

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE



UNIVERSITE DE M'SILA
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT DE GENIE MECANIQUE



Cours détections des défaillances des systèmes industriels

Dr. MENASRI NOUREDDINE

Sommaire

Table de matières	1
Introduction	4

Chapitre I Notions générales sur la maintenance

I.1 Concepts et terminologie	5
I.1.1 Système et composants	5
I.1.2 Disponibilité	5
I.1.3 Définition de la défaillance (norme AFNOR 60010X)	6
I.1.4 Définition d'un défaut	6
I.1.5 Définition de la maintenance (norme NF EN 13306)	6
I.2 Les opérations de maintenance	7
I.2.1 Le dépannage	7
I.2.2 La réparation...	7
I.2.3 Les inspections	7
I.2.4 Les visite	7
I.2.5 Les contrôle	7
I.2.6 Les révisions	8
I.2.7 Les échanges standards	8
I.3 Les différentes politiques de maintenance	8
I.3.1 Maintenance curative	8
I.3.2 Maintenance préventive systématique	8
I.3.3 Maintenance préventive conditionnelle	8
I.3.3.1 Le principe	8
I.3.3.2 Les Objectifs de la maintenance conditionnelle	9
I.3.3.3 Intérêt de la maintenance conditionnelle	9
I.3.3.4 Pratique de la maintenance préventive conditionnelle	9
I.3.3.5 Les Techniques d'analyse	12
A) L'analyse vibratoire	12
B) L'analyse des lubrifiants	12
C) L'analyse acoustique	13
D) Le contrôle ultrasonore	13

Chapitre II Méthodes de diagnostic des systèmes industriels

II.1 Définition du Diagnostic industriel (AFNOR, CEI)	14
II.2 Intérêts du diagnostic (Domaine industriel).....	14
II.3 Les étapes de diagnostic	14
II.4 Classification des méthodes de diagnostic	16
II.4.1 Méthodes internes (Méthodes de modèle)	17
II.4.2 Méthodes externes	17
II.4.3 Méthodes inductives et déductives	18

Chapitre III Diagnostic des machines tournantes par analyse vibratoire

III.1 Introduction	19
III.2 Principe de diagnostic par analyse vibratoire	19
III.3 Matériel et prises de mesures	19

III.3.1	Choix de l'emplacement de capteurs	19
III.3.2	Consignes pour la fixation des capteurs	20
III.3.3	Points de mesure	22
III.4	Outils de traitements adoptés aux recherches de défauts	24
III.4.1	Analyse spectrale	24
III.4.2	Analyse d'enveloppe	26
III.4.3	Analyse cepestre	27
III.5	Techniques de détection utilisée dans l'industrie	28
III.5.1	Niveau global	28
III.5.2	Facteur de crête	29
III.5.3	Kurtosis	30
A)	Indicateurs basses fréquences (signal de grande énergie)	31
B)	Indicateur hautes fréquences (signal de faible énergie)	31
C)	Indicateurs spécifiques aux roulements	31
D)	Spectre PBC (pourcentage de bande constant)	32

Chapitre VI Etude des principaux défauts mécaniques des machines tournantes

IV.1	Les défauts de roulements	35
VI.1.1	Fréquences caractéristiques	35
VI.1.2	Signatures vibratoires des principaux défauts	36
VI.1.2.1	Défaut de type écaillage affectant la bague externe	36
VI.1.2.2	Défaut de type écaillage affectant la bague interne	36
VI.1.2.3	Défauts de type déversement de bague	37
VI.1.2.4	Défauts de type écaillage sur un élément roulant	37
VI.2	Les Défauts d'alignement	38
VI.2.1	Désalignement d'arbres accouplés	38
VI.2.2	Désalignement des paliers	39
VI.3	Les défauts de balourd (Déséquilibre)	40
VI.4	Les défauts des engrenages	41
VI.4.1	Fréquence d'engrènement	41
VI.4.2.1	La détérioration d'une dent	43
VI.4.2.2	La détérioration de deux dents	44
VI.4.2.3	Un ensemble de la denture détérioré	44

Chapitre V Automatisation de diagnostic par de réseaux de Neurones

V.1	Introduction	45
V.2	Les réseaux de neurones biologiques	46
V.3	Les neurones artificiels	47
V.4	Description des réseaux de neurones artificiels	52
V.4.1	La nature des cellules	53
V.4.2	Les mécanismes d'apprentissage	53
V.4.3	Les mécanismes de classification	55
V.4.4	Les mécanismes de mémorisation	56

V.4.5 La structure des connexions	57
V.4.5.1 Les réseaux bouclés	57
V.4.5.2 Les réseaux non bouclés (réseaux à couches)	58
V.4.5.3 L'algorithme de rétropropagation	61
V.5 Les applications des réseaux de neurones	63
V.6 Application des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances des machines tournantes	64
V.6.1 Analyse de la problématique et Choix du type de RNA	64
V.6.2 Choix du type d'algorithme d'apprentissage	65
V.7 Conclusion	65
Bibliographie.....	66

Introduction

Les machines tournantes jouent un rôle stratégique dans un procédé de fabrication, les exigences de haute sécurité et la maîtrise de la disponibilité des équipements donnent à la maintenance des systèmes un rôle prépondérant. Elle doit permettre de n'intervenir qu'en présence d'éléments défectueux et de fournir un diagnostic fiable et facilement interprétable malgré la complexité des équipements. Le document est structuré en cinq chapitres :

Chapitre I : Notions générales sur la maintenance

Le premier chapitre est dédié aux notions générales sur la maintenance.

Chapitre II : Méthodes de diagnostic des systèmes industriels

Le souci, dans le monde industriel, d'améliorer la sécurité des installations, d'augmenter la productivité et de réduire les coûts de la maintenance a intensifié l'intérêt pour les techniques de diagnostic des défauts.

Dans ce chapitre nous présentons les principales méthodes de diagnostic des défauts.

Chapitre III : Diagnostic des machines tournantes par analyse vibratoire

L'analyse vibratoire est une technique de maintenance conditionnelle particulièrement adaptée aux machines tournantes. Son objectif est de détecter des dysfonctionnements ou défauts mécaniques à travers des relevés d'accélération pour certaines plages de fréquences afin de suivre l'état de dégradation d'un système. Elle pourra également être utilisée pour réaliser un diagnostic par interprétation de la forme du signal vibratoire.

Chapitre IV : Etude des principaux défauts mécaniques des machines tournantes

Le diagnostic de l'état d'une machine n'est possible que si l'on connaît les symptômes vibratoires associés à chaque défaut susceptible d'affecter la machine considérée, c'est à dire si l'on connaît les images vibratoires induites par ces défauts. La connaissance de ces images vibratoires et de la cinématique de la machine permet de formuler un diagnostic de l'état de la machine.

Chapitre V Automatisation de diagnostic par de réseaux de Neurones

Ce chapitre a pour but d'exposer les éléments nécessaires à la compréhension de la théorie et de la pratique des réseaux de neurones, en vue d'élaborer le système automatique de diagnostic des défaillances d'un système.

Chapitre I Notions générales sur la maintenance

I.1 Concepts et terminologies

I.1.1 Système et composants

Un **processus industriel** est une installation complexe assumant un objectif fonctionnel de haut niveau (production de bien ou de service). Pour assurer ces objectifs fonctionnels de haut niveau, le processus fait appel à un ensemble de systèmes interconnectés, Figure I.1. Chaque système assure une ou plusieurs fonctions bien définie(s).

Les systèmes sont décomposés en sous-systèmes. Les sous-systèmes sont décomposés en composants bien déterminés. En règle générale et en pratique ce sont sur ces composants que l'on effectuera de la maintenance et non sur des systèmes. Chaque composant peut être ensuite décomposé en pièce élémentaire qui en général est l'élément qui fera l'objet d'un échange standard.

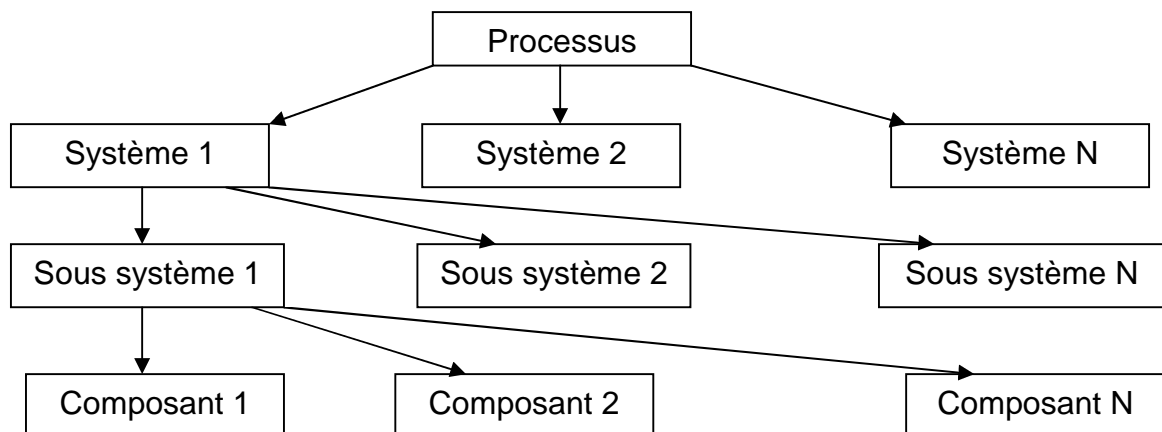


Fig.I.1 Décomposition hiérarchique d'un processus

Exemples :

- **Une raffinerie** : produits pétroliers élaborés
- **Un central électrique** : courant électrique
- **Un avion** : service de transport de bien ou de personnes
- **Un ordinateur** : service de calculs scientifiques ou de gestion.

I.1.2 Disponibilité

C'est l'aptitude d'un système à fonctionner lorsqu'on le sollicite. La disponibilité peut décliner en termes de **Fiabilité**, **Maintenance** et **Sûreté**.

Fiabilité : C'est l'aptitude d'un système à accomplir sa mission dans des conditions données d'utilisation.

Maintenance : C'est l'aptitude d'un système à être entretenu ou remis en marche.

Sûreté : C'est l'aptitude d'un système à respecter l'utilisateur et son environnement.

I.1.3 Définition de la défaillance (norme AFNOR 60010X)

Une défaillance est l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir sa ou ses fonctions requises avec les performances définies dans les spécifications techniques. Les défaillances, compte tenu de leurs manifestations, de leurs effets et de leurs conséquences ont fait l'objet de plusieurs classifications. On qualifiera alors les pannes de **mineurs, majeurs, critiques, catastrophiques, partiels, totales**, etc.

I.1.4 Définition d'un défaut

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

Parmi ceux-ci, il ya d'une part les changements brutaux, par exemple une rupture, et d'autre part la dérive d'un signal par rapport à son niveau normal dû à un écart des paramètres de leurs valeurs nominales, à la présence de bruits importants, à l'augmentation du frottement sec des paliers des moteurs et au niveau du joint réducteur-axe, à l'augmentation du jeu au niveau des engrenages du réducteur...etc.

Les défauts sont classifiés selon leurs origine ont :

- a) défauts des actionneurs,
- b) défauts du système,
- c) défauts des capteurs.

NB : une défaillance conduit à un défaut puisqu'il existe un écart entre la caractéristique constaté et la caractéristique spécifiée. Inversement un défaut n'induit pas nécessairement une défaillance. L'art du diagnostic consiste à détecter de façon précoce un défaut avant qu'il ne conduise à un état de défaillance donc de panne.

I.1.5 Définition de la maintenance (norme NF EN 13306)

La maintenance est l'ensemble des actions techniques, administratives et de management durant le cycle de vie d'un bien, destinées a le maintenir ou a le rétablir dans un état dans lequel il peut accomplir la fonction requise.

Maintenir c'est donc effectuer des opérations (nettoyage, graissage, visite, réparation, révision, amélioration, ...etc.) qui permettent de conserver le potentiel du matériel pour assurer la continuité et la qualité de production.

- ✓ Maintenir : Conserver des équipements.
- ✓ Rétablir : Redonner les qualités des équipements.
- ✓ Biens : Bâtiments, engin de transport, machine, appareil.

