



# Mémoire de Master

**Présenté au**

**Département :** Génie Électrique

**Domaine :** Sciences et Technologies

**Filière :** Electronique

**Spécialité :** Electronique des Systèmes embarqués

**Réalisé par :**

**Lounici Nour**

**Khelif Meriem**

## Thème

***Utilisation des SVM pour la classification des défauts de roulement dans la machine asynchrone***

**Soutenu le: 24/06/2026**

Devant la commission composée de :

|      |            |       |              |              |
|------|------------|-------|--------------|--------------|
| Mr : | M.Benziane | M.C.B | Univ. Bouira | Président    |
|      | S.Moudache | M.C.A | Univ. Bouira | Examineur    |
|      | A.Kabla    | M.C.B | Univ. Bouira | Encadrant    |
|      | Z.Asradj   | M.C.B | Univ. Bouira | Co-Encadrant |

## *Remerciement*

Avant tout, je remercie Allah, le Tout-Puissant, de m'avoir donné la force, la patience et le courage nécessaires pour mener à bien ce travail.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à mon encadrant(e), pour son accompagnement, ses conseils précieux, sa disponibilité et son soutien tout au long de la réalisation de ce mémoire.

Je remercie également les membres du jury pour l'intérêt qu'ils portent à ce travail et pour avoir accepté de l'évaluer.

Mes sincères remerciements s'adressent aussi à tous les enseignants du département de Génie Électrique, pour les connaissances et les compétences qu'ils m'ont transmises durant mon parcours universitaire. Enfin, je remercie toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce travail.

# Merci

## ***Dédicace***

Je dédie ce travail :

À mes chers parents, Pour leur amour inconditionnel, leurs sacrifices et leur soutien constant tout au long de mon parcours. Que Dieu vous protège et vous accorde une longue vie.

À mes frères et sœurs, Pour leur présence, leur encouragement et leur soutien moral dans les moments difficiles.

À mes amis(es), Pour leur aide précieuse, leur motivation et les bons moments partagés durant mes études.

À toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

Avec tout mon respect et ma profonde gratitude.

## **Résumé**

Ce travail s'inscrit dans le cadre du diagnostic des défauts de roulement dans les machines asynchrones industrielles. L'objectif principal est de classifier automatiquement les défauts de roulement en exploitant les signaux vibratoires issus du banc d'essai CWRU. Pour ce faire, nous avons appliqué une méthode combinant l'extraction de six paramètres statistiques et fréquentiels des signaux segmentés, suivie d'une classification par machines à vecteurs de support (SVM). Deux approches ont été comparées : un SVM à paramètres manuels et un SVM optimisé par un algorithme hybride PSO-SSA. Les résultats obtenus ont montré une distinction claire entre les quatre classes étudiées (état normal, défaut de bille, défaut de bague interne et défaut de bague externe), confirmant la supériorité de l'approche optimisée avec une précision de 100 % en test contre 88,98 % pour le SVM manuel.

**Mots clés :** SVM (Machine à vecteurs de support), PSO (Optimisation par essaim de particules), SSA (Algorithme d'essaim de salpes), Défauts de roulements, Signaux vibratoires, CWRU, Extraction de caractéristiques, Classification, Maintenance prédictive.

## **Abstract:**

This study focuses on the automatic diagnosis of bearing faults in asynchronous motors using vibration signals from the CWRU benchmark dataset. The main objective is to classify bearing faults by extracting six statistical and frequency-domain features from segmented signals, followed by classification using Support Vector Machines (SVM). Two approaches were compared: a manually tuned SVM and an SVM optimized by a hybrid PSO-SSA metaheuristic algorithm. Four bearing states were considered: normal condition, ball fault, inner race fault, and outer race fault. The results demonstrated clear discrimination between all classes, with the optimized approach achieving 100% test accuracy compared to 88.98% for the manual SVM, confirming the effectiveness of hybrid metaheuristic optimization for bearing fault diagnosis.

## Liste des figures et tableaux

|                                                                                                                         |    |
|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| Figure 1.1.Moteur asynchrone, avec ses parties principales : stator et rotor.....                                       | 14 |
| Figure 1.2: Les différents types de défaillances dans les roulements [14].....                                          | 17 |
| Figure 3.1.Banc d’essai de l’Université CWR [37 ,38]. .....                                                             | 38 |
| Figure 3.2 signal vibratoire sain .....                                                                                 | 39 |
| Figure 3.3 signal vibratoire défaut Bille.....                                                                          | 39 |
| Figure 3.4 signal vibratoire défaut bague interne. ....                                                                 | 39 |
| Figure 3.5 signal vibratoire défaut bague externe.....                                                                  | 40 |
| Figure 3.6 SVM Manuel__ confusion train _Acc=100,00%.....                                                               | 44 |
| Figure 3.7 SVM Manuel__ confusion test _Acc=88,98%. ....                                                                | 44 |
| Figure 3.8 SVM optimisé par PSO-SSA__ confusion train _Acc =100,00 %. ....                                              | 46 |
| Figure 3.9 SVM optimisé par PSO-SSA — confusion test _Acc=100,00 %.....                                                 | 47 |
|                                                                                                                         |    |
| Table 3.1. Description des quatre classes d'état de roulement étudiées (dataset CWRU, charge 0 HP, fs = 12 000 Hz)..... | 38 |
| Table 3.2. Paramètres d'acquisition et de segmentation des signaux CWRU. ....                                           | 41 |
| Table 3.3. Répartition des segments entre entraînement et test après split stratifié 70/30.....                         | 41 |
| Table 3.4. Les six caractéristiques extraites du signal vibratoire.....                                                 | 42 |
| Table 3.5.Comparaison complète des deux méthodes de classification sur le dataset CWRU. ....                            | 48 |

# Sommaire

|                                                                                  |           |
|----------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| Résume .....                                                                     | 4         |
| Liste des figures et tableaux .....                                              | 5         |
| Introduction générale.....                                                       | 10        |
| <b>Chapitre 1 : Généralités sur la machine asynchrone et les roulements.....</b> | <b>12</b> |
| 1.1 Introduction .....                                                           | 13        |
| 1.2 La machine asynchrone.....                                                   | 13        |
| 1.2.1 Définition et principe de fonctionnement.....                              | 13        |
| 1.3 Les roulements .....                                                         | 16        |
| 1.3.1 Définition et rôle des roulements.....                                     | 16        |
| 1.4 Les défauts de roulement .....                                               | 17        |
| 1.4.1 Défauts de bague interne .....                                             | 18        |
| 1.4.2 Défauts de bague externe: .....                                            | 18        |
| 1.4.3 Défauts de Billes .....                                                    | 19        |
| 1.4.4 Causes et conséquences des défauts .....                                   | 19        |
| 1.5 Mesure et traitement .....                                                   | 20        |
| 1.6 Conclusion.....                                                              | 21        |
| <b>Chapitre 2 : Optimisation des SVM par PSO-SSA.....</b>                        | <b>22</b> |
| 2.1 Introduction .....                                                           | 23        |
| 2.2 Fondements théoriques des Support Vector Machine .....                       | 23        |
| 2.2.1 Principe de séparation linéaire.....                                       | 23        |
| 2.2.2 Hyperplan optimal .....                                                    | 24        |
| 2.2.3 Marge maximale .....                                                       | 24        |
| 2.2.4 Vecteurs de support .....                                                  | 25        |
| 2.2.5 Cas linéairement séparable .....                                           | 25        |
| 2.2.6 Cas non linéairement séparable : introduction du noyau .....               | 25        |
| 2.3 Les fonctions noyau :.....                                                   | 26        |
| 2.3.1 Les noyaux les plus utilisés .....                                         | 26        |
| 2.4 Paramètres des SVM:.....                                                     | 27        |
| 2.4.1 Paramètre de régularisation C.....                                         | 28        |

|                                                   |                                                                             |           |
|---------------------------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 2.4.2                                             | Le paramètre gamma ( $\gamma$ ) du noyau RBF .....                          | 28        |
| 2.5                                               | Paramètres discriminative extraits des signaux vibratoires .....            | 28        |
| 2.5.1                                             | Paramètres temporels des signaux vibratoires.....                           | 29        |
| 2.5.2                                             | Paramètres fréquentiels des signaux vibratoires.....                        | 29        |
| 2.5.3                                             | Intérêt de ces paramètres pour la détection des défauts de roulements ..... | 30        |
| 2.6                                               | Problème d'optimisation des paramètres dans les SVM .....                   | 30        |
| 2.6.1                                             | Introduction aux méthodes d'optimisation métaheuristiques.....              | 30        |
| 2.7                                               | L'Optimisation par Essaim de Particules (PSO) .....                         | 31        |
| 2.7.1                                             | Définition et origine.....                                                  | 31        |
| 2.7.2                                             | Principe de fonctionnement.....                                             | 31        |
| 2.8                                               | L'Algorithme d'Essaim de Salpes (SSA) .....                                 | 32        |
| 2.8.1                                             | Définition et origine.....                                                  | 32        |
| 2.8.2                                             | Principe de fonctionnement.....                                             | 32        |
| 2.9                                               | L'Hybridation PSO-SSA.....                                                  | 32        |
| 2.9.1                                             | Principe et Motivation.....                                                 | 32        |
| 2.9.2                                             | Synergie de l'Hybridation PSO-SSA.....                                      | 33        |
| 2.10                                              | Organigramme de l'algorithme PSO-SSA.....                                   | 34        |
| 2.11                                              | Conclusion.....                                                             | 35        |
| <b>Chapitre 3 : Résultats et Discussion .....</b> |                                                                             | <b>36</b> |
| 3.1                                               | Introduction .....                                                          | 37        |
| 3.2                                               | Présentation des Données Utilisées .....                                    | 37        |
| 3.2.1                                             | Le Banc d'Essai CWRU .....                                                  | 37        |
| 3.2.2                                             | Visualisation des signaux vibratoires par classe.....                       | 39        |
| 3.2.3                                             | Répartition des Données après Segmentation .....                            | 41        |
| 3.2.4                                             | Extraction de Caractéristiques .....                                        | 41        |
| 3.3                                               | Méthode 1 : SVM avec Hyperparamètres Manuels.....                           | 42        |
| 3.3.1                                             | Description de l'approche .....                                             | 42        |
| 3.3.2                                             | organigramme de la methode: .....                                           | 42        |
| 3.3.3                                             | Resultat obtenu : .....                                                     | 44        |
| 3.4                                               | Méthode 2 : SVM Optimisé par Hybridation PSO-SSA .....                      | 45        |
| 3.4.1                                             | Principe et Motivation.....                                                 | 45        |

|                                         |                                            |           |
|-----------------------------------------|--------------------------------------------|-----------|
| 3.4.2                                   | Organigramme de la méthode:.....           | 45        |
| 3.5                                     | Résultats du SVM Optimisé par PSO-SSA..... | 46        |
| 3.5.1                                   | Comparaison Approfondie et Discussion..... | 47        |
| 3.6                                     | Conclusion.....                            | 48        |
| <b>Conclusion générale .....</b>        |                                            | <b>50</b> |
| <b>Références bibliographiques.....</b> |                                            | <b>53</b> |

# **Introduction générale**

### Introduction générale

Dans le contexte industriel moderne, la fiabilité et la continuité de fonctionnement des machines électriques représentent un enjeu majeur pour les entreprises. Parmi ces machines, la machine asynchrone occupe une place prépondérante en raison de sa robustesse, de son faible coût et de sa facilité d'entretien. Elle est largement utilisée dans divers secteurs tels que l'industrie manufacturière, l'énergie, les transports et les systèmes automatisés .[1]

Cependant, malgré ses nombreux avantages, la machine asynchrone n'est pas exempte de défauts. Parmi les défaillances les plus fréquentes, les défauts de roulement constituent une cause principale de panne, pouvant engendrer des arrêts imprévus, des pertes économiques importantes et une dégradation des performances globales du système. Les roulements, étant des composants mécaniques essentiels, sont soumis à des contraintes mécaniques et thermiques qui accélèrent leur usure au fil du temps.

Face à ces problématiques, la maintenance prédictive s'impose comme une solution efficace permettant d'anticiper les défaillances avant leur apparition. Elle repose sur l'analyse des signaux issus des machines (vibrations, courant statorique, acoustique, etc.) afin de détecter les anomalies. Dans ce cadre, les techniques classiques de diagnostic montrent certaines limites, notamment en présence de données complexes ou bruitées.[2]

C'est dans ce contexte que les méthodes d'intelligence artificielle, et plus particulièrement les machines à vecteurs de support (SVM – Support Vector Machines), ont suscité un intérêt croissant. Ces méthodes offrent des performances élevées en classification, même avec un nombre limité d'échantillons, et permettent de traiter des données non linéaires grâce à l'utilisation de fonctions noyaux.

