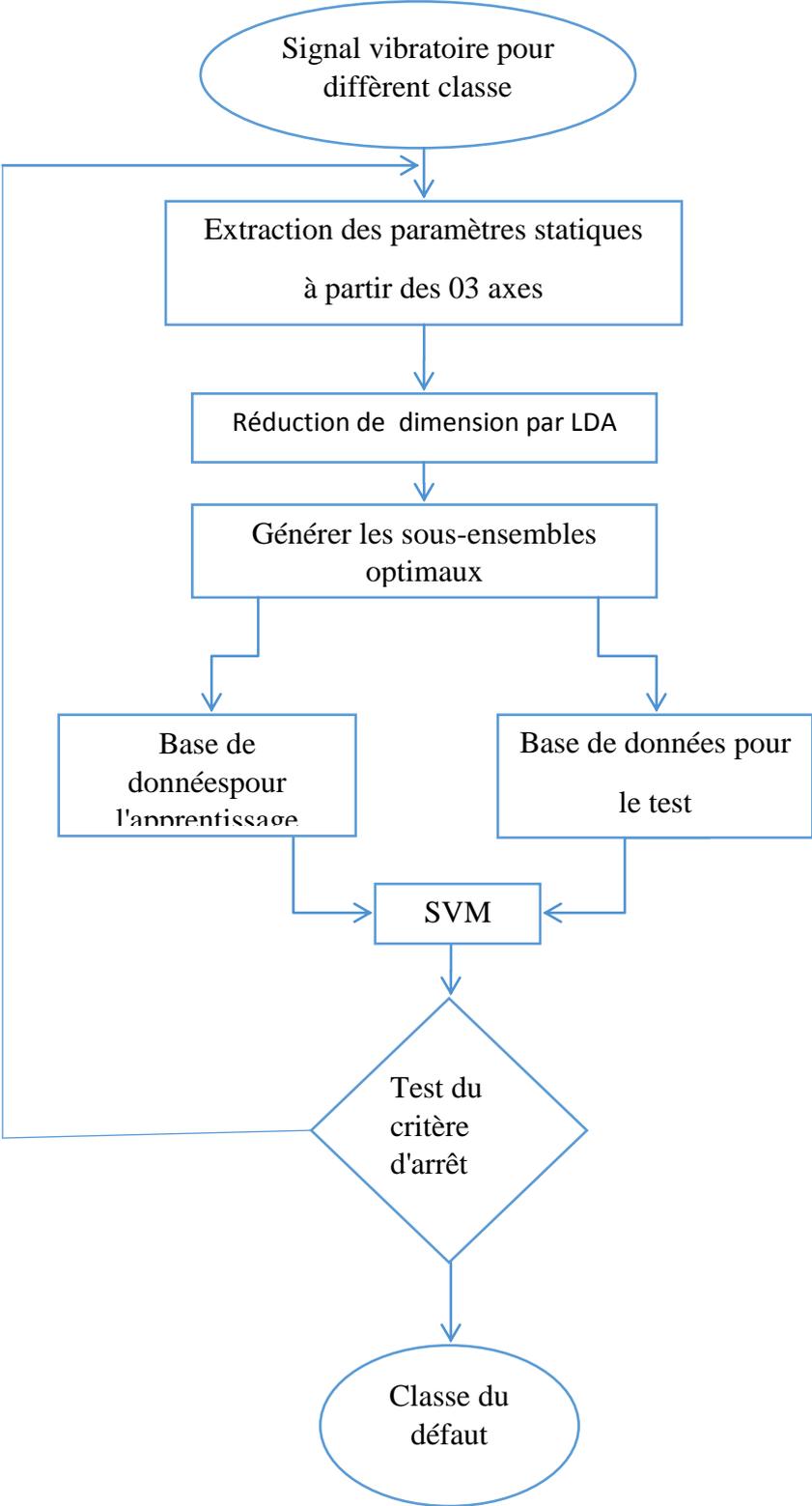


Figure (3.19): Logigramme de la méthode proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements

La méthode proposée pour le diagnostic se déroule comme suite :

Etape 1 : Collection des signaux vibratoires pour la construction d'une base de données qui contient 1750 échantillons, répartis sur sept classes et dont chaque classe contient 250 échantillons, chaque échantillon contient trois signaux vibratoires qui représentent la composante x, y et z.