I.2 Les opérations de maintenance

I.2.1 Le dépannage

C'est l'action sur un équipement en panne en vue de le remettre en état de fonctionnement, le dépannage est une opération de maintenance corrective, il s'applique en générale sur les machines qui travaillent en continu, la connaissance du comportement du matériel et des modes de dégradation est indispensable.

I.2.2 La réparation

Cette intervention définitive est limitée à la maintenance corrective après panne ou défaillance, l'application de la réparation après une visite pour une maintenance préventive.

I.2.3 Les inspections

Ce sont des activités de surveillance consistant à relever Périodiquement des anomalies, et d'exécution de réglages simples ne nécessitant pas d'outillage spécifique ni l'arrêt des équipements.

I.2.4 Les visites

Ce sont des opérations de surveillance de maintenance préventive systématique qui s'opèrent selon une périodicité prédéterminée. Ces interventions correspondent à une liste d'organes et une immobilisation du matériel.

I.2.5 Les contrôle

Ils correspondent à des vérifications de conformité par rapport à des données prédéterminées suivies d'un jugement. Le contrôle peut comporter une activité d'information, inclure une décision ; acceptation, rejet.....

Les opérations de surveillance : inspection, visite et contrôle sont nécessaires pour maintenir l'évolution de l'état de l'équipement calculée sur le temps ou le nombre d'unité d'usage.

I.2.6 Les révisions

C'est l'ensemble des actions d'examens, de contrôle et des interventions effectuées en vue d'assurer l'équipement contre toute défaillance majeure pendant un temps ou pour un nombre d'unités d'usages donné. On distingue les révisions partielles et les révisions générales.

I.2.7 Les échanges standards

C'est la reprise d'une pièce, d'un organe ou d'un sous-ensemble usagé, remplacé par un autre identique neuf ou remise en état.

I.3 Les différentes politiques de maintenance

On distingue (voir figure I.2)

I.3.1 Maintenance curative

En dehors de certaines opérations périodiques comme le remplacement d'huile de graissage, on attend (la casse) de la machine pour la réparer.

I.3.2 Maintenance préventive systématique

En s'appuyant sur une gestion rigoureuse, et sur une connaissance statistique de la vie des composants de chaque machine, on programme l'arrêt du matériel pour une révision systématique avant usure ou panne.

I.3.3 Maintenance préventive conditionnelle

I.3.3.1 Le principe

Son principe consiste à estimer et suivre l'état de marche (et son évolution) du matériel en fonctionnement, de manière à diagnostiquer des anomalies et programmer à l'avance les interventions de maintenance. On utilise dans ce cas différentes techniques appelées techniques de surveillance, basées sur la mesure de paramètres physiques, tels que:

- ✓ La mesure de vibrations, et acoustiques.
- ✓ La thermographie infrarouge.
- ✓ L'analyse des mesures ultrasonores.
- ✓ L'analyse d'huile.

La maintenance conditionnelle se traduit par une surveillance des points sensibles de l'équipement, exercée au cours de visites préventives. Ces visites soigneusement préparées, permettent d'enregistrer un degré d'usure, un jeu mécanique, une température,

une pollution, ou tout autre paramètre qui puisse mettre en évidence l'imminence d'une défaillance.

I.3.3.2 Les objectifs de la maintenance conditionnelle

- ✓ Éliminer ou limiter le risque de panne, l'intervention ayant lieu avant que la dégradation n'atteigne un caractère critique (et donc, ralentir le vieillissement).
- ✓ Limiter les perturbations subies par l'utilisateur, en réalisant une meilleure préparation des interventions.
- ✓ Réduire les dépenses de maintenance en intervenant à un stade précoce des dégradations, évitant ainsi les remises en état très coûteuses.

I.3.3.3 Intérêt de la maintenance conditionnelle

Les coûts de maintenance pèsent lourds sur le cout de production, aussi bien dans le secteur manufacturier que dans l'industrie de procédés: ils représentent 3,95% du chiffre d'affaire de l'industrie française et 7,5% des actifs industriels, et suivant les secteurs industriels, ces coûts peuvent représenter entre 15% et 35% des coûts de production. Des études ont montré qu'un tiers de ces coûts provient d'opérations inutiles ou mal effectuées et que la remise en état improvisée d'un équipement consécutive à une casse, entraine dépenses moyennes trois fois plus élevées que la même opération préparé et programmée. Le principe de la maintenance conditionnelle consiste à estimer l'état des composants mécaniques en effectuant différents types de mesure. La nature de ces mesures dépend de la machine et l'organe à suivre cela peut être des mesures de vibration, des analyses d'huile, des thermographies infrarouges.

Lorsque le seuil admissible de ces défauts est dépassé, il devient nécessaire de programmer l'arrêt de la machine. Ceci doit être fait en perturbant au minimum le cycle de production, c'est-à-dire entre deux séries ou Tors d'un arrêt programmé. Ce type de maintenance secaractérise par :

- L'emplacement et le nombre de points de mesure.
- La collecte et le traitement des informations.
- La nécessité d'obtenir un diagnostic précis.

I.3.3.4 Pratique de la maintenance préventive conditionnelle

Son principe consiste, à partir de différentes techniques basées sur la mesure de paramètres physiques (les vibrations, analyse d'huile,...etc.), à suivre l'état de marche (et

son évolution) du matériel en fonctionnement, de manière à diagnostiquer et programmer à l'avance les interventions de maintenance.

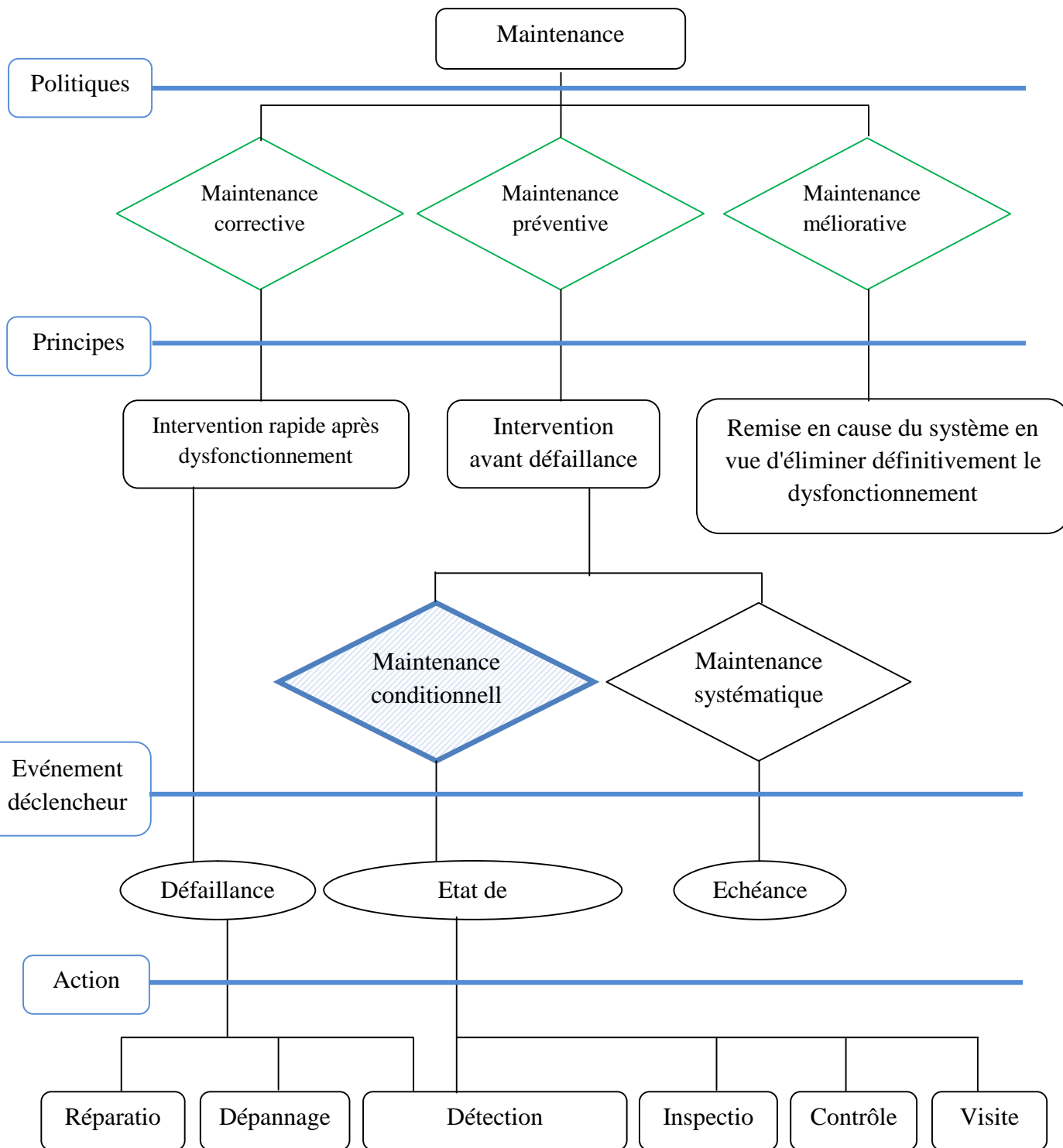


Fig I.2 Structure générale de la maintenance

I.3.3.5 Les techniques d'analyse

Les différentes techniques d'analyse utilisées dans la maintenance conditionnelle sont les suivantes.

A) L'analyse vibratoire

Est la plus connue et la plus largement employée. Il faut dire qu'elle permet de détecter pratiquement tous les défauts susceptibles d'apparaître dans les machines tournantes, un balourd, un jeu, un défaut d'alignement, un roulement usé ou endommagé..., se traduisent par une variation des efforts internes que subit la machine, et donc à une modification de son comportement vibratoire. En plaçant des accéléromètres aux endroits où se transmettent ces efforts (c'est-à-dire sur les paliers des machines), on peut alors suivre l'état de santé de l'équipement.

L'analyse vibratoire est une technique utilisée pour le suivi des machines tournantes en fonctionnement, cette dernière engendre des efforts qui seront souvent la cause des ultérieures (turbulence, chocs, instabilité), ces efforts sont à leur tour causes de vibrations qui vont endommager les structures et les composants des machines. La mesure de ces vibrations va permettre d'identifier les efforts dès qu'ils apparaissent, avant qu'ils causent de dommages irréversibles. Ces vibrations recueillies lors des campagnes de mesures sont d'informations qui caractérisent l'état de fonctionnement de certains composants constituant la machine analysée.

L'analyse vibratoire a comme avantage les mesures sont faciles à prendre les défauts détectés à un stade précoce, et il est possible de réaliser un diagnostic approfondi pour en connaître l'origine.

B) L'analyse des lubrifiants

Appliquée à toutes les machines pourvu qu'elles contiennent un fluide (huile ou graisse) l'on peut prélever, la méthode consiste à détecter les particules d'usure drainées par le lubrifiant afin d'en déduire l'état de l'équipement. L'analyse d'un échantillon de quelques dizaines de millilitres d'huile (prélevé à l'aide de petites seringues ou lors d'un vidage) peut alors suffire à révéler l'usure anormale de l'un des composants, le mauvais état d'un filtre, encore la dégradation du lubrifiant (suite à une oxydation, à une pollution, à une température d'utilisation trop élevée). À côté de la surveillance vibratoire et de l'analyse des lubrifiants, la thermographie infrarouge.

C) L'analyse acoustique

Qui permet de détecter tout bruit anormal à l'aide de microphones placés le plus souvent à distance de l'équipement.

D) Le contrôle ultrasonore

Qui permet de détecter des défauts de faible amplitude à haute fréquence tel que l'initiation de la dégradation d'un roulement.

Méthodes de diagnostic des systèmes industriels

Le souci, dans le monde industriel, d'améliorer la sécurité des installations, d'augmenter la productivité et de réduire les coûts de la maintenance a intensifié l'intérêt pour les techniques de diagnostic des défauts.

Dans ce chapitre nous présentons les principales méthodes de diagnostic des défauts.