L'application des SVM dans le diagnostic des défauts de roulement permet ainsi d'améliorer la précision de détection et de classification des anomalies. En exploitant les caractéristiques extraites des signaux mesurés, les SVM peuvent distinguer efficacement les différents types de défauts, tels que les défauts de bague interne, de bague externe ou des éléments roulants.[3]

Ainsi, l'intégration des techniques de traitement du signal et des algorithmes d'apprentissage automatique constitue une approche prometteuse pour renforcer la fiabilité des systèmes industriels. Cette étude s'inscrit dans cette dynamique en proposant une analyse approfondie de l'utilisation des SVM pour la classification des défauts de roulement dans la machine asynchrone.[4]

Ce travail est organisé comme suit :

- ❖ **Le premier chapitre** contient : les Généralités sur la machine asynchrone et les roulements
- ❖ **Le deuxième chapitre** : Optimisation des SVM par PSO-SSA

❖ **Le troisième chapitre** présente : Résultats et Discussion

**Enfin** une conclusion générale vient résumer le travail et proposer quelques perspectives pour la suite

# **Chapitre 1 : Généralités sur la machine asynchrone et les roulements**

# Chapitre 1 : Généralités sur la machine asynchrone et les roulements

---

## 1.1 Introduction

Le domaine des machines électriques est crucial pour le développement industriel moderne, notamment la machine asynchrone, appréciée pour sa simplicité, sa robustesse et son coût réduit. Son bon fonctionnement dépend de composants mécaniques, comme les roulements, qui minimisent les frottements mais peuvent se dégrader sous diverses contraintes, impactant les performances. La rapidité des évolutions technologiques accentue le besoin de machines performantes, nécessitant une compréhension des défaillances et des méthodes de prévention. Ce chapitre vise à définir la machine asynchrone, examiner ses applications, et analyser les types et les défauts des roulements, soulignant l'importance de la maintenance et de la fiabilité dans les systèmes industriels.[5]

## 1.2 La machine asynchrone

La machine asynchrone, ou moteur à induction, est largement utilisée dans l'industrie en raison de sa simplicité, de sa robustesse, de son coût abordable et de sa facilité de maintenance. Son fonctionnement repose sur l'induction électromagnétique, avec une vitesse de rotor inférieure à celle du champ magnétique tournant, créant un glissement essentiel au couple électromagnétique. Ses applications incluent les pompes, ventilateurs et compresseurs. Les récentes avancées en électronique de puissance ont amélioré ses performances. Sa capacité à s'adapter aux variations de charge et à son entretien simple explique sa popularité, incitant au développement de techniques pour optimiser son efficacité. Il est crucial de rappeler dans ce chapitre les principes de fonctionnement et de construction de ces moteurs.[6]

### 1.2.1 Définition et principe de fonctionnement

#### 1.2.1.1 Définition

La machine asynchrone, ou moteur à induction, est une machine électrique tournante dans laquelle le courant du rotor est obtenu par induction électromagnétique à partir du stator, sans liaison électrique directe entre ces deux parties. Elle fonctionne généralement en régime triphasé et est constituée principalement de deux éléments :

- **Le stator** : partie fixe, alimentée par un réseau électrique alternatif.
- **Le rotor** : partie mobile, placée à l'intérieur du stator et libre de tourner

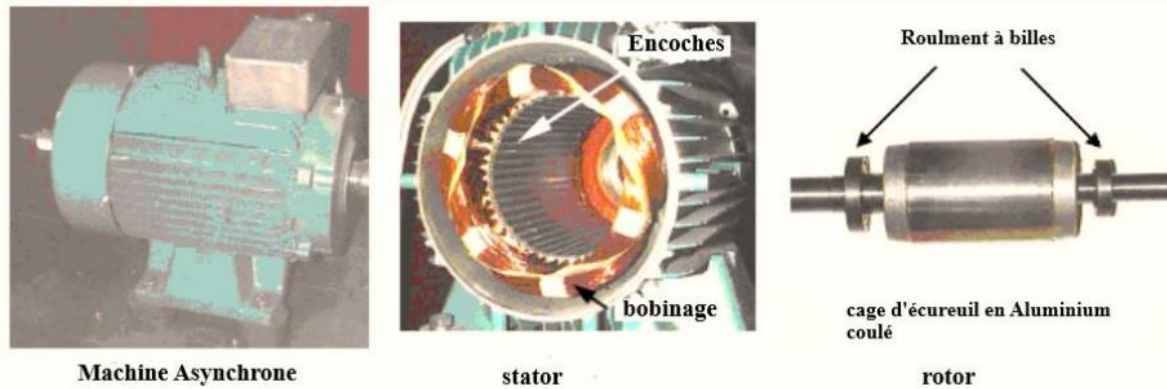


Figure 1.1. Moteur asynchrone, avec ses parties principales : stator et rotor

Contrairement à la machine synchrone, la vitesse de rotation du rotor dans la machine asynchrone est toujours inférieure à celle du champ magnétique tournant, ce qui constitue sa caractéristique fondamentale.

La caractéristique fondamentale d'un moteur est le glissement, permettant au rotor de tourner à une vitesse légèrement inférieure à celle du champ magnétique. Cet écart est crucial pour induire des courants rotoriques, sinon les forces électromagnétiques se neutraliseraient et le moteur cesserait de fonctionner.

Il convient également de souligner que les performances dynamiques de la machine asynchrone dépendent fortement des caractéristiques de l'alimentation électrique ainsi que de la conception du circuit magnétique. De plus, l'introduction des variateurs de vitesse a permis un contrôle précis de la vitesse, élargissant ainsi son champ d'application à des systèmes nécessitant une grande précision.[ 7]

### 1.2.1.2 Principe de fonctionnement

Le principe de fonctionnement de la machine asynchrone repose sur les lois de l'électromagnétisme, principalement la loi de Faraday.

En fonctionnement normal, le rotor de la machine asynchrone tourne à la vitesse  $\Omega$  exprimée en radians par seconde, et la force magnétomotrice produite par les courants statoriques tourne à la vitesse de synchronisme exprimée en radians par seconde, mais la vitesse  $\Omega$  est généralement inférieure à  $\Omega_s$ .

## Chapitre 1 : Généralités sur la machine asynchrone et les roulements

---

### 1.2.1.3 La création du champ tournant au stator

Lorsque le stator est alimenté par un système de tensions triphasées équilibrées, il se crée à l'intérieur de la carcasse un champ magnétique tournant. Ce champ balaie l'espace intérieur à une vitesse de rotation constante, appelée vitesse de synchronisme ( $N_s$ ). Cette vitesse dépend uniquement de la fréquence du réseau électrique et du nombre de paires de pôles du bobinage.

Lorsque le stator est alimenté par un courant triphasé, il produit un champ magnétique tournant de vitesse appelée **vitesse synchrone**. Cette vitesse dépend de la fréquence du courant et du nombre de pôles de la machine, et elle est donnée par la relation :

$$N_s = \frac{60 \cdot f}{p} \quad (1.1)$$

Où:

$N_s$ : vitesse synchrone (tr/min)

$f$ : fréquence du réseau (Hz)

$p$ : nombre de paires de pôles

### 1.2.1.4 L'induction et le mouvement du rotor

Le rotor, situé au centre, est soumis à un champ magnétique tournant, provoquant l'induction de courants électriques selon la loi de Faraday. Ces courants créent un champ magnétique propre. L'interaction entre ce champ et celui du stator génère une force électromagnétique, entraînant la rotation du rotor dans le même sens que le champ tournant. Au départ immobile, le rotor commence à tourner lorsque le champ magnétique du stator induit des forces électromotrices qui engendrent les courants. L'intensité de ces courants dépend de la différence de vitesse entre le champ tournant et le rotor.[8]

### 1.2.1.5 L'importance du glissement

Pour que ce phénomène perdure, il doit exister un décalage entre la vitesse du champ et celle du **rotor** ( $N_s$ ). Si le rotor atteignait la vitesse de synchronisme, il n'y aurait plus de variation de flux, donc plus de courant induit, et le couple moteur disparaîtrait. C'est pourquoi la machine est dite asynchrone : le rotor court après le champ magnétique sans jamais le rattraper, créant ainsi ce qu'on appelle le glissement. [9]

Le rotor accélère progressivement mais n'atteint jamais la vitesse synchrone. La différence entre la vitesse du champ tournant  $N_s$  et celle du rotor  $N$  est appelée glissement:

$$g = \frac{N_s - N}{N_s}$$

(1.2)

Le glissement est :

Égal à 1 au démarrage (rotor à l'arrêt)

Très faible en régime nominal (généralement entre 1 % et 5 %)

Ce phénomène est essentiel, car sans glissement, il n'y aurait pas d'induction, donc pas de courant rotorique ni de couple.

Ainsi, La machine asynchrone peut fonctionner selon plusieurs régimes :

- **Régime moteur** : le rotor tourne dans le même sens que le champ, avec une vitesse inférieure.
- **Régime générateur** : si le rotor est entraîné au-delà de la vitesse synchrone, la machine restitue de l'énergie au réseau.
- **Régime de freinage** : utilisé pour ralentir rapidement la machine.

Le fonctionnement de la machine asynchrone est basé sur des phénomènes électromagnétiques, incluant la création d'un champ tournant et l'induction de courants dans le rotor. Ces principes physiques robustes en font une technologie largement utilisée dans les systèmes industriels modernes. L'interaction entre le champ magnétique et les courants induits définit les performances de la machine en termes de couple, de rendement et de stabilité, tant en régime permanent qu'en régime transitoire.

### 1.3 Les roulements

#### 1.3.1 Définition et rôle des roulements

Les roulements sont des éléments mécaniques essentiels utilisés pour assurer la liaison entre deux pièces en mouvement relatif, généralement un arbre tournant et un support fixe. Leur fonction principale est de permettre une rotation fluide tout en réduisant au maximum les frottements entre les surfaces en contact. En limitant ces frottements, ils contribuent à améliorer le rendement énergétique des machines et à réduire l'usure des composants .[10]

Les roulements sont essentiels pour supporter les charges mécaniques, y compris les charges radiales et axiales, tout en garantissant la stabilité du mouvement et en particulier les vibrations. Leur qualité impacte directement les performances des systèmes mécaniques, où un défaut même

## Chapitre 1 : Généralités sur la machine asynchrone et les roulements

léger peut provoquer des vibrations accumulées et une diminution de la durée de vie de la machine. Par conséquent, la sélection des roulements doit respecter des critères techniques stricts, étant donné leur rôle majeur entre deux pièces en mouvement relatif .[11]

- Son rôle principal est de remplacer le frottement de glissement par un frottement de roulement, beaucoup plus faible.
- Il assure le guidage en rotation de l'arbre tout en supportant les charges appliquées (forces) et en réduisant l'échauffement et l'usure de la machine .[12]

### 1.4 Les défauts de roulement

Les roulements sont cruciaux pour le fonctionnement des machines asynchrones, mais peuvent subir des défauts qui nuisent à la performance, provoquant des vibrations et entraînant une usure précoce. La détection et l'analyse précoce de ces défauts sont essentielles pour la maintenance. Cette étude va au-delà de la théorie, en utilisant des signaux mesurables comme les vibrations et la température, analysés avec des outils avancés pour identifier les anomalies dès leurs débuts. [13]

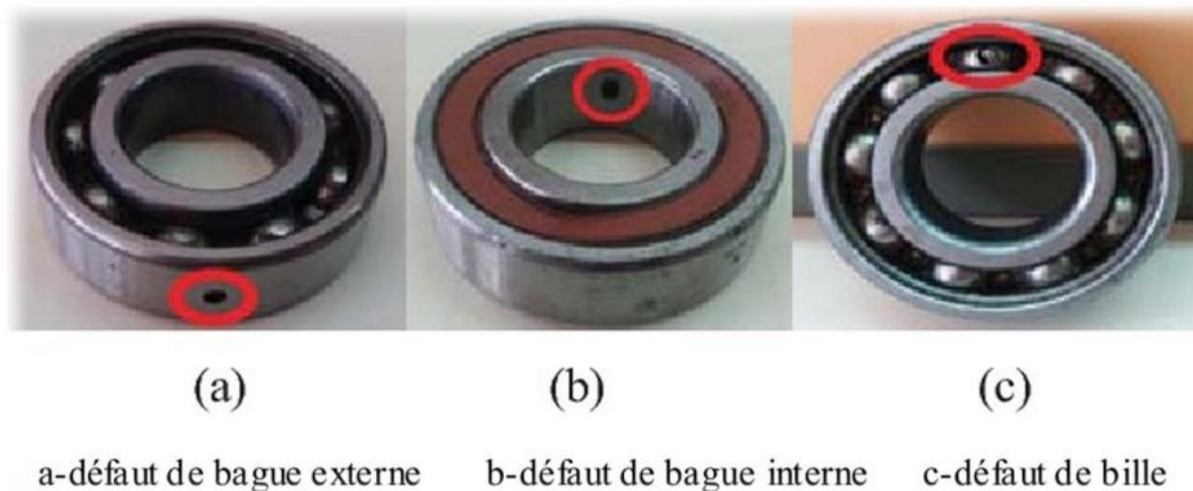


Figure 1.2. Les différents types de défaillances dans les roulements. [14]

Les défauts de roulements sont des irrégularités physiques qui perturbent le fonctionnement normal de la machine. Ils sont généralement classés selon l'élément affecté :

## **Chapitre 1 : Généralités sur la machine asynchrone et les roulements**

---

### **1.4.1 Défauts de bague interne**

La bague interne est en contact direct avec l'arbre et subit des contraintes mécaniques importantes, Le défaut de la bague interne se manifeste souvent par des fissures, de l'écaillage ou des empreintes sur la piste de roulement fixée à l'arbre.[15]

- Usure ou érosion : due à la friction excessive ou à un manque de lubrification, entraînant une perte de tolérance et de précision.
- Fissures ou fractures : provoquées par des charges excessives, des chocs mécaniques ou des défauts de matériaux.
- Corrosion : causée par l'humidité ou la contamination, qui peut accélérer la dégradation du roulement.
- Caractéristique vibratoire : Ce défaut est plus difficile à détecter que celui de la bague externe car le point de défaut entre et sort de la zone de charge à chaque rotation. Il génère une fréquence spécifique appelée BPFI (fréquence de passage des billes sur la bague interne).[16]

### **1.4.2 Défauts de bague externe:**

La bague externe est logée dans le logement et supporte l'alignement du roulement. C'est le défaut le plus fréquent car la bague externe est souvent soumise à une charge stationnaire et constante. Il s'agit généralement d'une dégradation de la surface de roulement (piqûres ou érosion). [17]

Les défauts principaux incluent:

- Ovalisation ou déformation : souvent due à un montage incorrect ou à une charge axiale excessive.
- Fissures superficielles ou profondes : causées par fatigue de contact ou microfissures de matériau.
- Contamination : introduction de particules solides ou liquides qui provoquent une usure irrégulière.