Etape 2 : Cette étape est consacrée à l'extraction des paramètres statiques (kurtosis) à partir des trois axes x, y et z.

Etape 3 : Après la construction du vecteur forme globale qui contient 21 paramètres pour chaque échantillon la méthode de LDA est utilisée pour la réduction des dimensions. La taille du vecteur d'entrée résultant sera égale à 06.

Etape 4 : On prendre on compte un seul variable à partir du 06.

Etape 5 : Un classifieur basé sur SVM sera utilisé pour assurer la phase de classification.

Etape 6 : Calculer le taux de classification.

Etape 7 : Si le critère d'arrêt est n'est pas satisfait retour à l'étape 4 et ajouter un autre variable, sinon fin de programme.

Après l'exécution de l'approche proposé, les résultats obtenus sont détaillés dans le tableau(3.4).

Nbr. des Paramètres	C=10 $\delta =0.5$		C=20 $\delta =0.7$		C=30 $\delta =0.9$		C=40 $\delta =1.1$		C=50 $\delta =1.3$		C=60 $\delta =1.5$		C=70 $\delta =1.7$	
	Taux Appr.	Taux test												
2	99.52	100	99.52	100	99.52	100	98.41	99.80	91.67	95.10	90.08	92.86	98.84	92.04
3	99.52	100	99.44	100	99.44	100	99.37	100	98.73	99.80	96.35	100	93.17	99.18
4	99.88	100	99.68	100	99.68	100	99.60	100	99.44	100	98.65	99.80	97.22	99.80
5	99.68	100	99.68	100	99.68	100	99.60	100	99.44	100	99.80	98.65	97.22	99.80

6	99.68	100	99.68	100	99.68	100	99.60	100	99.44	100	99.80	98.56	97.22	99.80
---	-------	-----	-------	-----	-------	-----	-------	-----	-------	-----	-------	-------	-------	-------

Tableau(3.4): Traitement par SVM

A partir des résultats donnés par le tableau (3.4), on peut remarquer les points suivants :

- La capacité de généralisation des SVM sont très dépendante au variable C et δ .
- Un taux de test de 100% est obtenu en utilisant seulement des deux premiers paramètres.

Et par conséquence nous allons utilisé le vecteur forme qui est composé des deux premiers parameters comme étant un vecteur d'entré du SVM le $c = 10$ et $\delta = 0.5$.

La figure(3.20) ulistrée la représentation d'apprentissage en utilisant lapremière et la deuxièmecomposantesde LDA.