II.1 Définition du Diagnostic industriel (AFNOR, CEI)

Le diagnostic est l'identification de la cause probable de la (ou des) défaillance(s) à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test.

Faire un diagnostic signifie être capable de dire, à un instant donné, à quel archétype (**ou mode de fonctionnement**) le système étudié peut être rattaché. La présence d'un état privilégié, appelé **fonctionnement normal**, différencie le diagnostic d'une simple opération de classification où toutes les classes ont la même importance subjective. On suppose implicitement que la plupart du temps le système est dans un mode de fonctionnement normal et que de temps en temps des événements particuliers apparaissent. Il convient alors de détecter la présence de ces événements et de les caractériser aussi précisément que possible.

II.2 Intérêts du diagnostic (Domaine industriel)

L'intérêt du diagnostic des défaillances est le **Gain de productivité**. La compétitivité de ce secteur passe par la maîtrise indispensable de la **disponibilité** de l'outil de production et par la **qualité** des produits des biens ou des services rendus.

II.3 Les étapes de diagnostic

Les étapes de diagnostic sont en nombre de deux :

- La détection
- La localisation

La détection : elle consiste, à chaque pas d'échantillonnage, à faire un choix entre deux hypothèses :

H_0 : le système est en fonctionnement normal

H_1 : un défaut est présent.

La localisation : elle tend à déterminer l'élément en défaut (**cas idéal**) ou, au minimum, une zone suspecte dans le schéma du système.

La figure II.1 présente les différentes **étapes techniques** du diagnostic industriel nécessaires à la conception, au développement et à l'exploitation de systèmes d'aide au diagnostic.

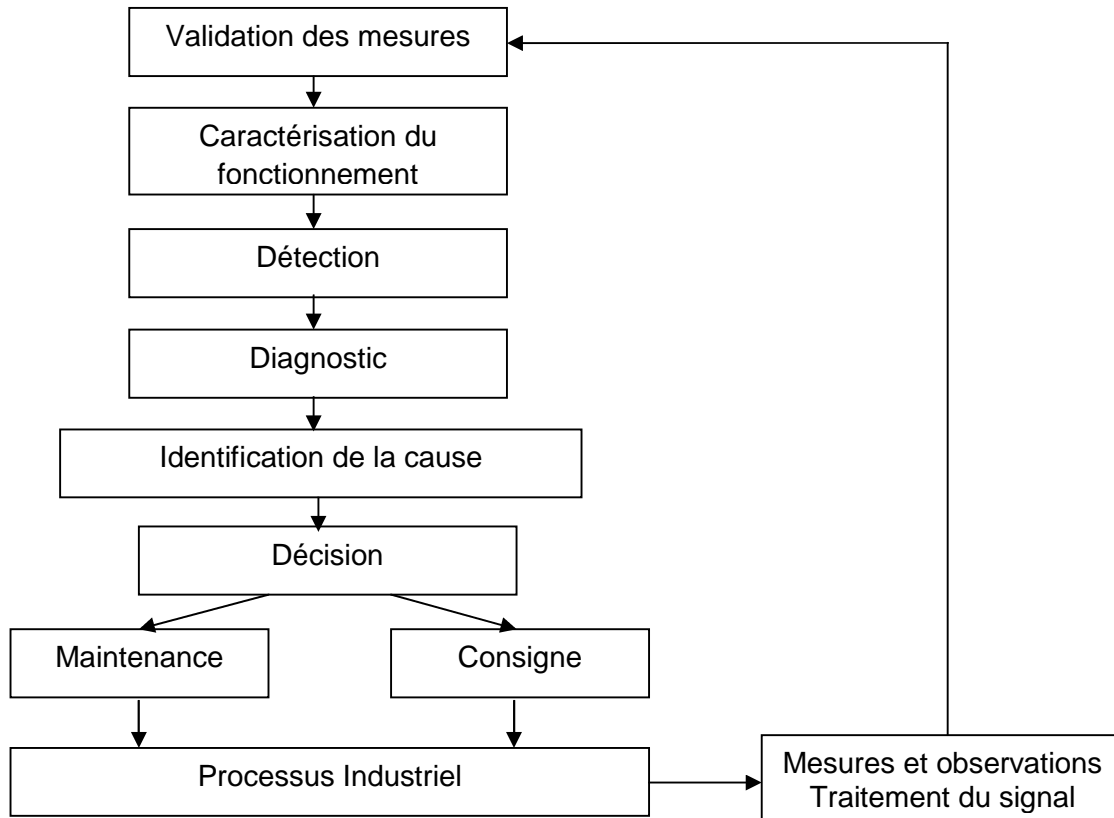


Fig II.1 Les différentes étapes du diagnostic industriel

1. l'extraction des informations nécessaires à la mise en forme des caractéristiques associées aux fonctionnements normaux et anormaux, à partir des moyens de mesures appropriées ou d'observations réalisées hors des rondes par les personnels de surveillance.

Deux façons pour estimer la grandeur physique :

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

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

Il existe plusieurs Méthodes pour la détection et la validation de mesures invalides parmi eux les Méthodes classiques :

- la redondance directe,
- la comparaison avec un seuil statique,
- le vote majoritaire,
- le test de certaines caractéristiques,
- la comparaison avec des seuils dynamiques,
- le test de certaines caractéristiques,
- l'étalonnage systématique des capteurs.

3. la détection d'un dysfonctionnement par comparaison avec des signatures associées à des états de fonctionnements normaux et la définition d'indicateurs de confiance dans la détection. Le bruit associé aux signatures est prise en compte par l'utilisation des tests de décision statistiques. **Les principales signatures sont :**

- signatures **vibratoires**,
- signatures **acoustiques**,
- signatures **magnétiques**,
- analyse des **lubrifiants**,
- signatures **thermiques**,
- signatures **radiographique**,
- signatures **électriques**.

4. la mise en œuvre d'une méthode de diagnostic de la défaillance ou de dégradation à partir de l'utilisation des connaissances sur les relations de cause à effet.

5. la prise de décision en fonction des conséquences futures des défaillances et des dégradations. Cette prise de décision peut conduire à un arrêt de l'installation si ces conséquences sont importantes.

Si la prise de décision conduit à déclarer le processus défaillant, il convient alors de sélectionner une méthode de diagnostic.

Les méthodes de diagnostic sont divisées en deux grandes familles:

- les méthodes internes,
- les méthodes externes.

II.4 Classification des méthodes de diagnostic

Les méthodes de diagnostic peuvent être classés ont :

- Méthodes internes,**
- Méthodes externes,**
- Méthodes inductives et déductives.**

II.4.1 Méthodes internes (Méthodes de modèle)

Le modèle est en quelque sorte redondant au système. En admettant que le modèle décrive le système dans la situation sans défaut, il est possible de détecter un défaut en comparant constamment les sorties du système à celles du modèle. Lorsqu'un défaut est présent, le modèle ne correspond plus au système et les relations de redondances ne sont plus satisfaites. On distingue :

- Méthodes d'identification de paramètres,
- Méthodes d'estimation du vecteur d'état.

La figure II.2 présente l'architecture générale d'un système de diagnostic par méthodes de modèles.

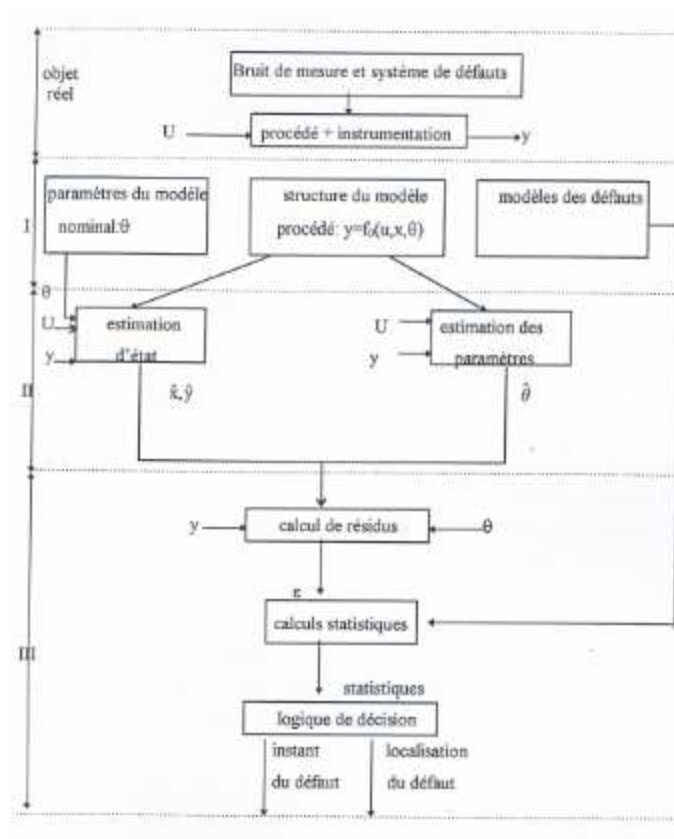


Fig II.2 Architecture générale d'un système de diagnostic par méthodes de modèles

II.4.2 Méthodes externes

Parmi ces méthodes on peut citer :

- Reconnaissance des formes,
- Réseaux de neurones artificiels,

- Systèmes experts.

II.4.3 Méthodes inductives et déductives

On les utilise pour une analyse déductive des causes, on liste l'ensemble de toutes les causes qui ont pu provoquer le défaut (**tables de décision**).

Diagnostic des machines tournantes par analyse vibratoire

III.1 Introduction

L'analyse des vibrations générées par une machine en fonctionnement est une méthode de choix pour détecter l'apparition précoce de défauts et éviter des arrêts de production coûteux dus à la défaillance imprévue d'un roulement ou d'un engrenage. Toutes les machines en fonctionnement produisent des vibrations, images des efforts dynamiques engendrés par les pièces en mouvement. Ainsi, une machine neuve en excellent état de fonctionnement produit très peu de vibrations.

Les analyseurs de vibrations sont dotés de fonctions de traitement du signal généralement complexes. Ils permettent non seulement de détecter de manière précoce les défauts de fonctionnement des machines mais aussi de réaliser des diagnostics approfondis afin d'en connaître l'origine.

L'analyse vibratoire est une technique de maintenance conditionnelle particulièrement adaptée aux machines tournantes. Son objectif est de détecter des **dysfonctionnements** ou défauts mécaniques à travers des relevés d'accélération pour certaines plages de fréquences afin de suivre l'état de dégradation d'un système. Elle pourra également être utilisée pour réaliser un diagnostic par interprétation de la forme du signal vibratoire.

III.2 Principe de diagnostic par analyse vibratoire

L'analyse vibratoire (fréquentielle) est le plus souvent utilisée en exploitant un signal fourni par un accéléromètre. Chaque fois qu'un défaut participe à un contact, il modifie les caractéristiques vibratoires du système. En analysant les mesures d'accélération issues d'un accéléromètre, nous pouvons identifier et quantifier ces modifications afin d'établir une relation entre les mesures et le type de défaut, qui seront utilisées comme signatures de défauts pour un système de diagnostic. Dans un système de transmission de puissance les fréquences d'apparitions de défauts peuvent être connues à partir de la géométrie et de la cinématique du système.

III.3 Matériel et prises de mesures

III.3.1 Choix de l'emplacement de capteurs

Dans le cas des machines tournantes, les principales mesures seront effectuées le plus souvent au droit des paliers qui sont les parties fixes les plus directement en relation avec les efforts appliqués à la partie mobile [figures III.1 et III.2]. Ces efforts sont de deux types :

✓ **Efforts tournants** : ce sont les efforts liés à la rotation de l'arbre, générés par exemple par un balourd ou un désalignement, et dont les amplitudes seront plus grandes dans le cas d'une mesure effectuée dans un plan radial.

✓ **Efforts directionnels** : ce sont des efforts liés à une contrainte de l'arbre, générés par exemple par la tension d'une courroie (effort directionnel radial) ou un par le contact d'un engrenage conique (effort directionnel axial).