## **Chapitre 1 : Généralités sur la machine asynchrone et les roulements**

---

- Conséquences : vibration anormale, désalignement de l'arbre, diminution de la durée de vie du roulement.
- Caractéristique vibratoire : Étant donné que la bague externe est fixe par rapport au logement, le défaut reste dans la même position, produisant un signal plus stable et facile à détecter, appelé fréquence BPFO (fréquence de passage des billes sur la bague externe). [18]

### **1.4.3 Défauts de Billes**

Les billes assurent la transmission des charges entre les bagues. Ces défauts concernent l'usure ou la déformation des billes ou des rouleaux eux-mêmes. Un défaut sur un élément roulant va frapper alternativement la bague interne et la bague externe. [19]

Les défauts fréquents sont:

- Écaillage : petites éclats ou détachements de surface dus à la fatigue du matériau.
- Usure localisée : causée par frottement, défaut de lubrification ou contamination.
- Déformation : sous l'effet de charges excessives ou de chocs.
- Caractéristique vibratoire : Il génère une fréquence appelée BSF (Ball Spin Frequency). C'est un défaut critique car il peut provoquer un blocage soudain du roulement.

### **1.4.4 Causes et conséquences des défauts**

#### **1.4.4.1 Les défauts de roulement résultent de plusieurs facteurs**

Les défaillances des roulements résultent généralement de la combinaison de plusieurs facteurs liés à l'exploitation, à la maintenance et à l'environnement de fonctionnement. Sur le plan mécanique, une charge excessive ou un désalignement de l'arbre génère des contraintes anormales sur les surfaces de contact, conduisant à une fatigue prématurée du métal. Même en conditions normales, cette fatigue demeure inévitable après un grand nombre de cycles de rotation, correspondant à la durée de vie nominale du composant. La lubrification joue également un rôle déterminant : une graisse insuffisante ou inadaptée augmente la friction et la température de fonctionnement, accélérant l'usure et favorisant l'apparition de corrosion sur les pistes de roulement. Par ailleurs, la contamination par la poussière, l'humidité ou des particules métalliques

## **Chapitre 1 : Généralités sur la machine asynchrone et les roulements**

---

provoque des rayures et des fissures qui dégradent progressivement les surfaces actives du roulement. Les erreurs de montage ou de démontage constituent une autre source fréquente de défaillance : un désalignement de l'arbre ou un assemblage forcé crée des précharges anormales susceptibles d'endommager les bagues et les éléments roulants dès les premières heures de fonctionnement. Enfin, dans le cas des moteurs alimentés par variateurs de fréquence, la circulation de courants électriques à travers le roulement peut provoquer une érosion électrique localisée des surfaces de contact [20].

L'ensemble de ces facteurs se traduit par une dégradation progressive se manifestant par une augmentation des vibrations, du bruit et de la température, pouvant conduire à une défaillance complète du roulement en l'absence de diagnostic précoce.

### **1.5 Mesure et traitement**

Le diagnostic des machines tournantes nécessite en premier lieu l'acquisition de grandeurs physiques mesurables qui reflètent fidèlement leur état de fonctionnement. Pour une machine asynchrone, plusieurs types de signaux peuvent être exploités à cette fin. Les recherches dans ce domaine ont principalement orienté leurs investigations vers deux grandes catégories de mesures .[21]

D'une part, les paramètres électriques tels que le courant statorique, la tension et le flux magnétique, qui permettent d'identifier les défauts d'origine électrique comme les courts-circuits de spires ou les barres rotoriques cassées. D'autre part, les mesures vibratoires mécaniques, recueillies par des accéléromètres placés sur le carter ou les paliers de la machine, qui constituent la signature dynamique directe de tout défaut affectant les composants mécaniques, notamment les roulements.

Il est aujourd'hui bien établi qu'il existe une corrélation physique entre ces deux domaines, toute perturbation électromagnétique dans la machine génère des forces de Maxwell proportionnelles au carré du champ d'induction dans l'entrefer, lesquelles se transmettent à la structure mécanique sous forme de vibrations caractéristiques .[22]

Ainsi, même les défauts d'origine électrique laissent une empreinte dans le signal vibratoire, ce qui confère à l'analyse vibratoire un caractère polyvalent et particulièrement adapté au diagnostic global de la machine.

Le choix des signaux vibratoires dans le cadre de ce travail repose sur plusieurs justifications. Chaque type de défaillance mécanique, qu'il s'agisse d'un défaut sur la bague interne, la bague externe ou les éléments roulants, génère des composantes fréquentielles spécifiques et identifiables dans le spectre vibratoire, permettant ainsi une localisation précise de l'origine du défaut. L'analyse vibratoire offre également la possibilité d'une détection précoce des anomalies, avant même que celles-ci n'entraînent une dégradation complète de la machine, ce qui laisse un délai suffisant pour planifier les interventions de maintenance. Enfin, la nature non intrusive de la mesure vibratoire permet son intégration naturelle dans une stratégie de maintenance conditionnelle, sans perturbation du fonctionnement normal du système.

### **1.6 Conclusion**

En conclusion, La machine asynchrone est essentielle dans les systèmes électromécaniques, offrant robustesse, simplicité et efficacité grâce à l'induction électromagnétique. Les roulements, critiques pour la rotation stable et la réduction des frottements, peuvent souffrir de divers défauts entraînant des pannes. Comprendre ces défaillances et leurs causes est crucial pour établir des stratégies de maintenance efficaces, améliorer la fiabilité et minimiser les coûts. Ce chapitre sert de fondement théorique pour explorer plus tard les méthodes de diagnostic et de détection des défauts des machines asynchrones.

## **Chapitre 2 : Optimisation des SVM par PSO-SSA**

### 2.1 Introduction

Dans le domaine du diagnostic industriel utilisant l'intelligence artificielle, les machines à vecteurs de support (SVM) se distinguent par leur capacité de classification grâce à l'identification d'un hyperplan optimal qui sépare les classes de données. Leurs performances, notamment dans la détection des défauts des roulements via des signaux vibratoires, dépendent fortement de la sélection des paramètres et de la fonction noyau. Pour optimiser ces éléments, des techniques métaheuristiques comme l'optimisation par essaim de particules (PSO) et l'algorithme du d'Essaim de Salpes (SSA) sont appliquées. La pertinence des caractéristiques extraites des signaux, tant temporels que fréquents, est également cruciale pour le diagnostic. Ce chapitre présente les théories SVM, les fonctions noyau, ainsi que les méthodes d'optimisation utilisées dans la classification des défauts vibratoires.

### 2.2 Fondements théoriques des Machines à vecteurs de support

La machine à vecteurs de support (SVM) est une méthode d'apprentissage supervisé largement utilisée dans les problèmes de classification et de reconnaissance de formes. Son objectif principal consiste à construire une frontière de décision capable de séparer différentes classes de données avec la meilleure précision possible. Contrairement à d'autres méthodes classiques, la SVM ne cherche pas uniquement à séparer les données, mais à trouver la séparation optimale qui maximise la capacité de généralisation du modèle sur de nouvelles données. Cette approche repose sur plusieurs concepts théoriques fondamentaux qui expliquent son efficacité dans les applications industrielles et scientifiques .[23]

#### 2.2.1 Principe de séparation linéaire

Le principe de base des SVM repose sur la séparation linéaire des données appartenant à deux classes différentes. Lorsque les observations peuvent être distinguées dans l'espace des caractéristiques par une droite dans un espace bidimensionnel ou par un plan dans un espace tridimensionnel, les SVM cherchent une frontière de séparation appelée hyperplan. Cet hyperplan divise l'espace en deux régions distinctes, chacune correspondant à une classe particulière. L'objectif n'est pas seulement de séparer les données, mais de choisir la meilleure frontière parmi toutes celles possibles.

## Chapitre 2 : Optimisation des SVM par PSO-SSA

---

C'est le concept de base où l'on cherche à diviser un ensemble de données en deux classes distinctes en utilisant une ligne (en 2D) ou un plan (en 3D). On suppose ici qu'une frontière droite peut parfaitement séparer les données. [24]

### 2.2.2 Hyperplan optimal

L'hyperplan optimal est celui qui permet de séparer les classes tout en maximisant la distance entre la frontière de décision et les points les plus proches de chaque classe. Mathématiquement, un hyperplan peut être exprimé par une équation linéaire de la forme :

$$w^T x + b = 0 \quad (2.1)$$

Où  $w$  représente le vecteur normal à l'hyperplan et  $b$  le biais. Le choix optimal de cet hyperplan permet d'obtenir une meilleure robustesse du classificateur face aux variations des données.

Dans un espace à (n) dimensions, la frontière de décision est appelée "Hyperplan". L'hyperplan **optimal** est celui qui offre la meilleure généralisation, c'est-à-dire celui qui classe correctement les nouvelles données avec le moins d'erreurs possible. [25]

### 2.2.3 Marge maximale

La marge représente la distance entre l'hyperplan de séparation et les points de données les plus proches appartenant aux deux classes. La SVM cherche à maximiser cette marge afin de réduire le risque d'erreur de classification sur des données inconnues. Plus la marge est grande, plus le modèle possède une bonne capacité de généralisation. La largeur de cette marge est donnée par :

$$\frac{2}{\|w\|} \quad (2.2)$$

La maximisation de cette quantité constitue l'un des fondements mathématiques essentiels des SVM.

La marge est la distance entre l'hyperplan de séparation et les points les plus proches de chaque classe. Le SVM est un "classificateur à large marge" car il cherche mathématiquement à maximiser cette distance pour réduire les risques de mauvaise classification [26].

### 2.2.4 Vecteurs de support

Les vecteurs de support sont les observations situées au plus près de l'hyperplan optimal. Ce sont les points les plus importants dans la construction du modèle, car ils déterminent directement la position et l'orientation de la frontière de séparation. Toute modification de ces points peut influencer le résultat final du classificateur, alors que les autres données ont généralement un impact limité sur la solution.

Ce sont les points de données les plus critiques de l'ensemble d'entraînement. Ils se situent directement sur les frontières de la marge. Si l'on déplace ces points, l'hyperplan change. Ce sont eux qui "supportent" et définissent la position de l'hyperplan. [27]

### 2.2.5 Cas linéairement séparable

Dans le cas linéairement séparable, les données peuvent être divisées parfaitement par un hyperplan sans aucune erreur de classification. Cela signifie qu'il existe une frontière claire entre les deux classes. Ce cas représente la forme la plus simple de fonctionnement de la SVM, où l'algorithme trouve directement l'hyperplan maximisant la marge entre les classes.

Dans ce scénario idéal, il existe un hyperplan qui peut séparer les classes sans aucune erreur. On utilise alors une "marge rigide", où aucune donnée ne doit se trouver à l'intérieur de la marge. [28]

### 2.2.6 Cas non linéairement séparable : introduction du noyau

Dans de nombreuses applications réelles, les données ne sont pas séparables par une simple frontière linéaire. Dans ce cas, la SVM utilise une transformation mathématique permettant de projeter les données dans un espace de dimension plus élevée où la séparation devient possible. Cette transformation est réalisée à l'aide des fonctions noyau. Le noyau permet de calculer le produit scalaire dans l'espace transformé sans effectuer explicitement la transformation, ce qui réduit considérablement la complexité de calcul. Cette approche rend la SVM particulièrement efficace pour traiter des problèmes complexes de classification non linéaire.

- ❖ **Le problème** : Souvent, les données sont mélangées et une ligne droite ne peut pas les séparer.
- ❖ **L'Astuce du Noyau** : Au lieu de chercher une séparation en 2D, on projette les données dans un espace de dimension supérieure (3D ou plus) où elles deviennent linéairement séparables.

- ❖ **Le Noyau** : C'est une fonction mathématique  $\{K(x,y)\}$  qui calcule le produit scalaire dans cet espace de grande dimension sans avoir à transformer explicitement les points, ce qui économise énormément de puissance de calcul. [29]

### 2.3 Les fonctions noyau :

En apprentissage automatique, notamment dans les SVM, une fonction noyau est une fonction mathématique qui permet de mesurer la similarité entre deux points dans un espace donné.