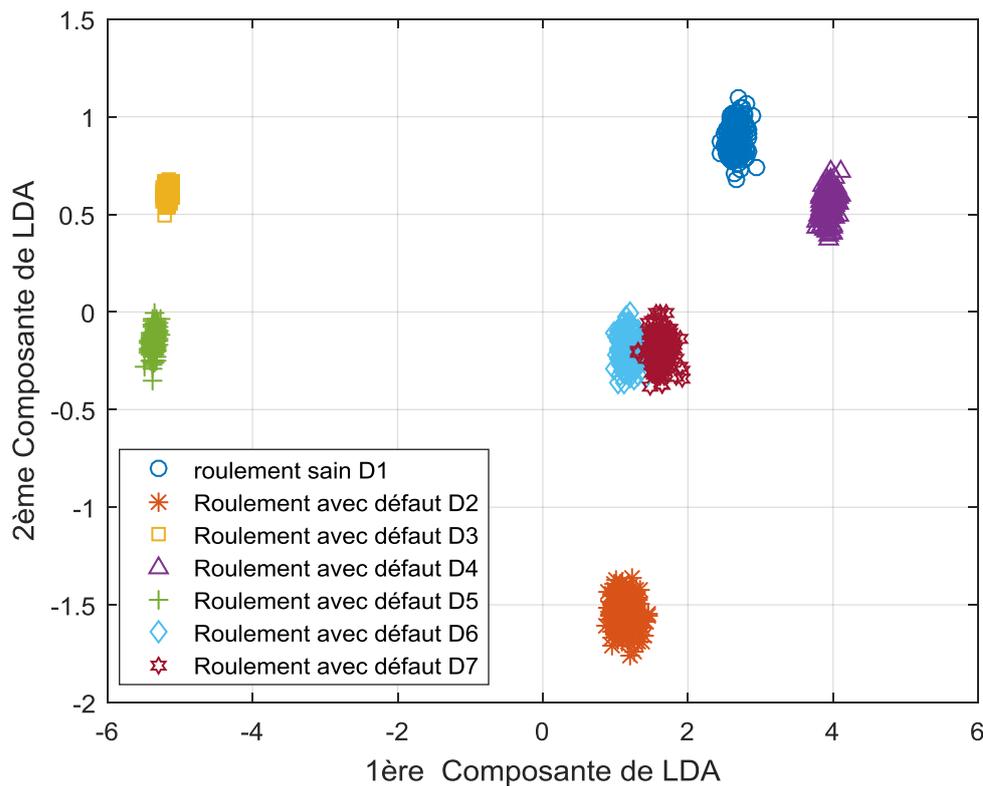


Figure (3.20):Représentation de la1^{ère} composante en fonction de le2^{ème} composante de LDA
(Données d'apprentissage).

A partir de la figure (3.20) on remarque que les classes sont bien séparées et par conséquent la phase de classification sera simple .

La figure(3.21) illustre la représentation des données de teste en utilisant la première et la deuxième composantes de LDA.