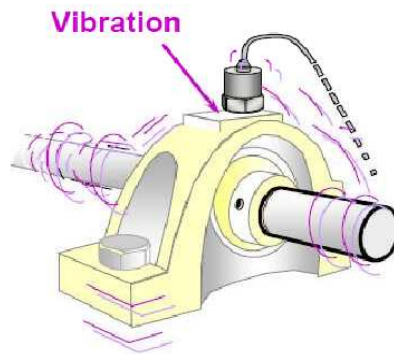


Fig III.1 Fixation du capteur sur palier

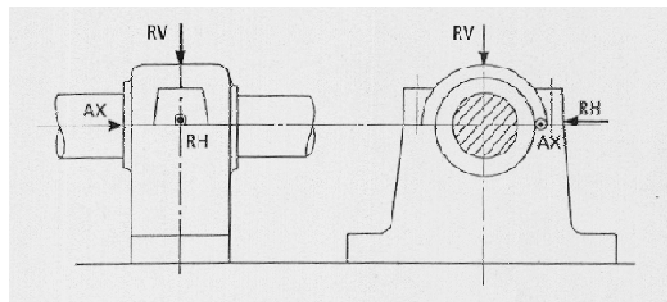


Fig III.2 Choix directionnel pour la prise de mesure

III.3.2 Consignes pour la fixation des capteurs

✓ Les capteurs doivent être placés en liaison aussi directe que possible avec les paliers, en limitant au strict minimum le nombre de pièces assurant l'interface entre l'élément mobile et le capteur (figure III.3).

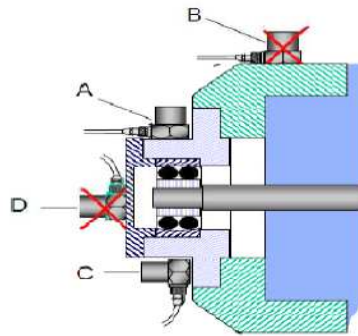


Fig III.3 Choix de l'emplacement

✓ L'emplacement des points de mesure doit être propre (pas de traces de graisse ou de peinture) et les surfaces de contact avec les capteurs lisses, planes et perpendiculaires à la direction de mesure (figure III.4).

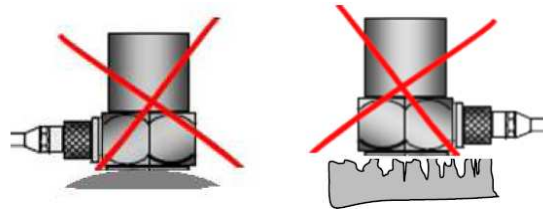


Fig III.4 Emplacement du capteur sur un palier inaccessible directement

✓ Lorsque le palier est difficilement accessible de façon directe, la prise de la mesure est effectuée par un capteur au point judicieusement choisi en fonction des raideurs (figure III.5)

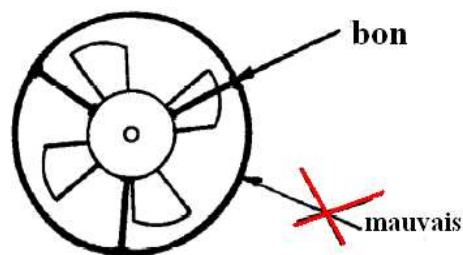


Fig III.5 Les surfaces de contact avec les capteurs doivent être lisses et planes

✓ Les mesures sont effectuées toujours au même endroit sur la machine. Les points de mesure sont repères, soit par la peinture, soit par la mise en place de goujons.

III.3.3 Points de mesure

L'implantation de l'accéléromètre sur les machines est, elle aussi, très importante. Chaque campagne de mesures doit être effectuée en des points précis et toujours les mêmes. En effet, un phénomène mécanique peut donner des images vibratoires sensiblement différentes en fonction du point de mesure.

On essaiera toujours de rapprocher le plus possible les points de mesure des paliers. Cela permet d'obtenir les images les plus fidèles des défauts mécaniques (bande passante de la chaîne d'acquisition maximale, amortissement minimisé).

Pour avoir une image complète des vibrations (en trois dimensions), il faut prendre les mesures selon trois directions perpendiculaires sur chaque palier de la machine surveillée : deux directions radiales (horizontale et verticale) et une direction axiale.

Pour l'ensemble présenté [Figure III.6] la mesure sur deux paliers de moteur et deux paliers de ventilateur.

Le moteur à deux paliers : M1 et M2 ; Le ventilateur à deux paliers : F1 et F2.

Chaque palier est surveillé selon trois directions orthogonales :

- ✓ Radiale horizontale : M1H M2H F1H F2H
- ✓ Radiale verticale : M1V M2V P1V P2V
- ✓ axial: M1A M2A P1A P2A

En pratique on se contentera d'une seule mesure axiale par machine. Celle-ci sera faite de préférence proche du palier servant de butée.

Les directions horizontales et verticales peuvent, si nécessaire, être remplacées par deux directions obliques à 90°, les points M1H et M1V de la (Figure III.6) peuvent ainsi devenir, M1OG oblique gauche, M1OD oblique droite.

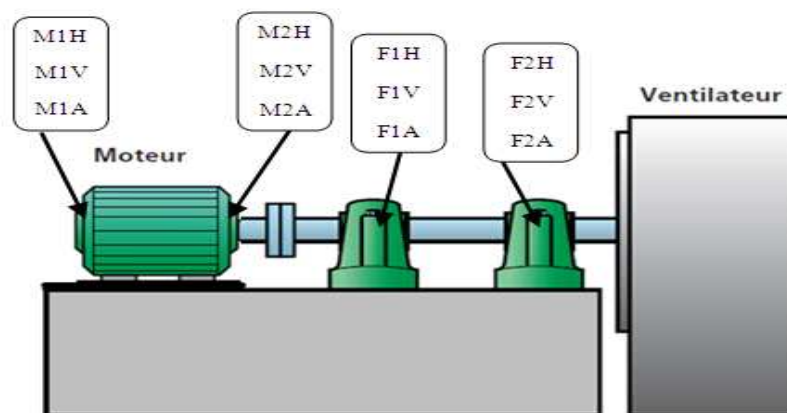


Fig III.6 Schéma de point de mesure sur les paliers

III.4 Outils de traitements adoptés aux recherches de défauts

Les capteurs tels que les accéléromètres délivrent un signal composé de N points de mesure à intervalle de temps régulier. La première représentation d'un signal est **la représentation temporelle**. Cet outil est aisé à utiliser lorsque le signal est simple (vibration de type sinusoïdal du balourd), mais devient inexploitable dans le cas de sollicitations multiples et de faibles influence de défauts (Figure III.7).

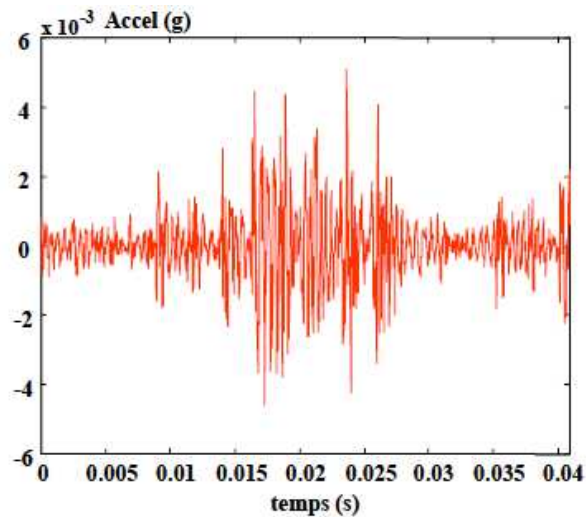


Fig III.7 Signal temporel de mesure d'accélération au palier en présence de défauts multiples de roulement et d'engrenages

III.4.1 Analyse spectrale

Le signal mesuré est considéré comme une combinaison des réponses des composants constituant le système. Les fréquences caractéristiques sont proportionnelles à la fréquence de rotation des arbres. Un signal $s(t)$ peut être décomposé en signaux sinusoïdaux élémentaires. L'analyse spectrale consiste à identifier la fréquence et l'amplitude de ces sinus, ce qui permet de tracer la représentation amplitude / fréquence de $s(t)$. Pour calculer le spectre $S(f)$ de $s(t)$, on applique la Transformée de Fourier :

$$S(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \cdot e^{-j2\pi ft} dt \quad (3.1)$$

Numériquement, la Transformée de Fourier discrète s'exprime :

$$S(k) = \sum_{j=1}^N s(j) \omega_N^{(j-1)(k-1)} \quad (3.2)$$

Elle est calculée à partir d'un signal discret de N points. Elle permet d'obtenir un vecteur de k points, k représente la fréquence la plus haute. La résolution en fréquence est de k/N .

Pour une fréquence d'échantillonnage fixée, plus le vecteur signal est grand, plus la résolution en fréquence est fine.

L'interprétation d'un spectre consiste à trouver l'origine cinématique des composantes les plus énergétiques. La lecture d'un spectre nécessite le maximum de renseignements concernant les conditions de fonctionnement (vitesse de fonctionnement, type de roulement...).

Les familles de composantes émergeant sous l'influence de défauts peuvent se présenter tant sous forme de peignes de raies que sous forme de bande latérales de modulation autour d'une fréquence cinématique (Figure III.8).

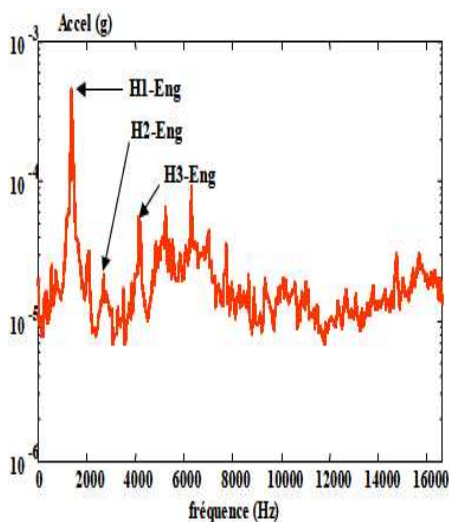


Figure III.8.a. Spectre d'accélération sans défauts

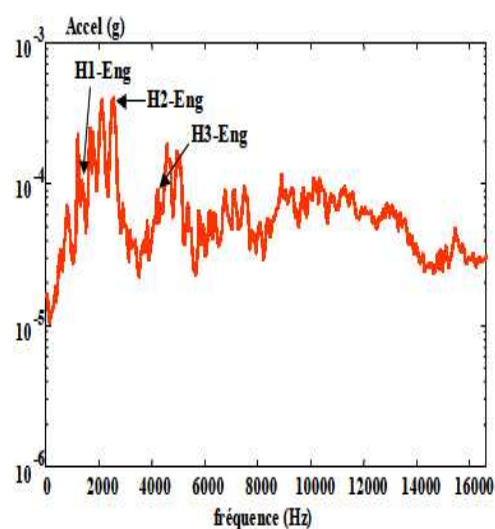


Figure III.8.b. Spectre d'accélération avec défauts de roulement

Figure III.8 Spectres caractéristiques de signaux d'accélération aux paliers d'une transmission de puissance par engrenages

Parmi les outils les plus utilisés dans cette technique, on trouve :

- **Numérisation et échantillonnage** : le calcul du spectre s'effectue sur un nombre N d'échantillons. Généralement l'échantillonnage de base se fait sur 1024 échantillons et parfois sur 2028 échantillons.
- **Le temps d'acquisition du signal** : le temps d'acquisition t d'un bloc de N points est inversement proportionnel à la largeur de la plage de fréquence dans la quelle on calcule le spectre (B) :

$$\Delta t = \frac{\text{Nombre de ligne}}{B} = \frac{\text{Nombre de points}}{f_e} \quad (3.3)$$

- **L'effet de repliement et anti-repliement** : avant d'échantillonner le signal temporel, un filtre passe bas (anti-repliement) est appliqué pour éviter toutes les fréquences au-

delà de la fréquence d'échantillonnage f_e . Dans la plupart des systèmes cette fréquence est fixée à :

$$f_e = 2,56 \cdot f_{max} \quad (3.4)$$

Avec f_{max} ; la fréquence la plus élevée des composants élémentaires constituant le signal.