Elle est définie par:

$$K(x, x') = \langle \phi(x), \phi(x') \rangle \quad (2.3)$$

Où:

- $\phi(x)$  Est une transformation implicite des données vers un espace de dimension plus élevée
- $\langle \cdot, \cdot \rangle$  est un produit scalaire. [30]

#### 2.3.1 Les noyaux les plus utilisés

##### a) Noyau linéaire

$$K(x, x') = x \cdot x' \quad (2.4)$$

##### Caractéristiques :

- Pas de transformation non linéaire
- Fonctionne dans l'espace initial

##### Utilisation :

- Données déjà linéairement séparables
- Cas simples ou texte (haute dimension)

##### b) Noyau polynomial

$$K(x, x') = (x \cdot x' + c)^d \quad (2.5)$$

## Chapitre 2 : Optimisation des SVM par PSO-SSA

---

Où :

- $c$ : constante
- $d$ : degré du polynôme

**Caractéristiques :**

- Introduit des interactions non linéaires
- Contrôle de la complexité via  $d$

**Utilisation :**

- Relations modérément non linéaires
- Classification structurée

**c) Noyau gaussien (RBF)**

$$K(x, x') = e^{(-\gamma \|x - x'\|^2)} \quad (2.6)$$

**Caractéristiques:**

- Très puissant et flexible
- Transforme en espace de dimension infinie
- Dépend de la distance entre les points

**Paramètre important :**

- $\gamma$  Contrôle l'influence des points

**Utilisation :**

- Données fortement non linéaires
- Choix par défaut dans beaucoup de problèmes

### 2.4 Paramètres des SVM:

Les Machines à Vecteurs de Support (SVM) dépendent principalement de deux types de paramètres :

Le paramètre de régularisation  $C$

Les paramètres du noyau (notamment  $\gamma$  (gamma) pour le noyau RBF)

## Chapitre 2 : Optimisation des SVM par PSO-SSA

---

Ces paramètres contrôlent le compromis entre précision du modèle et capacité de généralisation. [31]

### 2.4.1 Paramètre de régularisation C

Le paramètre de régularisation C est l'un des éléments fondamentaux des Machines à Vecteurs de Support (SVM). Il contrôle le compromis entre la minimisation des erreurs de classification et la maximisation de la marge de séparation entre les classes. En effet, lorsque la valeur de C est élevée, le modèle devient très strict et cherche à classer correctement tous les exemples d'entraînement. Cette rigidité peut améliorer la précision sur les données d'apprentissage, mais elle augmente également le risque de surapprentissage, car le modèle s'adapte excessivement aux données d'entraînement.

En revanche, lorsque la valeur de C est faible, le modèle accepte certaines erreurs de classification afin de privilégier une marge plus large et plus stable. Cela permet d'améliorer la capacité de généralisation du modèle sur de nouvelles données, mais peut parfois entraîner un sous-apprentissage si la valeur est trop faible.

### 2.4.2 Le paramètre gamma ( $\gamma$ ) du noyau RBF

Le paramètre  $\gamma$  (gamma) est spécifique au noyau gaussien RBF (fonction à base radiale). Il définit l'influence d'un exemple d'apprentissage sur la construction de la frontière de décision. Lorsque  $\gamma$  est élevé, chaque point de données exerce une influence très locale, ce qui conduit à une frontière de décision très complexe et fortement adaptée aux données d'entraînement. Ce comportement augmente la capacité du modèle à capturer les détails, mais peut également entraîner un surapprentissage.

À l'inverse, lorsque  $\gamma$  est faible, l'influence des points s'étend sur une zone plus large, ce qui produit une frontière de décision plus lisse et plus simple. Cette configuration favorise la généralisation du modèle, mais peut conduire à un sous-apprentissage si la simplification est excessive.

## 2.5 Paramètres discriminative extraits des signaux vibratoires

Les paramètres discriminatifs extraits des signaux vibratoires sont des caractéristiques essentielles utilisées pour représenter et différencier les états de fonctionnement des machines. Ils permettent de transformer un signal brut en un ensemble de variables

pertinentes, capables de mettre en évidence la présence ou l'absence de défauts mécaniques, notamment dans les roulements.

### 2.5.1 Paramètres temporels des signaux vibratoires

Les paramètres temporels sont des caractéristiques statistiques extraites directement du signal vibratoire dans le domaine du temps. Ils permettent de décrire le comportement global du signal sans transformation fréquentielle. Parmi les plus utilisés, on trouve le RMS, le kurtosis, le skewness, la variance, Le paramètre crête à crête enfin le facteur de crête.

- RMS (valeur efficace) : il représente la valeur efficace du signal et reflète son niveau énergétique global. Une augmentation du RMS peut indiquer une dégradation progressive du roulement.
- Kurtosis : il mesure la présence de pics ou de chocs dans le signal. Une valeur élevée est souvent associée à des défauts localisés, comme des fissures ou des impacts sur les éléments roulants.
- asymétrie : il indique le degré d'asymétrie de la distribution du signal. Il permet de détecter des déséquilibres ou des anomalies dans le comportement vibratoire.
- Variance : elle mesure la dispersion des valeurs autour de la moyenne, reflétant l'instabilité du signal vibratoire.
- crête à crête: il correspond à la différence entre la valeur maximale et minimale du signal, permettant de détecter les variations extrêmes dues à des chocs mécaniques.
- facteur de crête: il est défini comme le rapport entre la valeur de crête et la valeur RMS. Il est particulièrement sensible aux défauts précoces, car il augmente en présence d'impulsions courtes et intenses. [32]

### 2.5.2 Paramètres fréquentiels des signaux vibratoires

Les paramètres fréquentiels sont obtenus après transformation du signal temporel à l'aide de la Transformée de Fourier Rapide (FFT). Le spectre FFT et l'énergie spectrale.

- Spectre FFT : il représente les composantes fréquentielles du signal vibratoire. Il permet d'identifier des fréquences caractéristiques liées aux défauts des roulements.
- Énergie spectrale : elle mesure la distribution de l'énergie dans différentes bandes de fréquences. Une concentration anormale de l'énergie dans certaines zones fréquentielles peut indiquer la présence d'un défaut mécanique. [33]

### 2.5.3 Intérêt de ces paramètres pour la détection des défauts de roulements

Les paramètres discriminatifs sont cruciaux pour le diagnostic des machines tournantes, avec une efficacité particulière des paramètres temporels pour détecter des défauts précoces. Les paramètres fréquents, quant à eux, permettent une identification plus précise des défauts et de leur localisation en analysant les signatures fréquentielles. La combinaison de ces deux types de paramètres améliore considérablement les systèmes de surveillance conditionnelle, assurant ainsi une détection fiable et précoce des défauts dans les roulements en milieu industriel. [34]

### 2.6 Problème d'optimisation des paramètres dans les SVM

Les machines à vecteurs de support reposent sur plusieurs paramètres essentiels qui influencent fortement leurs performances, notamment le paramètre de régularisation  $C$ , le choix du noyau (linéaire, RBF, polynomial, etc.) et les paramètres associés aux noyaux comme  $\gamma$  (gamma) pour le noyau RBF.

L'objectif de l'optimisation dans un SVM est de trouver la combinaison de paramètres qui maximise la capacité de généralisation du modèle, c'est-à-dire sa performance sur des données inconnues. Ce problème est complexe car il s'agit d'un espace de recherche souvent non linéaire, multidimensionnel et parfois discontinu.

En pratique, cette optimisation revient à résoudre un problème du type compromis entre minimisation de l'erreur d'apprentissage et maximisation de la marge de séparation.

#### 2.6.1 Introduction aux méthodes d'optimisation métaheuristiques

Les chercheurs utilisent des méthodes d'optimisation métaheuristiques, qui sont des algorithmes inspirés de phénomènes naturels ou biologiques permettant de rechercher des solutions proches de l'optimum global.

Ces méthodes sont particulièrement adaptées aux problèmes complexes comme l'optimisation des SVM car elles ne nécessitent pas de dérivées et peuvent explorer efficacement de grands espaces de recherche.[35]

Parmi les principales métaheuristiques utilisées, on trouve :

Optimisation par essaim de particules (PSO) : basé sur le comportement collectif des essaims d'oiseaux ou de poissons.

Simulated Annealing (SA) : basé sur le processus de refroidissement en métallurgie.

Algorithme d'essaim de salpes (SSA) : basé sur le comportement de déplacement des salpes

Ces méthodes permettent d'automatiser la recherche des paramètres optimaux du SVM ( $C$ ,  $\gamma$ , type de noyau), améliorant ainsi la précision et la robustesse du modèle. [36]

### 2.7 L'Optimisation par Essaim de Particules (PSO)

#### 2.7.1 Définition et origine

L'Optimisation par Essaim de Particules (PSO) constitue un algorithme méta-heuristique développé en 1995 par Kennedy et Eberhart, s'inspirant des comportements collectifs observés chez des organismes vivants tels que les vols d'oiseaux ou les bancs de poissons. Le principe essentiel consiste en la modélisation d'une population d'agents désignés sous le terme de particules, qui évoluent de façon collaborative au sein d'un espace de recherche multidimensionnel dans le but de converger vers la solution optimale.

Chaque particule incarne une solution potentielle au problème d'optimisation. Elle dispose d'une position dans l'espace de recherche ainsi que d'une vitesse de déplacement constamment modifiée en fonction de deux sources d'information complémentaires : sa meilleure position individuelle découverte à ce jour ( $pbest$ ), et la meilleure position globale identifiée par l'ensemble de l'essai ( $gbest$ ). Ce processus d'interaction à la fois locale et globale confère à l'algorithme PSO une aptitude notable à sonder de vastes espaces de solutions tout en s'orientant progressivement vers les zones prometteuses.

#### 2.7.2 Principe de fonctionnement

L'algorithme PSO opère sur une population de  $N$  particules évoluant dans un espace de recherche à  $D$  dimensions. À chaque itération, la vitesse et la position de chaque particule sont mises à jour selon les équations suivantes [37] :

$$v_i^d(t+1) = w(t) * v_i^d(t) + c_1 * r_1 * (pbest_i^d(t) - x_i^d(t)) + c_2 * r_2 * (gbest^d(t) - x_i^d(t)) \quad (2.7)$$

Où :

- $v_i^d(t)$ : Représente la vitesse de la particule  $i$  dans la dimension  $d$  à l'instant  $t$  ;
- $x_i^d(t)$  : désigne la position courante de la particule  $i$  dans la dimension  $d$  ;
- $pbest_i^d(t)$  : est la meilleure position personnelle de la particule  $i$  dans la dimension  $d$  ;
- $gbest^d(t)$  : est la meilleure position globale trouvée par l'essaim dans la dimension  $d$  ;

- $w$  est le poids d'inertie qui contrôle l'équilibre entre exploration et exploitation ;
- $c_1$  et  $c_2$  sont les coefficients d'accélération cognitif et social, respectivement ;
- $r_1$  et  $r_2$  sont des vecteurs aléatoires indépendants distribués uniformément dans  $[0, 1]$ .

### 2.8 L'Algorithme d'Essaim de Salpes (SSA)

#### 2.8.1 Définition et origine

L'Algorithme d'Essaim de Salpes (SSA) est un algorithme méta-heuristique proposé par Mirjalili et al. en 2017, inspiré du comportement migratoire des salpes dans les océans. Les salpes sont des invertébrés marins gélatineux qui forment des chaînes organisées lors de leurs déplacements collectifs vers les sources de nourriture. Cette organisation particulière une salpe en tête de chaîne guidant l'ensemble du groupe constitue le fondement du mécanisme d'optimisation de l'algorithme .[37]

Dans le cadre de la sélection de caractéristiques, le SSA modélise chaque solution candidate (sous-ensemble de caractéristiques) comme une salpe dans l'espace de recherche. La meilleure solution découverte joue le rôle de la « source de nourriture » vers laquelle l'ensemble de la chaîne converge progressivement. Cet algorithme se distingue par sa simplicité de mise en œuvre, son faible nombre de paramètres à régler, et ses performances compétitives face aux autres méthodes d'intelligence en essaim.

#### 2.8.2 Principe de fonctionnement

Le SSA modélise une population de  $n$  salpes évoluant dans un espace de recherche à dimensions. La chaîne est divisée en deux groupes : le meneur (première salpe), qui se dirige vers la meilleure solution  $F$  connue, et les suiveurs, qui se déplacent chacun vers la salpe qui les précède.

### 2.9 L'Hybridation PSO-SSA

#### 2.9.1 Principe et Motivation

Parmi les différentes techniques d'optimisation globale existantes, telles que les algorithmes génétiques, le recuit simulé ou les méthodes d'optimisation par essaims, une approche hybride associant le PSO et le SSA a été retenue. Ce choix est motivé par plusieurs considérations :

- Le PSO (Optimisation par essaim de particules) est l'une des méthodes d'optimisation par essaim les plus utilisées dans le domaine du diagnostic industriel.