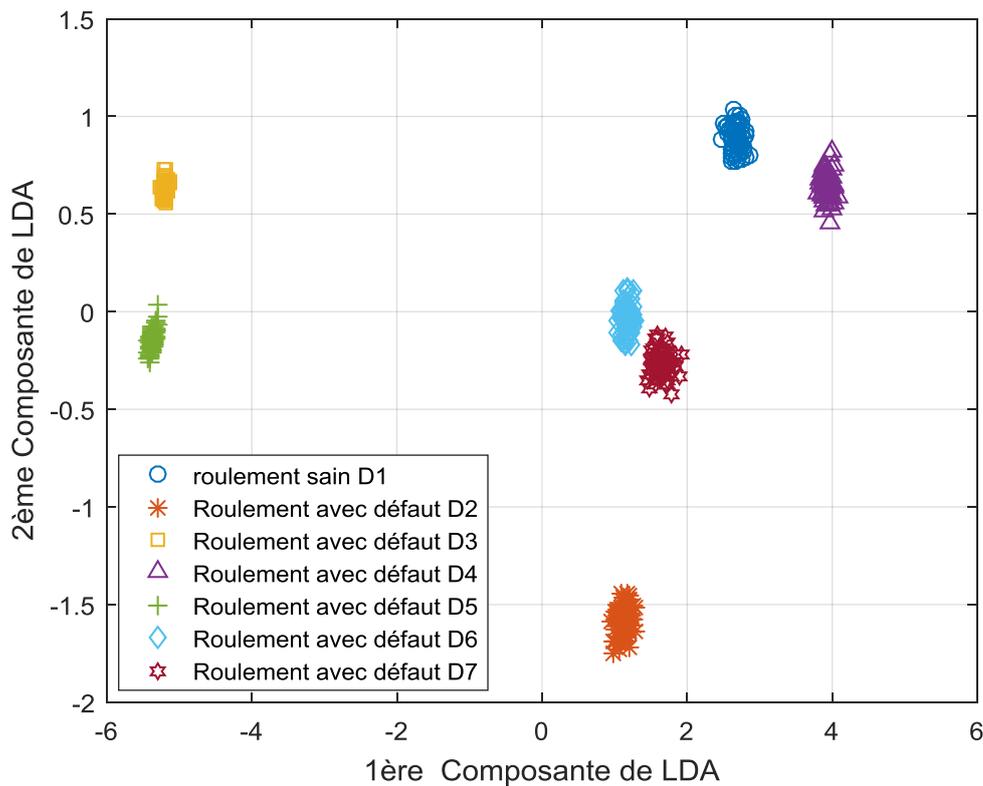


Figure (3.21): Représentation de la 1ère composante en fonction de la 2ème composante de LDA (Données de teste).

On remarque à partir de la figure (3.21) que les sept classes sont bien séparées.

7. Conclusion:

Ce chapitre est consacré à la présentation de la technique proposée pour le diagnostic des défauts dans les roulements à billes.

La technique proposée consiste en trois étapes :

- ✓ Dans la première étape les paramètres statiques ont été calculés.

- ✓ Dans la second étape la technique du LDA est appliquée pour la réduction ded démension.
- ✓ Dans la dernière étape les SVM sont emloyés pour assurer la phase de clasiffication
Les résultats obtenus nontrent l'efficassité de l'approche proposé pour l diagnostic des défauts dans les roulements.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion générale:

Le but de ce mémoire est de construire un système pour le diagnostic automatique de l'état d'un roulement. Nous avons choisi d'utiliser une approche de surveillance et de diagnostic par reconnaissance de formes à partir de l'enregistrement des signaux vibratoires sur le roulement.

Dans le premier chapitre nous avons présenté la méthode de reconnaissance des formes, les deux étapes principales sur lesquelles reposent tout système de surveillance, à savoir la perception et le diagnostic.

Dans le deuxième chapitre nous avons présenté les séparateurs à vaste marge « Support Vecteur Machine » on a donné une vision générale et une vision purement mathématiques des SVM. Le SVM est un modèle discriminant qui tente de minimiser les erreurs d'apprentissage tout en maximisant la marge séparant les données des classes. Les SVM sont très efficaces sur les données à nombre élevé d'attributs, même avec peu d'exemples.

Dans le dernier chapitre, nous avons d'abord parlé des roulements à bille en tant que sujet d'étude. Ensuite nous avons discuté l'approche proposée pour le diagnostic automatique des défauts. Cette approche consiste en trois étapes principales ; dans la première étape nous avons extrait les paramètres statistiques à partir des différents axes. Dans la seconde étape la technique LDA est employée pour réduire la dimension du vecteur d'entrée. A partir des résultats obtenus nous avons remarqué la technique appliquée offre une représentation dans laquelle les données de différentes classes sont très bien séparées.

La dernière étape consiste à utiliser les SVMs pour assurer la phase de classification. Nous avons conclu que la capacité de généralisation des SVM était très liée à la bonne sélection des deux paramètres : σ et C . Les résultats obtenus montrent que l'approche suggérée est efficace pour le diagnostic des défauts dans les roulements.

Références bibliographiques:

- [1] Bach-Phi D., Jae Young K., Inkyu J., (2020), A Deep-Learning-Based Bearing Fault Diagnosis Using Defect Signature Wavelet Image Visualization, School of Electrical, Electronics and Computer Engineering, University of Ulsan, Ulsan 44610, Korea.
- [2] Belmiloud D., (2019), contribution à l'étude de l'endommagement des matériaux, constituants de machines tournantes, en fonction des paramètres température et fréquence de rotation. Application aux roulements, mémoire de doctorat Spécialité Mécanique.
- [3] Benkaci M. Surveillance des Systèmes Mécatronique d'Automobile par des Méthodes d'Apprentissage, thés doctorat.
- [4] Benzahioul S., (2019), Surveillance et Diagnostic de Défauts Dans les Systèmes Electriques. Thèse de Doctorat Sciences, Université du 20 Août 1955 Skikda .
- [5] Berretima M W., (2019), Analyse vibratoire pour la détection et le diagnostic des défauts de roulement en utilisant le kurtosis spectral.
- [6] Boudaoud N., (1997), Conception d'un système de diagnostic adaptatif en ligne pour la surveillance des systèmes évolutifs" Thèse de doctorat Université de technologie de Compiègne.
- [7] Boutleux E, (1996), Diagnostic et suivi d'évolution de l'état d'un système, par reconnaissance des formes floues, Application au modèle du réseau téléphonique français. Thèse de doctorat Université de technologie de Compiègne.
- [8] Cordier M.O., Surveillance et diagnostic de systèmes dynamiques. Approches complémentaires du traitement de signal et de l'intelligence artificielle, Technical Report IRISA.
- [9] Gaouaoui M., (2012), Diagnostic par reconnaissance des formes : Application à la machine asynchrone. MEMOIRE DE MAGISTER en Automatique Université Mouloud Mammeri De Tizi-Ouzou.
- [10] J. LI. A., (2010), Combination of PSO and SVM for road icing forecast. Journal of computers.
- [11] Kavathekar S., Upadhyay N., Kankar P.K., (2016) Fault classification of ball bearing by rotation forest technique. Procedia Technology 23.

[12] Loparo K. A., (2012), Bearings vibration data set. Case Western Reserve University. <http://www.eecs.case.edu/laboratory/bearing/download.htm>.

[13] Marckert JF., Notation de convergence probabiliste application aux structures combinatoires, CNRS, La BRI, université de Bordeaux.

[14] Merah K., (2016), Diagnostic des défauts de roulement d'un moteur par analyse vibratoire (Etude comparative avec l'analyse du courant statique), mémoire du Magistère .

[15] Minh T.P., Jong-Myon K., Cheol Hong K. (2020), Intelligent Fault Diagnosis Method Using Acoustic Emission Signals for Bearings under Complex Working Conditions. School of Electronics and Computer Engineering, Chonnam National University, Gwangju 61186, Korea.

[16] Obeid Z., (2012), Mise au point d'algorithmes pour la détection de dégradations de roulements d'actionneurs synchrones à aimant permanents. Application dans le domaine aéronautique sur des ventilateurs embarqués, thèse de doctorat.

[17] Oulmane A., surveillance et diagnostic des défauts des machines tournantes dans le domaine temps-fréquences utilisant les réseaux de neurones et la logique floue,

[18] Shigeo A., (2014), Support vector machines for pattern classification. Springer-Verlag (2005). Mémoire de la philosophie doctorat .

[19] Thelaidjia T, (2013), La Modélisation Autorégressive Et Les Séparateurs A Vaste Marge Pour Le Diagnostic Des Défauts Des Roulements A Bille Mémoire de magister en électronique université laarbi Tébéssa.

[20] Thelaidjia T., Chenikher S., Moussaoui A.K., (2020), Optimal wavelet analysis and enhanced independent component analysis for isolated and combined mechanical faults diagnosis.

[21] Wang L., (2005), Support vector machines: theory and applications. Springer-Verlag.

[22] Yerui F., Jianguo W., Fengshou G., (2020), A Bearing Fault Diagnosis Using a Support Vector Machine Optimised by the Self-Regulating Particle Swarm.

[23] Yong-Zhi L.,¹ Yi-Sheng Z., Yu-Liang J., (2020), A Novel Method for Diagnosis of Bearing Fault Using Hierarchical Multitasks Convolutional Neural Networks.

[24] Zahra H M, (2008), Analyse temps échelle et reconnaissance des formes pour le diagnostic du Système de guidage d'un tramway sur pneumatiques, Thèse de doctorat, Université Blaise Pascal L - Clermont 2.

[25] Zani M. (2003), Guide d'achat, mesures mécaniques, la surveillance des machines tournantes.

[26] Zarei J., Tajeddini M.A ., Karimi H.R. (2014), Vibration analysis for bearing fault detection and classification using an intelligent filter.