- **Résolution (finesse d'analyse)** : la résolution f dépend à la fois de la largeur de la plage de fréquence dans laquelle on veut calculer le spectre et du nombre de point N nécessaire au calcul d'un spectre, ou ce qui découle du nombre de lignes (canaux) de l'analyseur.

La résolution de base est :

$$R = \frac{\text{fréquence pleine échelle}}{\text{nombre de lignes de l'analyseur}} \quad (3.5)$$

- **Le zoom** : est la technique de calcul qui permet d'améliorer la résolution par deux façons :
 - ✓ Soit en augmentant le nombre de points nécessaires au calcul d'un spectre qui nous donne une finesse d'analyse meilleur que celle du spectre de base.
 - ✓ Soit en réduisant la plage d'analyse d'un facteur p avec le même nombre de points et en centrant autour de la fréquence de la composante que l'on veut analysée d'une manière plus détaillée.
- **Le fenêtrage** : il existe de nombreuses fonctions de fenêtrage, le choix de la fenêtre dépend de la précision recherchée en amplitude ou en fréquence, la fenêtre de Hanning est, dans le cas d'une analyse de vibrations, un bon compromis, compte tenu de la très moyenne précision en amplitude due aux performances des capteurs de mesure de vibration.
- **Le moyennage** : donne lieu à des résultats plus fidèles dans la collecte des données. Les spectres instantanés sont ajoutés les uns aux autres et la somme est divisée par le nombre total de spectres.
- **La modulation** :

La modulation en amplitude : c'est la variation périodique de l'amplitude en fonction du temps. Le signal vibratoire est donné par :

$$A_{cr} \sin(2\pi ft) + \frac{A_{mod}}{2} [\cos 2\pi(f - f_{mod}) - \cos 2\pi(f + f_{mod})] \quad (3.6)$$

La modulation en fréquence : lorsque les fréquences des composantes deviennent des fonctions périodiques du temps, on dit que ces composantes sont modulées en fréquence.

Le signal est donné par :

$$A_1 \sin(2\pi f_1 t) + A_2 \sin(2\pi f_2 t) \quad \text{avec } f_2 > f_1 \quad (3.7)$$

III.4.2 Analyse d'enveloppe

L'étude du signal enveloppe permet d'analyser la forme du signal, notamment lorsque le défaut recherché excite un mode de résonance de la structure. Elle consiste à filtrer le signal autour d'une fréquence de résonance identifiable sur le spectre, et à en rechercher la modulation provoquée par la répétition des forces générées par le défaut. La détermination des fréquences de modulation, associée à la connaissance de la cinématique de l'installation, permet de localiser l'origine du défaut de façon précoce et rapide, même lorsque l'effet du défaut est noyé dans un bruit de fond. Donc c'est une opération de démodulation de phase consistante à isoler les fréquences modulantes.

Le calcul numérique de l'enveloppe est : on applique la Transformée de Fourier au signal temporel. Le spectre défini permet d'isoler les résonances du système. Le signal est filtré passe-bande afin d'obtenir un spectre réduit autour de la fréquence principale du système, puis on applique la Transformée d'Hilbert. Par Transformée inverse de Fourier, on obtient le signal enveloppe temporel. Généralement on utilise le spectre d'enveloppe (Figure III.9).

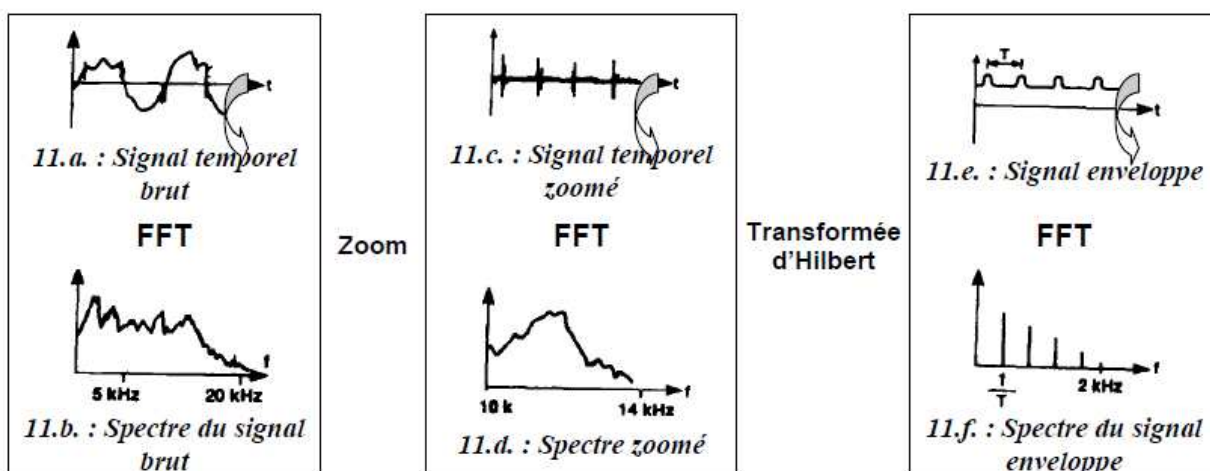


Fig III.9 Principe de calcul de l'enveloppe

L'analyse d'enveloppe filtre les basses fréquences de rotation du signal complexe. Les composantes répétitives de hautes fréquences sont amplifiées et converties en spectre tandis que le bruit est réduit. Si des vibrations apparaissent dans le spectre enveloppe qui est lié aux fréquences de défaut de roulement, on peut en déduire qu'un défaut se développe. La figure III.10 montre clairement les impulsions provoquées par un défaut sur la piste externe d'un roulement.

Le premier pic correspond à la fréquence fondamentale et les autres pics sont les harmoniques.

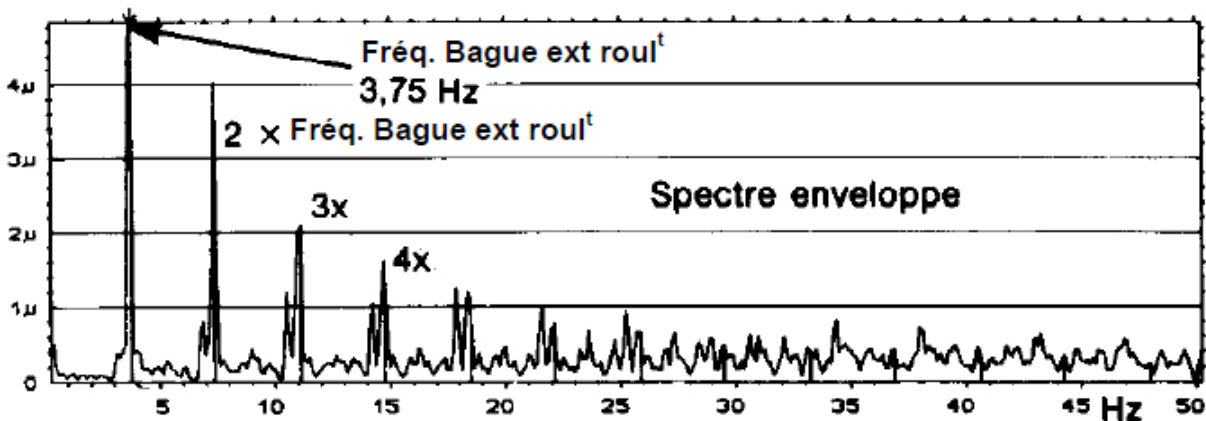


Fig III.10 Spectre enveloppe identification de défaut de roulement

III.4.3 Analyse cepestre

Le cepstre est définie comme étant la Transformée de Fourier inverse du logarithme du spectre de puissance:

$$c(\tau) = F^{-1}[\log_{10}(S(f))] \quad (3.8)$$

La variable τ est appelée quéfrencence. Une petite quéfrencence représente des espacements grands entre les fluctuations dans le spectre et une haute quéfrencence des espacements petits.

Le cepstre permet d'avoir des indicateurs de dépistage adaptés à la recherche de défauts dont on connaît la fréquence d'apparition, et qui induisent à des stades plus ou moins avancés, des énergies vibratoires peu importantes (Figure III.11).

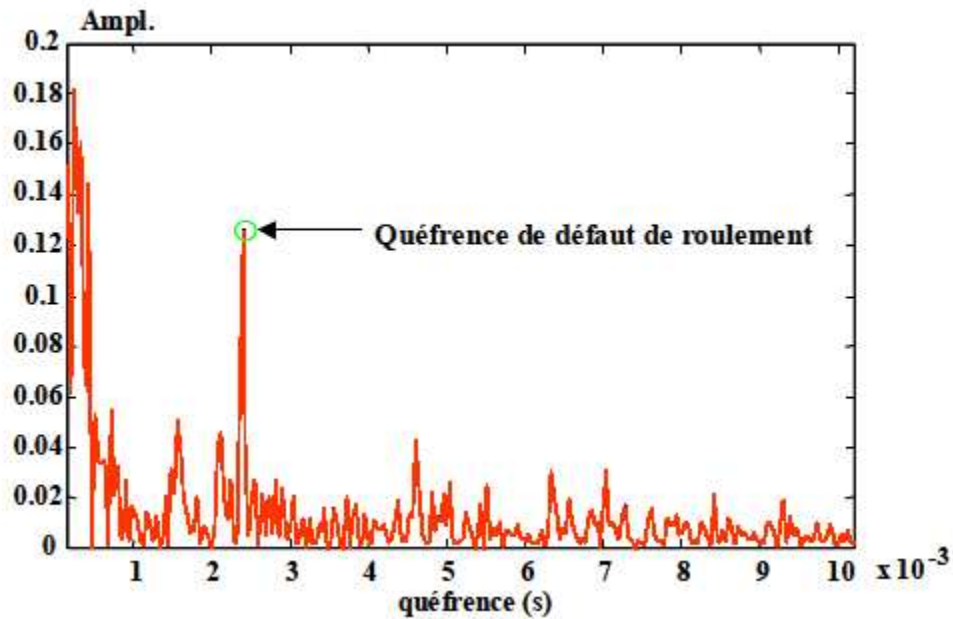


Fig III.11 Cepstre de signal d'accélération à un palier avec un défaut de roulement

III.5 Techniques de détection utilisée dans l'industrie

Pour le suivi vibratoire des machines tournantes, différentes techniques et outils sont utilisés pour, d'une part détecter une défaillance puis pour évaluer le degré de sévérité de cette défaillance.

Les techniques de surveillance sont actuellement bien établies et sont basées sur l'analyse de signaux vibratoires issus d'accéléromètres. Elles permettent l'analyse statistique des signaux (Facteur de crête, Kurtosis, valeur RMS (niveau globale)) qui met en évidence une variation du niveau global des vibrations et l'analyse du contenu fréquentiel (spectre, cepstre, détection d'enveloppe...) qui permet de localiser plus précisément l'origine de cette variation de niveau.

Nous présentons ici quelques indicateurs ; niveau globale, Facteur de crête, Kurtosis.

III.5.1 Niveau global

Le spectre des accélérations avec défauts de roulement présente un niveau élevé dans le domaine de hautes fréquences. La mesure régulière du RMS, valeur efficace du niveau de vibration pour une bande de fréquence limitée aux fréquences élevées (de 1KHz à 10KHz) fournit un indicateur de la présence d'un défaut de roulement. Les valeurs prises peuvent être comparées avec une valeur recommandée. Une valeur de niveau global unique est souvent difficilement exploitable en valeur absolue, mais nous pourrions par contre les utiliser en relatif, c'est-à-dire que l'évolution dans le temps d'un niveau global

(courbe de tendance) est réellement significative de l'évolution de l'état vibratoire de la machine. La courbe de tendance est accompagnée parfois d'une courbe de tendance extrapolée qui indique la pente de la dégradation et permet, en théorie, d'estimer ainsi une date présumée de défaillance (Figure III.12).