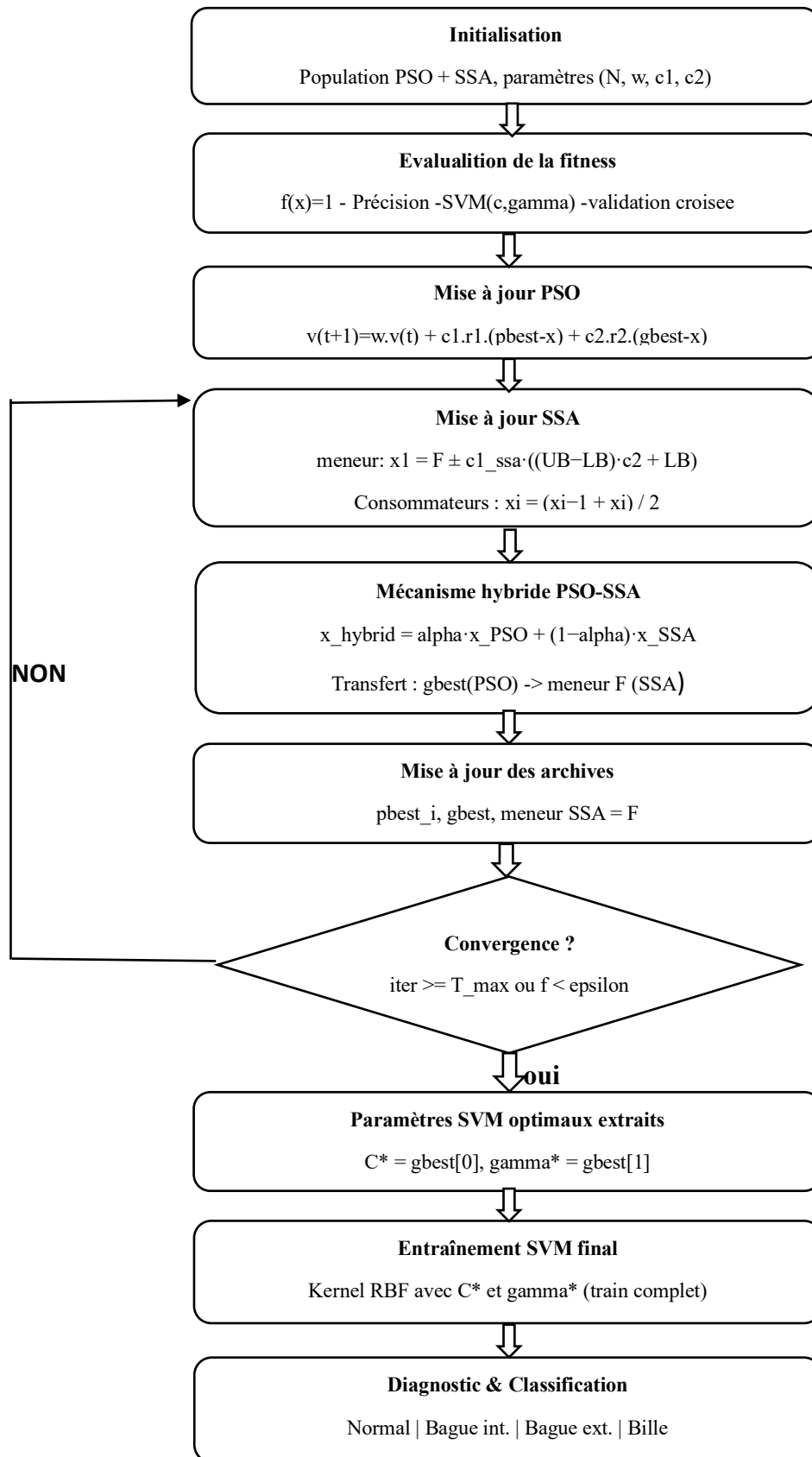
Il est reconnu pour sa rapidité de convergence ainsi que pour sa robustesse dans les problèmes d'optimisation des hyperparamètres des SVM.

- Le SSA (Algorithme d'essaim de salpes), est un algorithme bio-inspiré récent offrant de bonnes capacités d'exploitation locale. Ses propriétés sont complémentaires à celles du PSO, davantage orienté vers l'exploration globale de l'espace de recherche.
- L'association des deux algorithmes, à travers un mécanisme de partage de la meilleure solution trouvée (position de la source de nourriture = gbest), permet de créer une synergie efficace. Cette hybridation exploite simultanément les capacités d'exploration du PSO et les performances d'intensification locale du SSA, tout en limitant les faiblesses propres à chaque méthode prise individuellement.

### 2.9.2 Synergie de l'Hybridation PSO-SSA

L'algorithme hybride PSO-SSA débute par l'initialisation de la population ainsi que des paramètres des deux algorithmes. Chaque solution candidate est ensuite évaluée à l'aide de la fonction de fitness basée sur les performances du classificateur SVM. À chaque itération, les particules du PSO mettent à jour leurs vitesses et positions selon leurs meilleures expériences individuelles (pbest) et la meilleure solution globale (gbest). En parallèle, les individus du SSA actualisent leurs positions en fonction du comportement du leader et des suiveurs. Le mécanisme d'hybridation combine ensuite les solutions produites par les deux algorithmes afin de générer une nouvelle solution hybride. La meilleure solution globale est partagée entre le PSO et le SSA : lorsqu'un des deux algorithmes découvre une meilleure solution, celle-ci est immédiatement transmise à l'autre algorithme. Cette coopération bidirectionnelle permet d'améliorer l'exploitation de l'espace de recherche. Les archives (pbest, gbest et meneur SSA) sont ensuite mises à jour avant de vérifier le critère de convergence. Le processus se répète jusqu'à l'atteinte du nombre maximal d'itérations ou d'une précision satisfaisante, puis les paramètres optimaux du SVM sont extraits.

### 2.10 Organigramme de l'algorithme PSO-SSA



### 2.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les fondements théoriques nécessaires à la réalisation de ce travail de diagnostic des défauts de roulements. Nous avons d'abord étudié les bases des machines à vecteurs de support (SVM), en expliquant le principe de séparation des données, la notion d'hyperplan optimal, la marge maximale ainsi que le rôle des vecteurs de support dans la construction de la frontière de décision. Nous avons également décrit les différentes fonctions noyau, avec un intérêt particulier pour le noyau RBF, qui permet de traiter les problèmes de classification non linéaires rencontrés dans les données vibratoires des machines industrielles. Nous avons ensuite analysé l'influence des hyperparamètres  $C$  et  $\gamma$  sur le comportement du modèle SVM. Par ailleurs, nous avons présenté les caractéristiques discriminatives extraites des signaux vibratoires, notamment les paramètres temporels et fréquentiels. Ces indicateurs permettent de représenter efficacement l'état de fonctionnement des roulements et de mettre en évidence la présence de défauts, en exploitant des informations issues du domaine temporel et du domaine fréquentiel. Enfin, nous avons abordé le problème d'optimisation des hyperparamètres du SVM, qui constitue une étape cruciale pour améliorer ses performances. Dans ce cadre, nous avons présenté les algorithmes métaheuristiques PSO et SSA, en détaillant leur principe de fonctionnement et leurs mécanismes d'exploration et d'exploitation. L'analyse de leurs avantages complémentaires nous a permis de justifier le choix d'une approche hybride PSO-SSA, qui combine la capacité d'exploration globale du PSO et la capacité d'exploitation locale du SSA afin de rechercher efficacement les paramètres optimaux du SVM.

## **Chapitre 3 : Résultats et Discussion**

### 3.1 Introduction

Le diagnostic des défauts de roulements à billes est crucial pour la maintenance prédictive des machines tournantes, représentant 40 % à 50 % des défaillances mécaniques. Ce chapitre présente des résultats expérimentaux sur le diagnostic automatique des défauts via une méthode de classification SVM. Deux approches sont comparées : une approche avec des hyperparamètres manuels et une approche optimisée utilisant un algorithme hybride alliant PSO et SSA pour ajuster automatiquement ces hyperparamètres. L'étude repose sur la base de données CWRU, garantissant la reproductibilité et la comparabilité des résultats.

### 3.2 Présentation des Données Utilisées

#### 3.2.1 Le Banc d'Essai CWRU

La base de données CWRU (Case Western Reserve University) provient d'un banc d'essai expérimental spécialement développé pour l'acquisition de signaux vibratoires de roulements dans des conditions contrôlées et reproductibles. Cette base de données est aujourd'hui considérée comme une référence incontournable dans le domaine du diagnostic des défauts de roulements. Depuis les années 2000, elle a été exploitée dans un grand nombre de travaux scientifiques et constitue un standard largement adopté pour l'évaluation et la comparaison des méthodes de classification. [38]

Le banc expérimental comprend plusieurs éléments pour simuler les conditions industrielles et des signaux vibratoires représentatifs : un moteur électrique asynchrone de 2 HP (1,5 kW) tournant à environ 1750 tr/min, un accouplement rigide pour la transmission des vibrations, un dynamomètre à charge variable réglé à 0 HP pour des conditions stables, ainsi qu'un capteur de couple et un encodeur de vitesse pour mesurer le couple et la vitesse. Des roulements à billes SKF avec défauts créés par électro-érosion et un accéléromètre piézoélectrique sont également utilisés pour obtenir des signaux vibratoires de haute qualité.

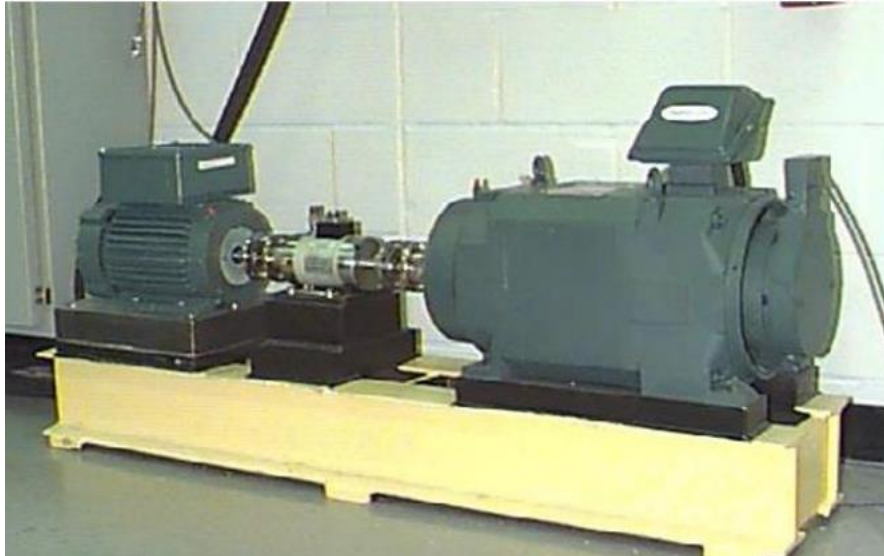


Figure 3.1. Banc d'essai de l'Université CWR [39 ,40].

### 3.2.1.1 Classes de Défauts Étudiés

Quatre états de roulement sont considérés dans ce mémoire. Ce choix couvre les trois types de défauts les plus fréquemment rencontrés en pratique industrielle, auxquels s'ajoute l'état sain comme référence. Chaque classe correspond à un mode de défaillance physiquement distinct, produisant une signature vibratoire caractéristique :

| Classe          | Description                                       | Type de défaut | Diamètre (pouces) | Localisation                          |
|-----------------|---------------------------------------------------|----------------|-------------------|---------------------------------------|
| <b>Normal</b>   | Roulement sain, état de référence                 | Aucun défaut   | —                 | —                                     |
| <b>Ball_007</b> | Défaut localisé sur un élément roulant (bille)    | Bille          | 0,007             | Surface de la bille                   |
| <b>IR_007</b>   | Défaut sur la bague intérieure du roulement       | Bague interne  | 0,007             | Bague intérieure                      |
| <b>OR_007</b>   | Défaut sur la bague extérieure, position 6 heures | Bague externe  | 0,007             | Position 6h (zone de charge maximale) |

Table 3.1. Description des quatre classes d'état de roulement étudiées (Base de données CWRU, charge 0 HP,  $f_s = 12\,000$  Hz).

### 3.2.2 Visualisation des signaux vibratoires par classe

Les figures suivantes présentent un exemple de signal vibratoire temporel pour chacun des quatre classes.

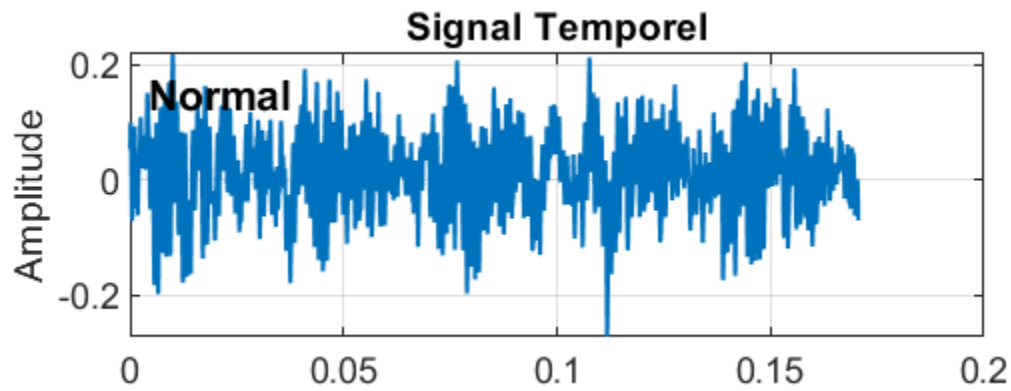


Figure 3.2 signal vibratoire sain

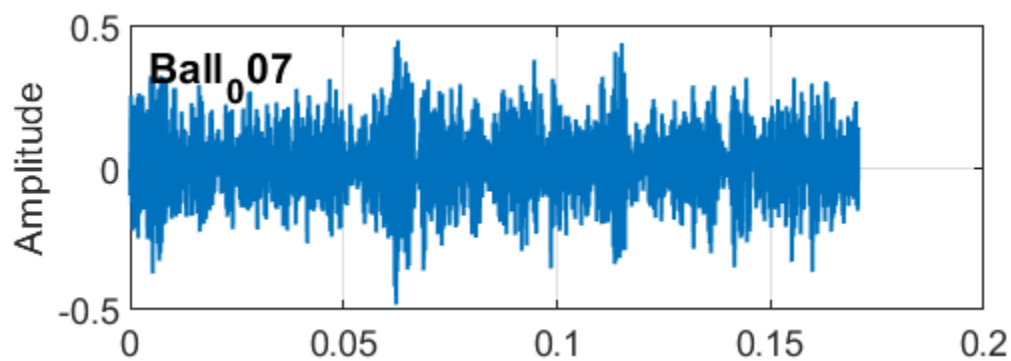


Figure 3.3 signal vibratoire avec défaut Bille.

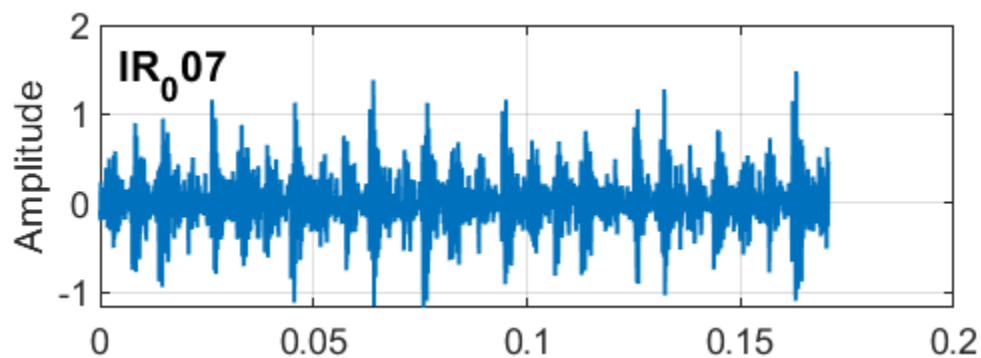


Figure 3.4 signal vibratoire avec défaut bague interne.

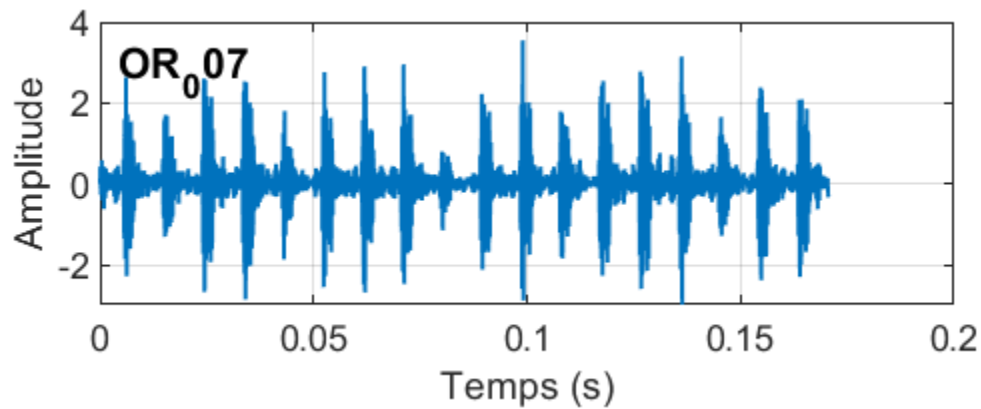


Figure 3.5 signal vibratoire avec défaut bague externe.

### 3.2.2.1 Paramètres d'Acquisition et de Segmentation

Afin de préparer les données pour la classification SVM, les signaux vibratoires bruts sont découpés en segments de longueur fixe. Cette opération de segmentation (fenêtrage temporel) est une étape cruciale qui détermine directement la quantité et la qualité des observations disponibles pour l'entraînement du classifieur :

| Paramètre                        | Valeur            | Justification                                                                     |
|----------------------------------|-------------------|-----------------------------------------------------------------------------------|
| Fréquence d'échantillonnage (fs) | 12 000 Hz         | Recommandation CWRU — couvre largement les fréquences caractéristiques de défauts |
| Longueur de segment              | 2 048 points      | Compromis entre résolution temporelle et volume de données                        |
| Chevauchement                    | 512 points (25 %) | Augmente la diversité des exemples sans créer une redondance excessive            |
| Split entraînement / test        | 70 % / 30 %       | Préserve les proportions de classes dans chaque sous-ensemble                     |
| Charge moteur                    | 0 HP              | Configuration standardisée pour reproductibilité et comparaison inter-études      |
| Position accéléromètre           | Drive End Bearing | Côté entraînement — signal de plus forte amplitude et plus riche en défauts       |

## Chapitre 3 : Résultats et Discussion

Table 3.2. Paramètres d'acquisition et de segmentation des signaux CWRU.

### 3.2.3 Répartition des Données après Segmentation

| Classe   | Segments<br>totaux | Entraînement<br>(70%) | Test (30 %) |
|----------|--------------------|-----------------------|-------------|
| Normal   | 157                | 110                   | 47          |
| Ball_007 | 79                 | 55                    | 24          |
| IR_007   | 78                 | 54                    | 24          |
| OR_007   | 79                 | 56                    | 23          |
| TOTAL    | 393                | 275                   | 118         |

Table 3.3. Répartition des segments entre entraînement et test après répartition stratifié 70/30.

### 3.2.4 Extraction de Caractéristiques

Afin de convertir chaque segment de signal vibratoire brut en un vecteur numérique de taille réduite pouvant être exploité efficacement par le classifieur SVM, six caractéristiques statistiques et fréquentielles ont été extraites. Le choix de ces paramètres repose sur leur complémentarité ainsi que sur leur capacité reconnue à détecter les différents types de défauts de roulements, comme l'ont démontré de nombreux travaux de la littérature scientifique.

|    | Caractéristique                   | Intérêt physique pour le diagnostic                                                                                               |
|----|-----------------------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 1  | <b>RMS</b>                        | Indicateur d'énergie vibratoire globale. Augmente significativement en présence de défauts qui accroissent l'amplitude du signal. |
| 2  | <b>Écart-type (STD)</b>           | Mesure la dispersion du signal. Sensible aux variations d'amplitude induites par les défauts. Complémentaire du RMS.              |
| 3  | <b>Kurtosis</b>                   | Très sensible aux impulsions transitoires. $K > 3$ révèle des chocs localisés caractéristiques des défauts de roulements.         |
| 4  | <b>Skewness (asymétrie)</b>       | Mesure l'asymétrie de la distribution d'amplitudes. Un défaut introduit une dissymétrie dans la réponse vibratoire.               |
| 5  | <b>Centroïde fréquentiel (FC)</b> | Se déplace vers les hautes fréquences lorsque des défauts introduisent des composantes énergétiques à haute fréquence.            |
| 6a | <b>Énergie bande [0–500 Hz]</b>   | Énergie dans la bande basse. Inclut la fréquence de rotation et ses harmoniques directement liées aux défauts.                    |

## Chapitre 3 : Résultats et Discussion

|    |                                    |                                                                                                                                     |
|----|------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| 6b | <b>Énergie bande [500–1500 Hz]</b> | Énergie dans la bande intermédiaire. Les résonances structurelles excitées par les défauts se manifestent souvent dans cette plage. |
|----|------------------------------------|-------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|

Table 3.4. Les six caractéristiques extraites du signal vibratoire.

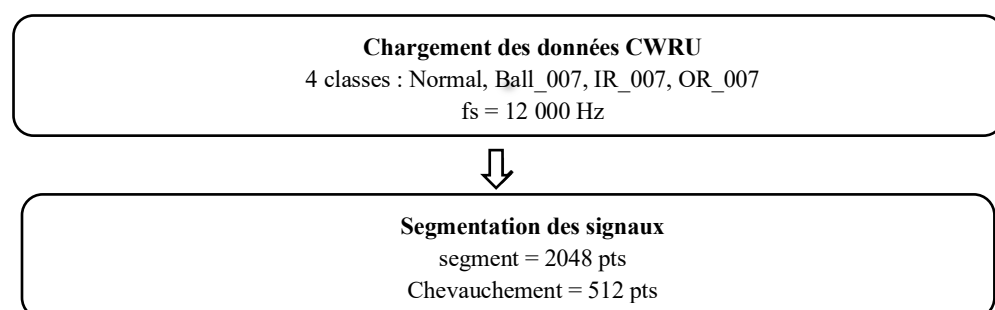
Ces six caractéristiques permettent de décrire le signal à la fois dans le domaine temporel et dans le domaine fréquentiel. Les paramètres RMS (Root Mean Square) et l'écart-type fournissent des informations sur le niveau global d'énergie et la dispersion des amplitudes du signal vibratoire. Le kurtosis et la skewness caractérisent quant à eux la forme statistique de la distribution des amplitudes, notamment la présence de composantes impulsionnelles et l'asymétrie du signal, souvent associées à l'apparition de défauts localisés du point de vue fréquentiel, le centroïde spectral ainsi que les énergies réparties dans différentes bandes de fréquence permettent d'analyser la distribution de l'énergie dans le spectre vibratoire et de mettre en évidence les signatures fréquentielles caractéristiques des défauts. L'ensemble de ces six caractéristiques constitue ainsi une représentation compacte mais riche du comportement vibratoire du roulement. Cette réduction de dimension de 2048 points bruts à seulement six paramètres significatifs facilite le traitement des données tout en conservant les informations discriminantes nécessaires à une classification efficace par SVM dans un espace de dimension modérée.

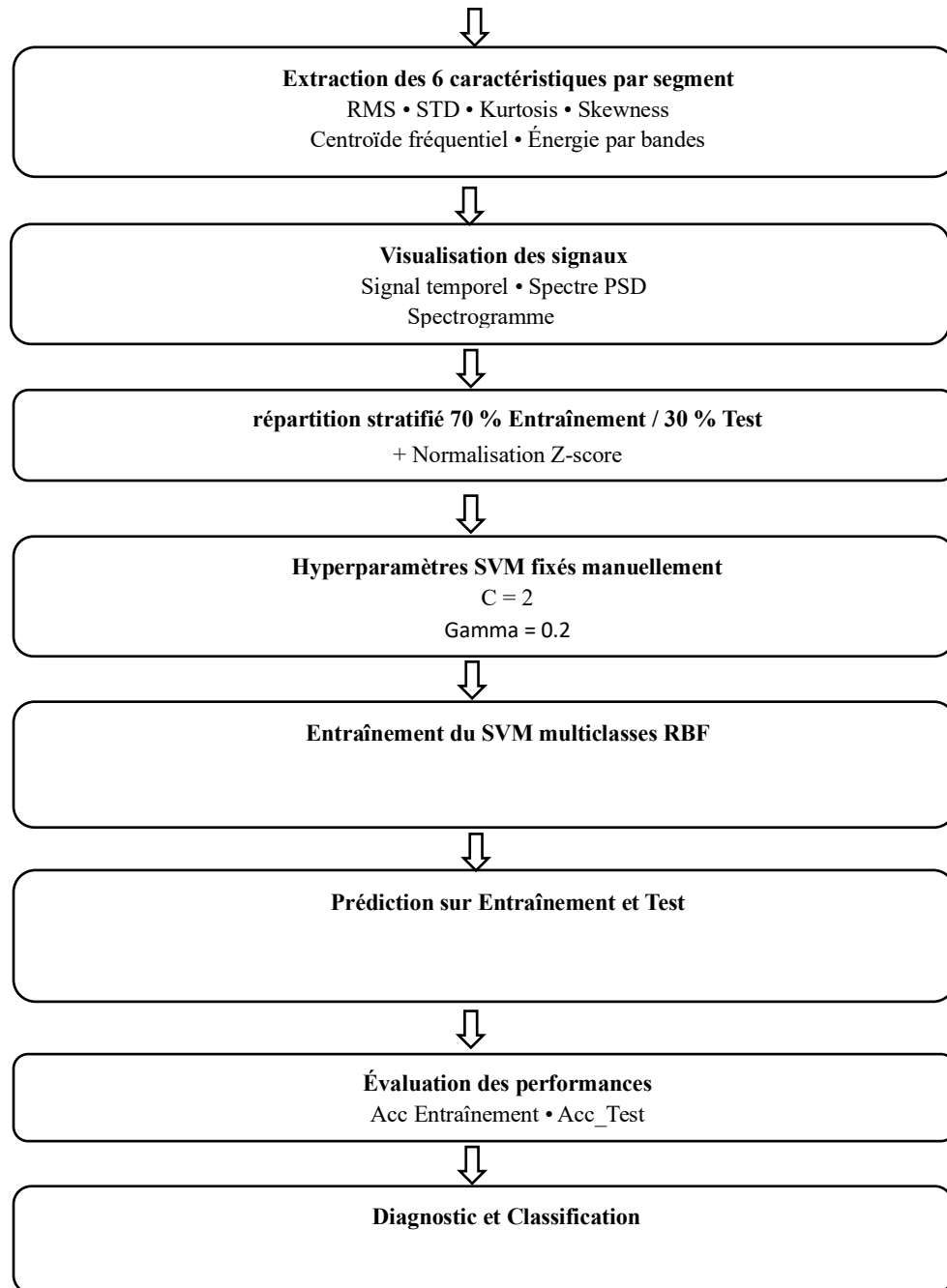
### 3.3 Méthode 1 : SVM avec Hyperparamètres Manuels

#### 3.3.1 Description de l'approche

Dans cette approche, les hyperparamètres du classifieur SVM sont choisis manuellement sans recourir à une procédure d'optimisation. Les valeurs retenues sont  $C = 2$  et  $\gamma = 0,2$  pour le noyau RBF. Cette méthode de référence permet d'évaluer les performances du SVM avec des paramètres fixés manuellement.