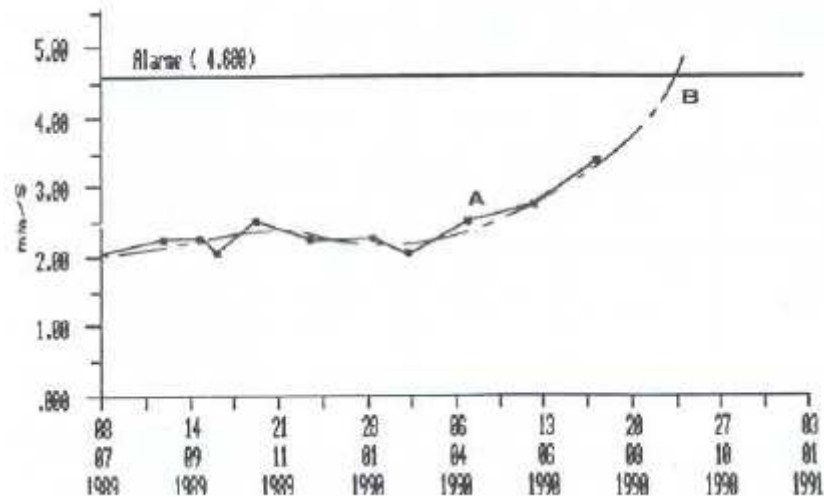


Fig III.12 Courbe de tendance et extrapolée

$$\text{RMS} = A_{\text{eff}} = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T x^2(t) dt} \quad (3.9)$$

III.5.2 Facteur de crête

Un autre type d'indicateur, similaire au précédent, permet une détection précoce. Il s'agit du facteur de crête, le rapport de la valeur de crête sur la valeur efficace :

$$F_c = \frac{A_c}{A_{\text{eff}}} \quad (3.10)$$

F_c : Facteur de crête,

A_c : Amplitude maximal du signal,

A_{eff} : Valeur efficace du signal (RMS).

Le facteur de crête suit une évolution caractéristique au fil de l'aggravation du défaut de roulement (Figure III.13). A l'apparition du défaut, il reste constant, puis avec l'augmentation des chocs, le niveau de crête devient plus élevé alors que RMS n'est pas influencé. Il résulte une augmentation significative du facteur de crête. Le suivi de celui-ci représente le même investissement et le même procédé d'exploitation que le niveau global de vibration. Il nécessite un suivi régulier, puisqu'en fin de vie de roulement, le facteur de crête peut tomber à sa valeur initiale, car la valeur de crête se stabilise alors que la valeur efficace continue d'augmenter.

L'inconvénient de ce type d'indicateur est sa sensibilité aux autres sources de vibrations du système. Il n'est utilisable de façon fiable qu'en présence de seuls défauts de roulements.

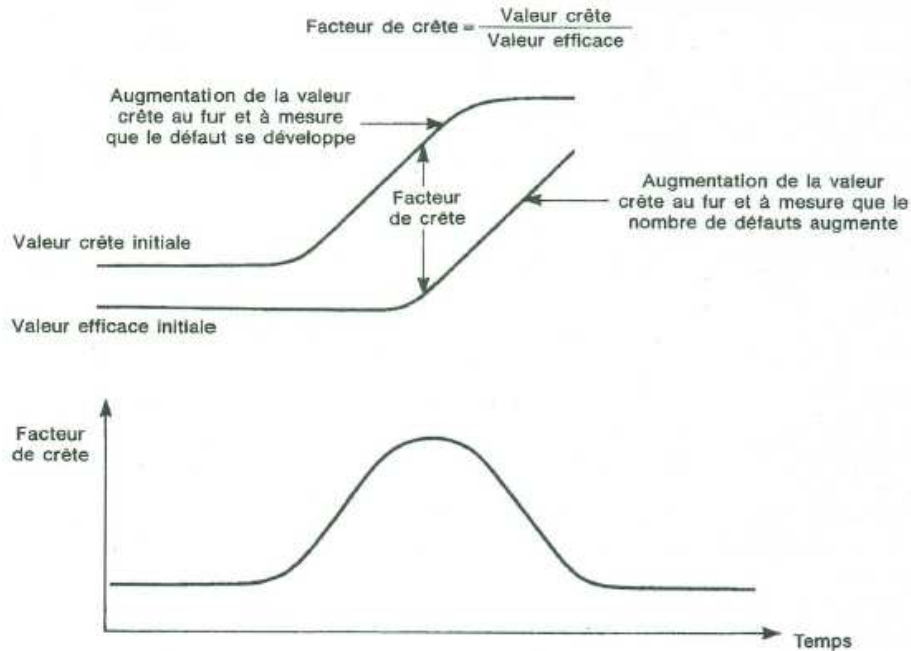


Fig III.13 Evolution des valeurs crête, efficace et du facteur de crête

III.5.3 Kurtosis

Le Kurtosis permet de détecter la présence des chocs dans le signal mesuré. Plus le Kurtosis est élevé plus les chocs sont importants. Pour indication, en absence du défaut le kurtosis est égal à 1.5 alors que cette valeur peut s'élever de quelle que unités en présence d'un défaut de roulement. Le Kurtosis peut être calculé avant le filtrage du signal.

Le kurtosis est donné par la relation :

$$K = \int_{-x}^x \frac{(x - x_{moy})^4}{\sigma^4} P(x) dx \quad (3.11)$$

x : Amplitude instantanée du signal

x_{moy} : Valeur moyenne de x

$P(x)$: probabilité d'apparence de x

σ : Écart type.

En résumé on peut diviser les indicateurs ont :

A) Indicateurs basses fréquences (signal de grande énergie)

- **Déplacement crête-crête entre 10 et 1 000 Hz : D_{cc} [10-1 000 Hz]** (en μm)

C'est l'indicateur préconisé par l'API (American Petroleum Institute). Il est utilisé par tout industriel intervenant dans la pétrochimie et est sensible aux phénomènes dits « basses fréquences ». Le niveau acceptable maximal est donné, quelle que soit la machine, par la formule suivante :

$$D_{cc_{max}} = 25.4 \sqrt{\frac{12000}{N}} \quad (3.12)$$

Avec, N : vitesse de rotation (tr/min),

D_{cc} : déplacement crête-crête (mm).

- **Vitesse efficace entre 10 et 1 000 Hz : V_{eff} [10-1 000 Hz]** (en mm/s)

Cet indicateur est, lui aussi, révélateur des phénomènes dits « basses fréquences » (BF). Ces phénomènes sont les plus énergétiques, donc les plus destructeurs. Ils peuvent aussi être à l'origine de desserrages ou de fissures.

Une augmentation du balourd, un défaut de lignage, se traduiront par une augmentation anormale de cet indicateur qui est pris comme référence dans la norme ISO 10816.

B) Indicateur hautes fréquences (signal de faible énergie)

- **Accélération efficace entre 1 et 10 kHz A_{eff} [1 000-10 000 Hz]** (en g ou mg)

C'est un indicateur révélateur des phénomènes dits « hautes fréquences » (HF) tels que les défauts de roulement, de denture... Une élévation anormale de l'accélération sera en général, sur une machine simple, révélatrice d'une dégradation avancée des roulements.

C) Indicateurs spécifiques aux roulements

(Niveaux globaux spécifiques aux roulements).

- **Facteur de crête entre 1 et 10 kHz : F_c [1 000-10 000 Hz]** (sans unité)

Le défaut majeur de cet indicateur est de présenter environ les mêmes valeurs dans les deux cas extrêmes (état neuf et fin de vie du roulement) (figure III.14). Seule son évolution est significative. C'est, en revanche, un indicateur stable.

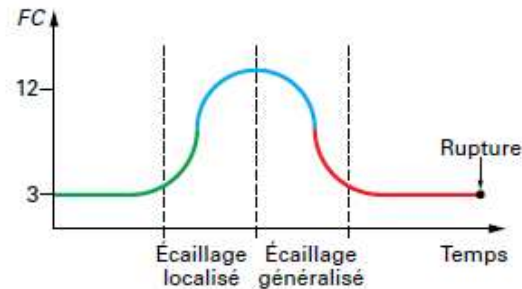


Fig III.14 Évolution du facteur de crête F_c en fonction du temps

- **Facteur K entre 1 et 10 kHz : K [1 000-10 000 Hz]** (en g^2 ou mg^2)

Le facteur K est plus sûr pour effectuer une analyse ponctuelle (analyse « spot ») des roulements. Le facteur K est un indicateur instable. Sa valeur est directement liée à l'état du ou des roulements (Figure III.15). Les valeurs indiquées sur le graphe de la (Figure III.14). Ne sont que des ordres de grandeur pouvant varier dans des proportions non négligeables en fonction de la machine surveillée.

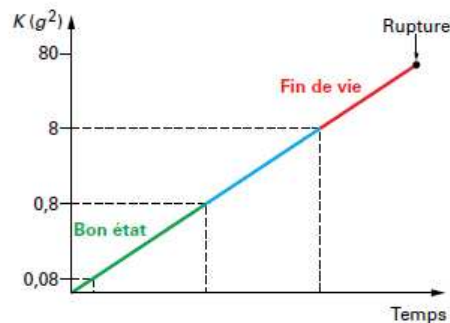


Fig III.15 Variation du facteur K en fonction du temps

D) Spectre PBC (pourcentage de bande constant)

La technique de surveillance des installations à chaîne cinématique simple (une seule ligne d'arbre) par comparaison de spectres PBC est une technique fiable et rapide. Elle constitue un bon crible. Par contre, contrairement à la surveillance par spectres RC (résolution constante), elle ne donne que rarement des informations précises sur l'origine des évolutions.

Le spectre PBC se présente sous forme de « bandes » juxtaposées selon une échelle logarithmique de la fréquence. Le rapport (largeur de bande / valeur de fréquence centrale) reste constant. Il est normalement égal à (6,23 ou 70%). On représente le PBC sur des échelles logarithmiques en abscisses et ordonnées (Figure III.16).

Le résultat est une image **haute résolution** aux basses fréquences (**BF**) afin de bien distinguer les composantes caractéristiques des défauts tels que le balourd, le désalignement, les instabilités des rotors.

Dans les hautes fréquences (**HF**), **la résolution est faible** mais suffisante pour détecter les défauts de roulements, l'usure des dentures d'engrenage, les problèmes de lubrification...

- **Largeur de bande**

Une largeur de bande relative de 6 % apporte une solution optimale à tous les problèmes courants sur les machines simples. Sur la (Figure III.15) par exemple :

- ❖ La bande centrée sur 25,90 Hz a une largeur de :

$$\frac{6}{100} \times 25.90 = 1.55 \text{ Hz}$$

- ❖ La bande centrée sur 2 740 Hz a une largeur de :

$$\frac{6}{100} \times 2740 = 164.40 \text{ Hz}$$

- **Niveaux de référence, alerte et danger :**

✓ Le **niveau de référence** (vert) représente la signature de la machine. Cette signature est établie lors des premières campagnes de mesures.

- ✓ Le **niveau d'alerte** (jaune) est déduit du niveau de référence de la façon suivante :

$$\text{Alerte} = \text{Référence} + X \text{ dB}$$

- ✓ Le **niveau de danger** (rouge) est déduit du niveau de référence de la façon suivante

$$\text{Danger} = \text{Référence} + Y \text{ dB}$$

X et Y sont définis soit par le logiciel utilisé (il existe des « standards » tels que

X= 6 dB et **Y= 20 dB**), soit par l'analyste si celui-ci a suffisamment d'expérience.

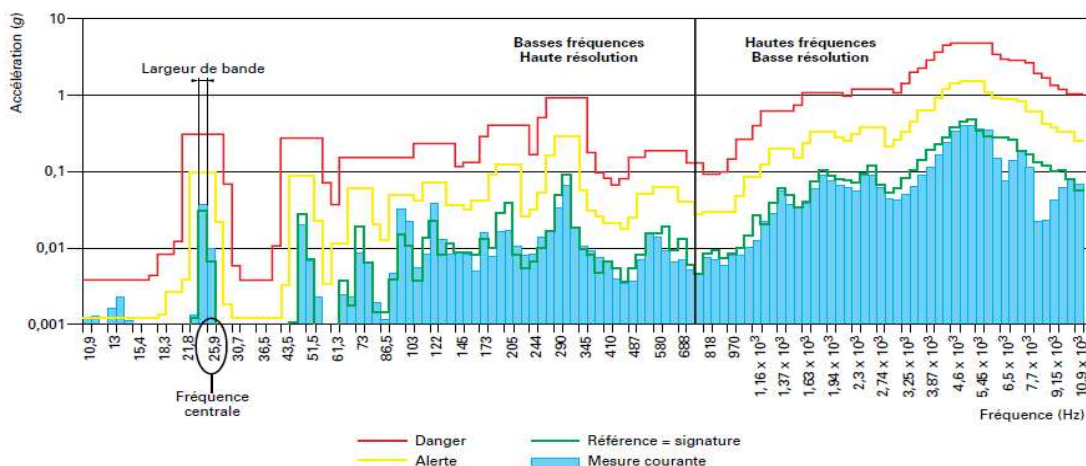


Fig III.16 Exemple de spectre PBC

Tableaux III.1. Indicateurs de surveillance

Indicateur	Phénomènes surveillés	Observations
D_{cc} [10-1000 HZ]	Basses fréquences	Pétrochimie, API
V_{eff} [10-1000 HZ]	Basses fréquences	Norme ISO 10816
A_{eff} [1000-10000 HZ]	Hautes fréquences	Indicateur général
FC [1000-10000 HZ]	Roulements	Stabilité, analyse « spot » impossible
K [1000-10000 HZ]	Roulements	Instabilité, analyse « spot »
PBC [10-10000 HZ]	Tout phénomène	Bon compromis entre simplicité et exhaustivité de l'information

Etude des principaux défauts mécaniques des machines tournantes

Le diagnostic de l'état d'une machine n'est possible que si l'on connaît les symptômes vibratoires associés à chaque défaut susceptible d'affecter la machine considérée, c'est à dire si l'on connaît les images vibratoires induites par ces défauts. La connaissance de ces images vibratoires et de la cinématique de la machine permet de formuler un diagnostic de l'état de la machine.

IV.1 Les défauts de roulements

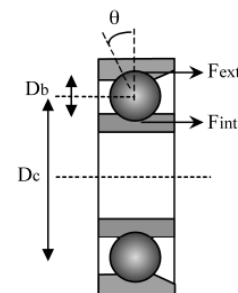
Les défauts de roulements ont une incidence sur les vibrations du système, car les roulements sont des organes de liaisons.

VI.1.1 Fréquences caractéristiques

Les roulements sont parmi les composants les plus sollicités des machines et représentent une source de panne fréquente. Les défauts que l'on peut y rencontrer sont les suivants : écaillage, grippage, corrosion (qui entraîne l'écaillage), etc. Dans la plupart des cas, la dégradation se traduit par un écaillage d'une des pistes ou d'un élément roulant du roulement, produisant un choc à chaque passage. Les roulements défectueux génèrent des vibrations de fréquences égales aux vitesses de rotation de chaque pièce du roulement. Ils correspondent notamment à la rotation des billes, des rouleaux ou de la cage et au passage des billes sur les bagues.

Pour chaque type de roulement et en fonction de ses cotes de fabrication on peut considérer les fréquences caractéristiques données par les formules ci-dessous.

$$\begin{aligned}
 f_{b \text{ ext}} &= \frac{n_b}{2} * f_r \left\{ 1 - \frac{D_b}{D_c} \cos \theta \right\} \\
 f_{b \text{ int}} &= \frac{n_b}{2} * f_r \left\{ 1 + \frac{D_b}{D_c} \cos \theta \right\} \\
 f_c &= \frac{f_r}{2} \left\{ 1 - \frac{D_b}{D_c} \cos \theta \right\} \\
 f_{bille} &= f_r * \frac{D_c}{D_b} \left\{ 1 - \left[\frac{D_b}{D_c} \cos \theta \right]^2 \right\}
 \end{aligned}
 \tag{4.1}$$



- $f_{b \text{ int}}$: fréquence de bague intérieure
- $f_{b \text{ ext}}$: fréquence de bague extérieure
- f_c : fréquence de cage
- f_{bille} : fréquence de bille
- n_b : nombre de billes
- f_r : fréquence de rotation mécanique
- θ : l'angle de contact
- D_b : diamètre des billes
- D_c : diamètre moyen du roulement

Manifestation

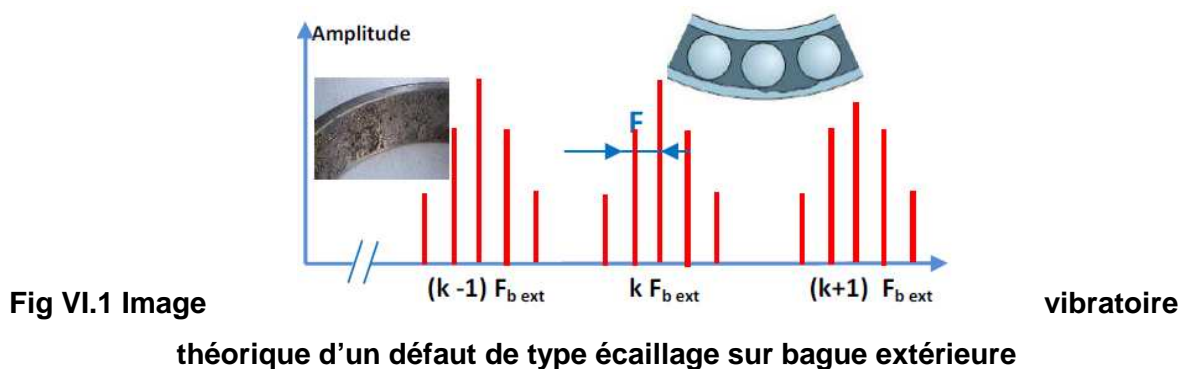
Un tel défaut se traduit par une nette augmentation du niveau des fréquences supérieures à 1 000 Hz :

- L'ensemble des fréquences supérieures à 1 kHz augmente sur un PBC ou un spectre RC HF ;
- Le facteur K augmente ;
- Le facteur de crête F_C diminue ;
- Le niveau global A_{eff} [1 000-10 000 Hz] augmente.

VI.1.2 Signatures vibratoires des principaux défauts

VI.1.2.1 Défaut de type écaillage affectant la bague externe

Un défaut de type écaillage affectant la bague externe d'un roulement a pour image vibratoire un peigne de raies dont le pas correspond a la fréquence du défaut. A chaque composante de ce peigne, est associée une paire de bandes latérales espacées de la fréquence de rotation, en cas de charge dynamique importante (Figure VI.1)



VI.1.2.2 Défaut de type écaillage affectant la bague interne

Un défaut de type écaillage affectant la bague interne de roulement a pour image vibratoire un peigne de raies. A chaque composante de ce peigne, sont associées plusieurs paires de bandes latérales espacées de la fréquence de rotation (Figure VI.2).

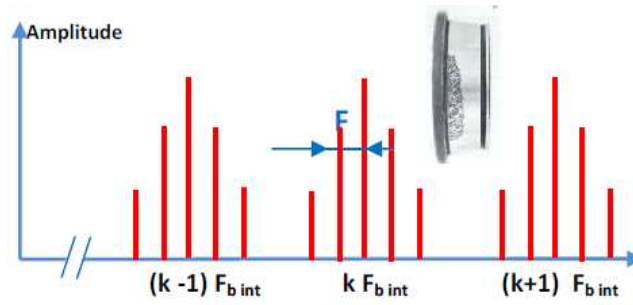


Fig VI.2 Image vibratoire théorique d'un défaut de type écaillage sur bague interne

VI.1.2.3 Défauts de type déversement de bague

Le défaut de type déversement de bague extérieure (Figure VI.3) s'exprime par une composante fondamentale d'amplitude élevée dont la fréquence correspond a la fréquence du défaut de la bague déversée, et par des composantes d'ordre supérieur d'amplitude très faible (Figure VI.4)

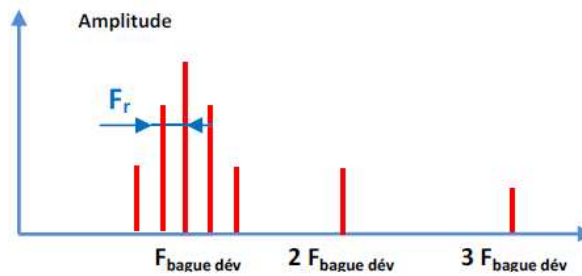


Fig VI.3 Défauts de déversement des bagues d'un roulement

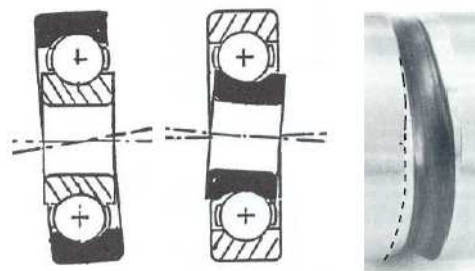


Fig VI.4 Image vibratoires théorique d'un défaut de type déversement de bague

VI.1.2.4 Défauts de type écaillage sur un élément roulant

Un défaut de type écaillage sur un élément roulant (bille, rouleau ou aiguille) a pour image vibratoire un peigne de raies. A chaque composante de ce peigne, sont associées plusieurs paires de bandes latérales espacées de la fréquence de la cage (figure VI.5).

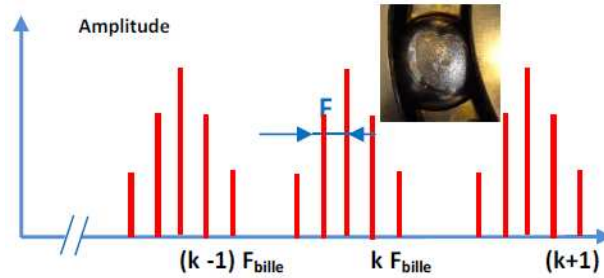


Fig VI.5 Image vibratoire théorique d'un défaut de type écaillage sur un élément roulant

VI.2 Les Défauts d'alignement

L'arbre moteur et l'arbre récepteur d'une machine ne sont pas parfaitement alignés on distingue :

VI.2.1 Désalignement d'arbres accouplés

Les axes des deux rotors peuvent présenter un désalignement angulaire (défaut de parallélisme) au niveau de l'accouplement ou un désalignement radial (défaut de concentricité) ou la combinaison des deux (Figure VI.6).

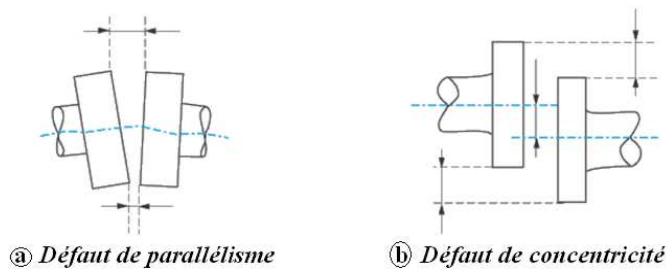


Fig VI.6 Défaut de déalignage

a) Désalignement radial

Un défaut d'alignement est révèlé par un pic d'amplitude prépondérante à, généralement, 2 fois la fréquence de rotation (parfois 3 ou 4 fois). Il apparait une vibration dans la direction radiale de composante d'ordre 2 de la fréquence de rotation (rarement d'ordre 3, voire exceptionnellement d'ordre 4), avec des amplitudes supérieures aux composantes d'ordre 1 (Figure VI.7)

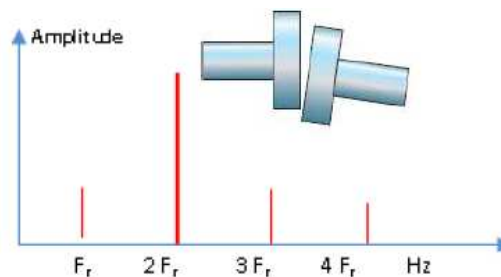


Fig VI.7 Image vibratoire d'un défaut d'alignement radial

b) Désalignement angulaire

Il apparaît une vibration axiale de composante d'ordres 1, 2, 3 ou 4 de la fréquence de rotation avec des amplitudes supérieures à celles des composantes radiales correspondantes (Figure VI.8).