#### 3.3.2 organigramme de la methode:





### 3.3.3 Resultat obtenu :

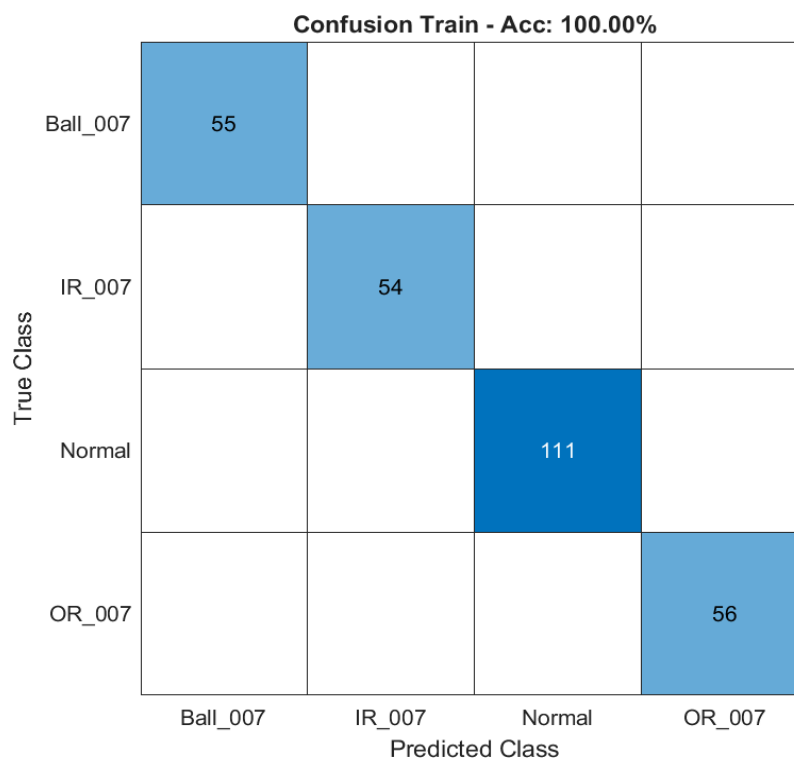


Figure 3.6. SVM Manuel : confusion train Acc=100%

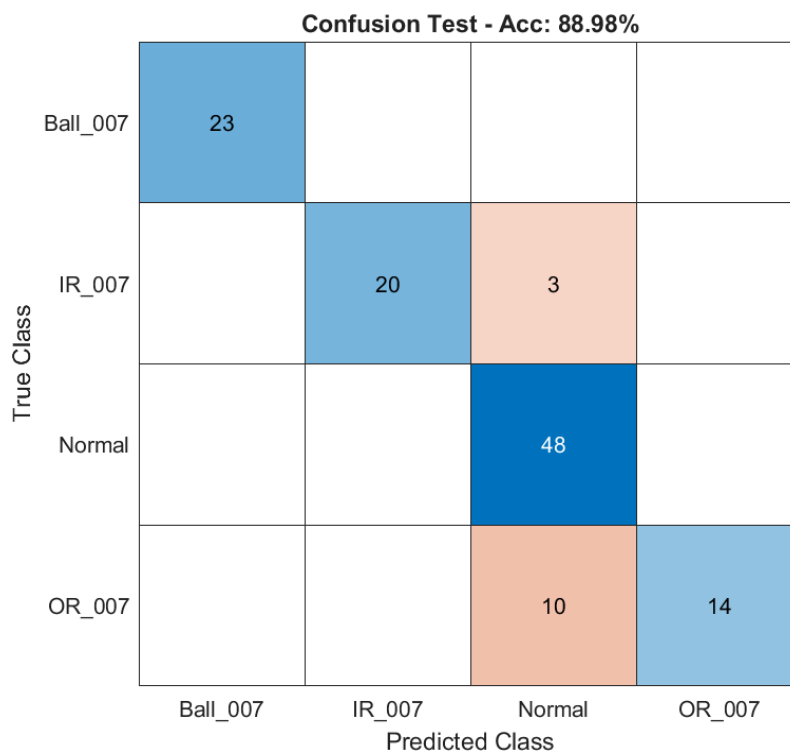


Figure 3.7. SVM Manuel : confusion test Acc=88,98%.

## Chapitre 3 : Résultats et Discussion

---

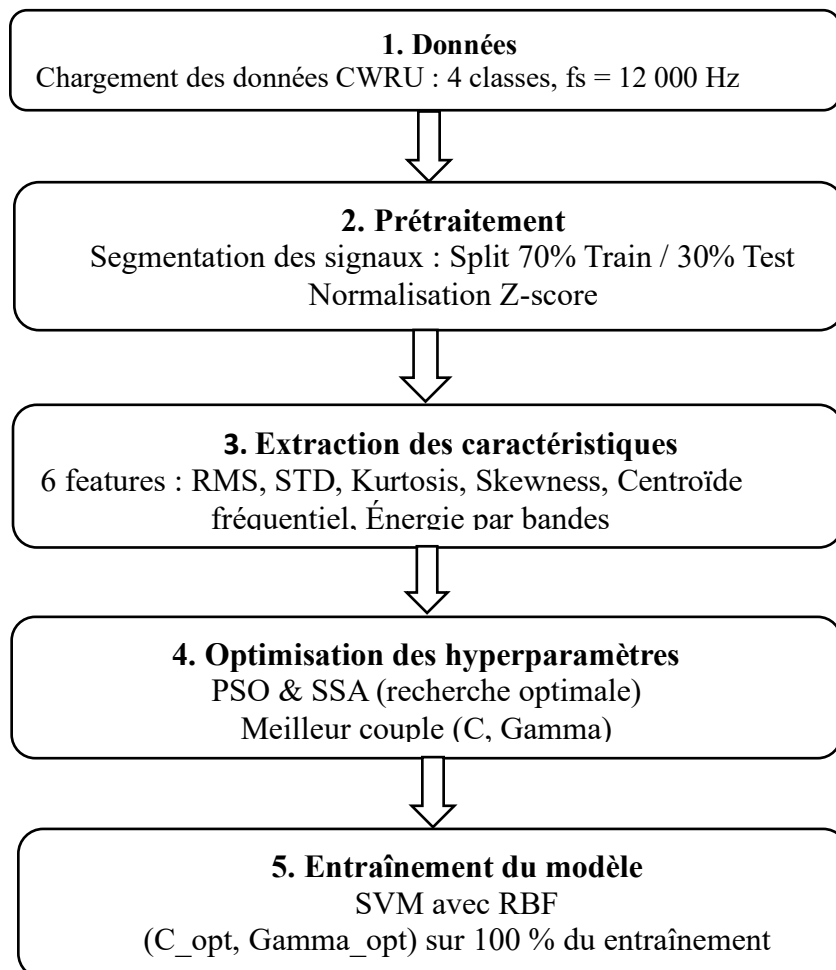
L'écart de 11,02 % entre l'accuracy d'entraînement (100 %) et celle de test (88,98 %) indique un phénomène de sur-ajustement. Cela signifie que le modèle s'adapte très bien aux données d'entraînement, mais généralise moins bien sur les données de test. Ce comportement s'explique par le choix manuel des hyperparamètres  $C = 2$  et  $\text{Gamma} = 0,2$ , qui ne correspondent pas aux valeurs les plus adaptées à ces données.

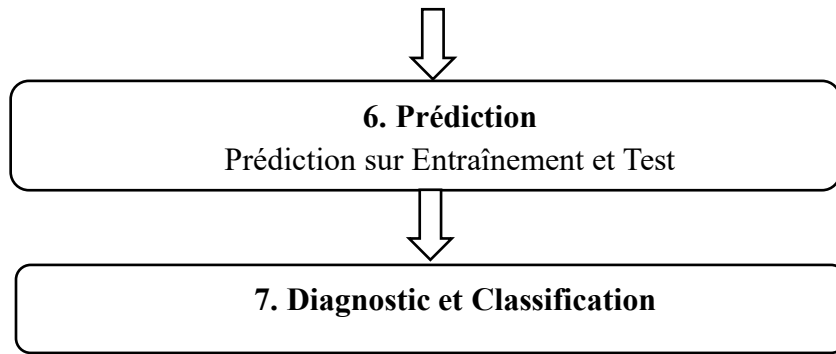
### 3.4 Méthode 2 : SVM Optimisé par Hybridation PSO-SSA

#### 3.4.1 Principe et Motivation

La seconde approche consiste à remplacer le choix manuel des hyperparamètres par une stratégie d'optimisation automatique dans un espace de recherche continu à deux dimensions. L'objectif est d'identifier le couple optimal ( $C$ ,  $\text{Gamma}$ ) capable de minimiser l'erreur de classification estimée.

#### 3.4.2 Organigramme de la méthode:





### 3.5 Résultats du SVM Optimisé par PSO-SSA

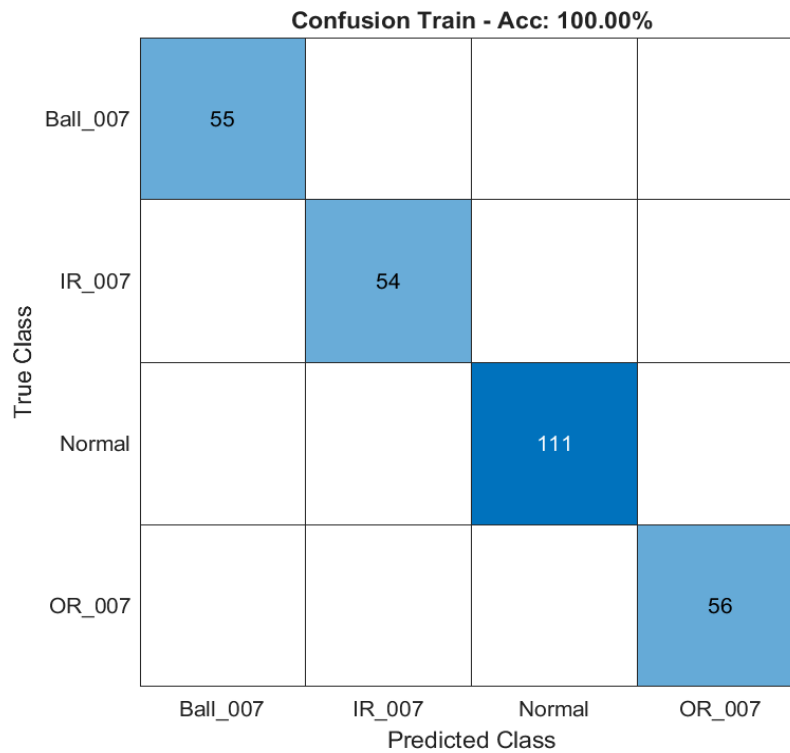


Figure 3.8 SVM optimisé par PSO-SSA : confusion train Acc =100 %.

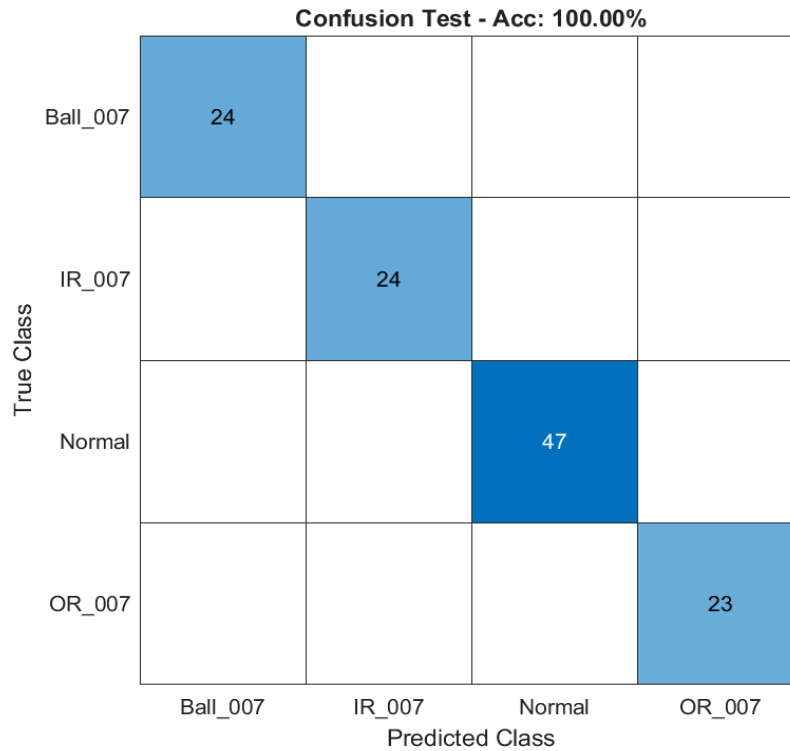


Figure 3.9 SVM optimisé par PSO-SSA : confusion test Acc=100,00 %

L'obtention d'une précision de 100 % sur l'ensemble de test signifie que les 118 segments ont tous été correctement classés, sans aucune erreur. Cela montre que la méthode PSO-SSA a permis de trouver de bonnes valeurs de C et Gamma, donnant au SVM une frontière de décision efficace pour séparer les classes. Cette frontière permet de bien distinguer les quatre classes, même pour des classes proches comme Ball\_007 et Normal. Elle montre aussi une bonne capacité de généralisation, puisque les performances sur l'apprentissage et le test sont identiques.

### 3.5.1 Comparaison Approfondie et Discussion

#### 3.5.1.1 Tableau Comparatif Synthétique

| Critère d'évaluation       | SVM Manuel                 | SVM + PSO-SSA                     | Gain / Différence     |
|----------------------------|----------------------------|-----------------------------------|-----------------------|
| Paramètre C                | 2 (fixé arbitrairement)    | C=16,236                          | Recherche automatique |
| Paramètre Gamma            | 0,2 (fixé arbitrairement)  | Gamma=2,6654                      | Recherche automatique |
| précision entraînement (%) | 100,00 %                   | 100,00 %                          | ± 0,00 pt             |
| précision Test (%)         | 88,98 %                    | 100,00 %                          | +11,02 pts            |
| Écart Entraînement /Test   | 11,02 pts (sur-ajustement) | 0,00 pt (généralisation parfaite) | -11,02 pts            |

## Chapitre 3 : Résultats et Discussion

|                                 |                                  |                                       |               |
|---------------------------------|----------------------------------|---------------------------------------|---------------|
| <b>F1-Score global (%)</b>      | 88,29 %                          | 100,00 %                              | +11,71 pts    |
| <b>Erreurs sur le test</b>      | 13 / 118 (Ball, IR, OR → Normal) | 0 / 118 (aucune erreur)               | -13 erreurs   |
| <b>Nombre d'évaluations SVM</b> | 1 évaluation (unique)            | 500 évaluations (20 iter × 25 agents) | Coût calcul   |
| <b>Dépendance à l'expertise</b> | Forte (intuition requise)        | Nulle (totalement automatique)        | Apport majeur |

Table 3.5. Comparaison complète des deux méthodes de classification sur la base CWRU.

Le modèle SVM avec les paramètres choisis manuellement ( $C = 2,0$  et  $\text{Gamma} = 0,2$ ) obtient 100 % sur l'entraînement et 88,98 % sur le test, soit un écart de 11,02 %. Cela montre un surapprentissage. Ce problème est lié au choix des paramètres. Le modèle optimisé par PSO-SSA obtient 100 % sur l'entraînement et sur le test, donc aucun écart. Cela montre une bonne généralisation. L'algorithme permet de trouver automatiquement de meilleurs paramètres ( $C$  et  $\text{Gamma}$ ) pour bien séparer les classes. Contrairement au choix manuel, cette optimisation explore mieux l'espace des paramètres et donne de meilleures performances.

### 3.6 Conclusion

Ce chapitre a présenté une étude expérimentale sur le diagnostic automatique des défauts de roulements à billes à l'aide d'un classifieur SVM appliqué à la base de données CWRU. L'objectif principal était de comparer une sélection manuelle des hyperparamètres du SVM avec une optimisation automatique basée sur l'algorithme hybride PSO-SSA. Les résultats montrent que le SVM réglé manuellement ( $C = 2$ ,  $\text{Gamma} = 0,2$ ) atteint 100 % sur l'ensemble d'entraînement mais seulement 88,98 % sur l'ensemble de test, ce qui met en évidence un surapprentissage. Les erreurs observées concernent surtout les classes de défauts faibles comme le défaut bague externe et défaut bague interne. À l'inverse, le SVM optimisé par PSO-SSA atteint une précision de 100 % sur les ensembles d'entraînement et de test, sans aucune erreur sur les 118 échantillons de test. Cela montre une très bonne capacité de généralisation grâce à la recherche automatique du couple optimal ( $C$ ,  $\text{Gamma}$ ). Cette amélioration est liée à la complémentarité entre les deux algorithmes : PSO assure une exploration globale efficace de l'espace des solutions, tandis que SSA permet une exploitation plus fine et précise. Leur combinaison permet donc d'obtenir des paramètres optimaux difficiles à atteindre par une méthode manuelle. Enfin, ces résultats montrent que l'optimisation des hyperparamètres améliore fortement la robustesse du SVM et réduit les risques

## Chapitre 3 : Résultats et Discussion

---

d'erreurs de diagnostic, ce qui est essentiel pour les applications industrielles de maintenance prédictive.

## **Conclusion générale**

### Conclusion générale

Ce mémoire s'inscrit dans le domaine du diagnostic automatisé des défauts des roulements dans les machines asynchrones industrielles, un champ d'une importance stratégique pour la maintenance prédictive et la fiabilité des systèmes électromécaniques.

Le premier chapitre a posé les fondements conceptuels indispensables à la compréhension globale de la démarche. Suite à une exposition des principes de fonctionnement et des usages de la machine asynchrone, une étude des mécanismes de défaillance des roulements a été réalisée. L'analyse vibratoire a été choisie comme méthode de mesure privilégiée en raison de sa sensibilité aux dysfonctionnements mécaniques et de son adéquation aux exigences industrielles.

Le deuxième chapitre a établi les bases théoriques de la méthode de classification utilisée. Les SVMs ont été introduits. Une attention spécifique a été portée à l'importance des hyperparamètres C et Gamma dans la définition de la frontière de décision, ainsi qu'aux contraintes associées à leur sélection manuelle. À travers cette étude, les algorithmes métaheuristiques PSO et SSA ont été intégrés, ainsi qu'à leur combinaison hybride, en tant que méthode d'optimisation automatisée et systématique.

Le troisième chapitre présente la partie expérimentale de ce travail en utilisant la base de données du CWRU, une chaîne complète de traitement a été développée, comprenant la segmentation des signaux, l'extraction six descripteurs statistiques et fréquentiels, la normalisation, suivie de la classification par SVM. La comparaison entre deux méthodes l'une reposant sur des hyperparamètres fixés manuellement, l'autre sur des hyperparamètres optimisés via l'algorithme hybride PSO-SSA a permis de mesurer avec précision la contribution de l'optimisation automatique.

Les résultats obtenus sont concluants. Le modèle SVM paramétré manuellement obtient une précision de 88,98 % sur l'ensemble des données de test, présentant un surapprentissage marqué de 11,02 points. En revanche, le modèle optimisé par PSO-SSA obtient une précision parfaite de 100 % sur le même ensemble de données de test, présentant une absence totale d'écart entre les résultats d'entraînement et de test. La totalité des 118 segments de test a été classé avec une précision parfaite, atteignant un score global de 100 %, ce qui atteste de la robustesse et de la capacité de généralisation du modèle.

## Conclusion générale

---

Les résultats obtenus permettent de tirer plusieurs enseignements. Premièrement, les six paramètres extraits du signal vibratoire disposent d'un pouvoir discriminant adéquat pour classifier les quatre états du roulement considérés, y compris lorsque les défauts sont de faible amplitude (0,007 pouce). Deuxièmement, l'hybridation des algorithmes PSO et SSA se révèle particulièrement adaptée à l'exploration d'un espace de recherche continu, permettant une détermination précise et efficace des hyperparamètres optimaux du classificateur.

Au terme de ce travail, plusieurs perspectives d'amélioration et d'extension des travaux réalisés peuvent être envisagées.

En premier lieu, il serait judicieux d'élargir l'analyse à d'autres niveaux de sévérité des défauts, notamment 0,014 et 0,021 pouce, ainsi qu'à des conditions de charge variables, afin d'évaluer la robustesse et la généralisation du système proposé dans des environnements plus proches des conditions industrielles réelles.

En deuxième lieu, une étude comparative avec d'autres classificateurs supervisés, en particulier les réseaux de neurones profonds, constituerait un apport significatif, permettant de mieux situer les performances de l'approche hybride PSO-SSA/SVM par rapport aux méthodes récentes de l'état de l'art.

## **Références bibliographiques**

- [1] A. E. Fitzgerald, C. Kingsley Jr. et S. D. Umans, *Electric Machinery*, McGraw-Hill, 6e éd., 2003.
- [2] R. B. Randall, *Vibration-based Condition Monitoring*, Wiley, 2011.
- [3] V. N. Vapnik, *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer, 1995
- [4] C. W. Hsu, C. C. Chang et C. J. Lin, *A Practical Guide to Support Vector Classification*, National Taiwan University, 2003.
- [5] B. K. Bose, *Modern Power Electronics and AC Drives*, 2002
- [6] ALAIN BOULENGER « Maintenance Conditionnelle ». Edition Dunod, Paris, 2008
- [7] BELHADJ NORA et BELMAHDI FATIHA « Application des réseaux de neurones à la détection et la classification des défauts dans les machines tournantes » Mémoire d'Ingénieur d'Etat en Electronique UMMTO 2010)
- [8]. P. C. Krause, O. Wasynczuk et S. D. Sudhoff, *Analysis of Electric Machinery and Drive Systems*, IEEE Press / Wiley-Interscience, 2002.
- [9] G. Séguier et F. Labrique, *Les convertisseurs de l'électronique de puissance*, Dunod, 4e éd., 2004.
- [10] T. A. Harris et M. N. Kotzalas, *Rolling Bearing Analysis — Essential Concepts of Bearing Technology*, CRC Press, 5e éd., 2006.
- [11] N. Tandon et A. Choudhury, « A Review of Vibration and Acoustic Measurement Methods for the Detection of Defects in Rolling Element Bearings », *Tribology International*, vol. 32, n° 8, pp. 469–480, 1999.
- [12] .M.MARTINEZ et DREYTUS.G « Réseaux de neurones : Méthodologie et applications ». Edition Eyrolles, 2000.
- [13] N. Tandon et A. Choudhury, « A Review of Vibration and Acoustic Measurement Methods for the Detection of Defects in Rolling Element Bearings », *Tribology International*, vol. 32, n° 8, pp. 469–480, 1999.
- [14] H. Ayad. Diagnostic des défaillances de la machine asynchrone. Mémoire de Master, Université Badji Mokhtar – Annaba, 2020.
- [15] Hamrock, B. J., Schmid, S. R., & Jacobson, B. O. (2004). *Fundamentals of Fluid Film Lubrication* (2nd ed.). Marcel Dekker. (*Chapitre 13 : Lubrication of rolling element bearings*, pp. 457–489)

- [16] Tandon, N., & Choudhury, A. (1999). A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings. *Tribology International*, 32(8), 469–480.
- [17] Harris, T. A., & Kotzalas, M. N. (2006). *Rolling Bearing Analysis*. CRC Press. (*Chapitre 1 : Bearing geometry and kinematics*).
- [18] Antoni, J., & Randall, R. B. (2006). The spectral kurtosis: application to the vibratory surveillance and diagnostics of rotating machines. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(2), 308–331.
- [19] Harris, T. A., & Kotzalas, M. N. (2006). (*Chapitre 6 : Elastic deformation under load*).
- [20] A. Bellini, F. Filippetti, C. Tassoni, G.-A. Capolino, "Advances in Diagnostic Techniques for Induction Machines", *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 55, no. 12, 2008.
- [21] Y. Imaouchen, *Diagnostic des défauts électriques et mécaniques de la machine asynchrone*, Thèse de Doctorat, Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2015.
- [22] Y. Imaouchen, *Mesure et analyse des vibrations des machines électriques tournantes*, Thèse de Doctorat, Université A. Mira – Béjaïa, Faculté de Technologie, Département de Génie Électrique, soutenue le 24 novembre 2015.
- [23] [24] [25] Vapnik, V. N. (1995). *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer. P120-P137.
- [26] [27] Vapnik, V. N. (1998). *Statistical Learning Theory*. Wiley. P410-415.
- [28] [29] [30] Schölkopf, B., & Smola, A. J. (2002). *Learning with Kernels*. MIT Press. P 32-P42.
- [31] Hsu, C. W., Chang, C. C., & Lin, C. J. (2003). A practical guide to support vector classification. National Taiwan University. P3
- [32] [33] [34] Randall, R. B. (2011). *Vibration-based Condition Monitoring*. John Wiley & Sons. 25-167
- [35] Chapelle, O., et al. (2002). *Choosing Multiple Parameters for Support Vector Machines*. *Machine Learning Journal*. 133-131
- [36] Souaidia, C. (2023). Fault Detection and Diagnosis of an Industrial Process. Thèse de Doctorat LMD, Université Echahid Cheikh Larbi Tebessi, Tebessa, Algérie.
- [37] Souaidia, C., Thelaidjia, T. & Chenikher, S. (2025). Salp Swarm Algorithm for Feature Selection and Artificial Neural Networks for Bearing Faults Diagnosis. 3rd Electrical Engineering International Conference (EEIC'25), Université de Béjaïa, Algérie, pp. 431–436.

- [38] A. A. Mirjalili *et al.*, « Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems », *Advances in Engineering Software*, vol. 114, pp. 163–191, 2017.
- [39] X. Lou, K. A. Loparo. Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference. *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 18, no. 5, pp. 1077–1095, 2004.
- [40] S. Abbasion, A. Rafsanjani, A. Farshidianfar, N. Irani. Rolling element bearings multifault classification based on the wavelet denoising and support vector machine. *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 21, no. 7, pp. 2933–2945, 2007.