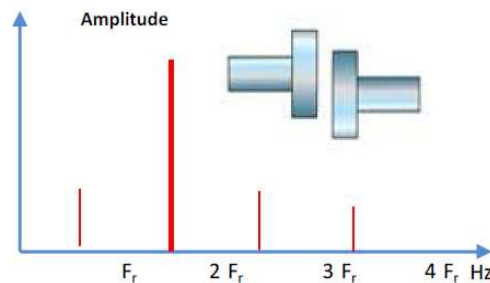


Fig VI.8 Image vibratoire d'un défaut d'alignement axial

VI.2.2 Désalignement des paliers

Les axes des deux paliers d'un même corps de machine ne sont pas concentriques (Figure VI.9). Cette anomalie peut être la conséquence d'un défaut de montage d'un palier, mais également d'un mauvais calage des pattes de fixation ou d'une déformation de châssis (par exemple à la suite de contraintes thermiques), qui se traduit par une flexion de l'arbre du rotor.

La manifestation spectrale de ce type de désalignement est identique à celle du désalignement angulaire.

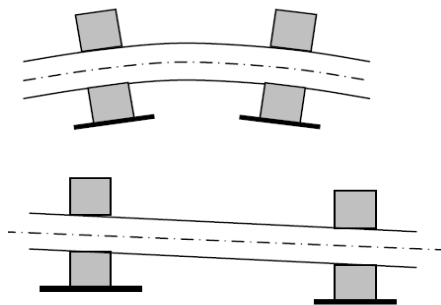


Fig VI.9 Désalignement de paliers se traduisant par une flexion de l'arbre

Le défaut d'alignement est l'une des principales causes de réduction de la durée de vie des équipements. Il concerne soit deux arbres liés par un accouplement, soit deux paliers soutenant le même axe.

Ce défaut se manifeste au cours de l'augmentation du niveau global choisi en basses fréquences Soit D_{cc} [10-1000 Hz], Soit V_{eff} [10-1000 Hz].

VI.3 Les défauts de balourd (Déséquilibre)

Quel que soit le soin apporté à la construction des machines, il n'est pas possible de faire coïncider l'axe de rotation avec le centre de gravité de chaque tranche élémentaire du rotor (Figure VI.10). De ce non concentricité, résulte l'application de forces centrifuges proportionnelle à la vitesse de rotation selon la relation $F = M_r \omega^2$ qui déforment le rotor. On dit que le rotor présente un balourd.

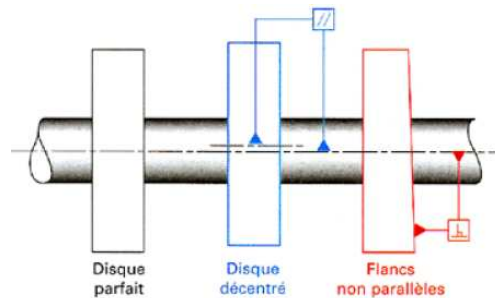


Fig VI.10 Ecart d'usinage (excentricité et parallélisme)

Ce balourd provient généralement de défauts d'usinage, d'assemblage et de montage, ou sont la conséquence. D'une altération mécanique : perte d'ailette, érosions ou encrassement, (Figure VI.11) · D'une altération thermique ; une déformation suite à des dilatations différentes des matériaux constituant le rotor ou à des différences de température localisées ...

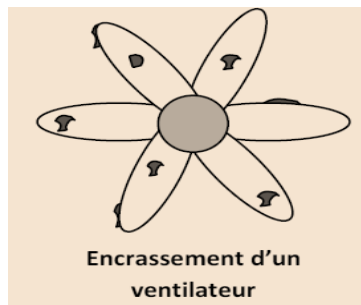


Fig VI.11 Exemples de défauts induisant un balourd

Le balourd va induire, dans un plan radial, une vibration dont le spectre présente une composante dont la fréquence de base correspond à la fréquence de rotation f_r . Elle représente alors le pic le plus élevé avec des pics d'amplitudes plus faibles sur les harmoniques de f_r (Figure VI.12). La bande de mesure est conçue de façon à prendre en compte de légères variations autour de la vitesse de rotation affichée par le constructeur.

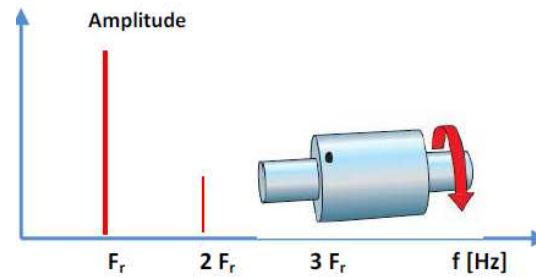


Fig VI.12 Spectre théorique d'un défaut de balourd

La figure VI.13 représente un spectre mesure sur un moteur tournant à 1502 tr/mn soit 25,03 Hz. On remarque bien le pic à 25,03 Hz qui correspond bien à un balourd.

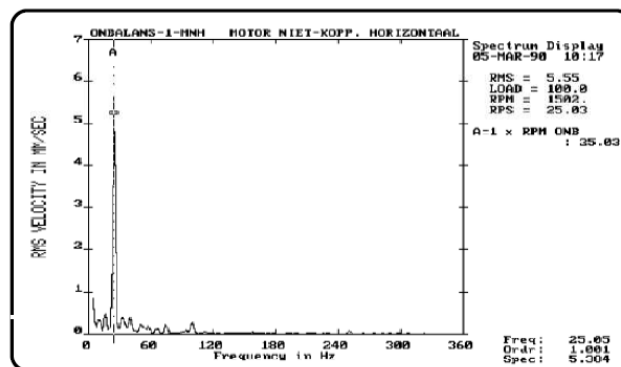


Fig VI.13 Spectre réel d'un moteur présentant un balourd

VI.4 Les défauts des engrenages

Un engrenage est composé de l'ensemble de deux roues dentées engrenant l'une avec l'autre, permettant de transmettre de la puissance entre deux arbres rapprochés avec un rapport de vitesse constant. Selon la position relative des deux arbres.

Un arbre tournant à une fréquence f_r sur lequel est monté un pignon ou une roue comptant z dents sera soumis à z chocs par tour. La fréquence caractéristique de l'engrènement sera donc :

$$f_e = z * f_r \quad (4.1)$$

VI.4.1 Fréquence d'engrènement

Observons un engrenage, composé de deux roues dentées 1 et 2, présentant $Z1$ et $Z2$ dents et tournant aux fréquences $F1$ et $F2$. Chaque fois qu'une dent de la roue menant 1 s'engage dans la roue menée 2, il se produit une prise de charge périodique au rythme d'engagement des dents selon une fréquence d'engrènement f_e égale à la fréquence de rotation de la roue multipliée par son nombre de dents.

f_e : Fréquence d'engrènement ; $F1$ et $F2$: fréquences de rotations des roues 1 et 2

Z1 et **Z2** : Nombre des dents des roues 1 et 2. Si la denture est correcte, le spectre (Figure VI.14), est constitué de composantes dont les fréquences correspondent à la fréquence d'engrènement ou à ces harmoniques.

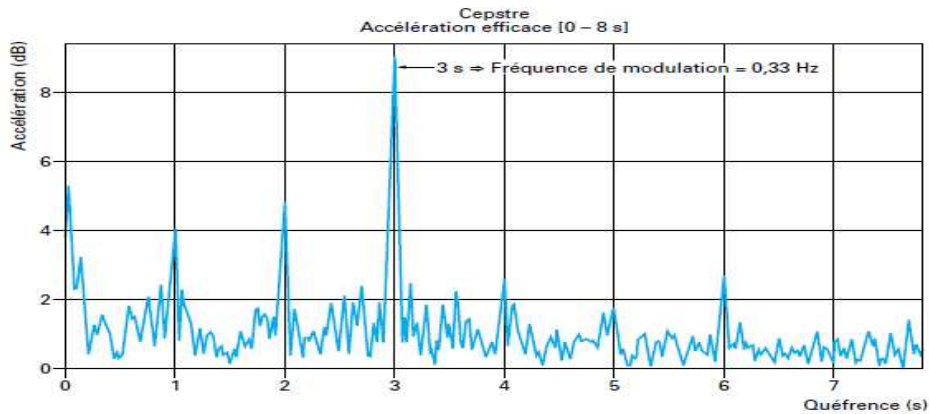


Fig VI.14 Image vibratoire d'un engrenage sain

Si une même machine est le siège de plusieurs engrènements, les images caractéristiques de chacun peuvent se superposer de manière à ne plus être reconnaissables. Le seul outil permettant de dissocier les différents phénomènes est le cepstre. Il fait apparaître un pic caractéristique pour chaque fréquence de modulation. Cela permet de séparer les phénomènes de chaque ligne d'arbre (Figure VI.15).

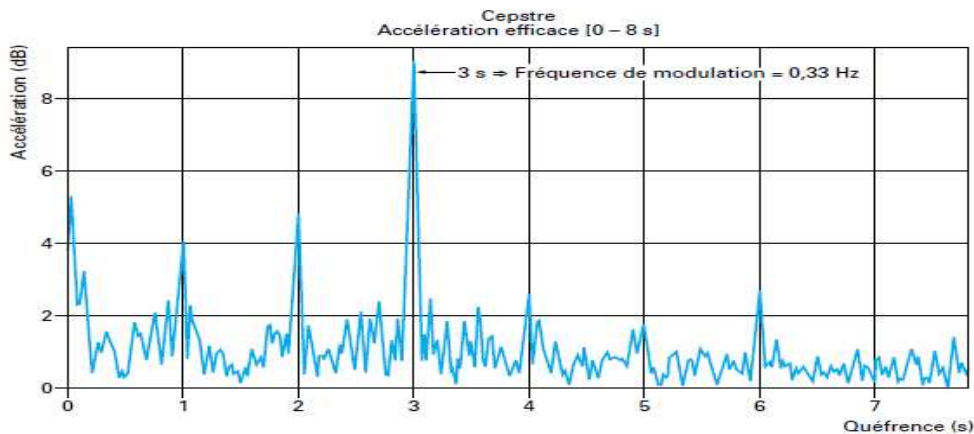


Fig VI.15 Utilisation d'un cepstre pour la surveillance d'un engrenage

L'amplitude de la fréquence d'engrènement peut être modulée par les deux fréquences de rotation des deux arbres (le menant et le mené). Si ces deux fréquences de modulation ne sont pas proches, il peut être nécessaire de prévoir le relevé de deux zooms centrés sur f_e mais de largeur de bande différente. Chaque bande doit, en effet, être adaptée à la

fréquence de modulation à surveiller : étendue suffisante tout en gardant une résolution (un pas) adapté.

Parmi les images vibratoires des principaux défauts rencontrés dans les engrenages on trouve :

VI.4.2.1 La détérioration d'une dent

Lorsqu'une des deux roues possède une dent détériorée, il se produit un choc périodique à la fréquence de rotation de la roue considérée, le spectre correspondant montre non seulement la fréquence d'engrènement précédemment, mais aussi un peigne de raies dont le pas correspondant à cette fréquence de rotation (Figure VI.16).

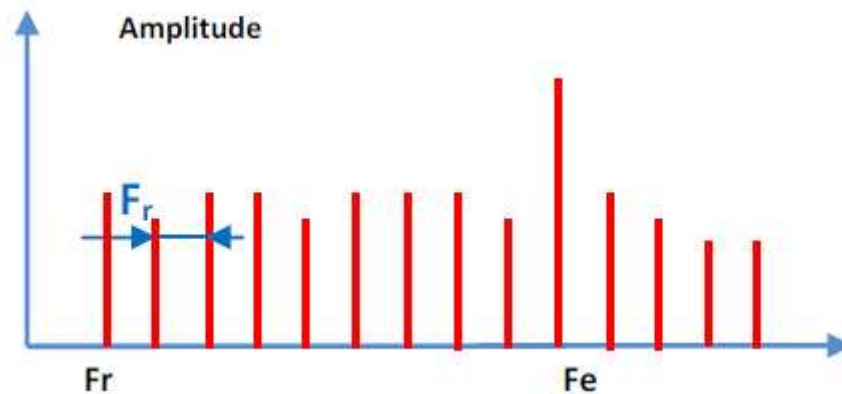


Fig VI.16.a. Spectre théorique d'un engrenage présentant une dent détériorée

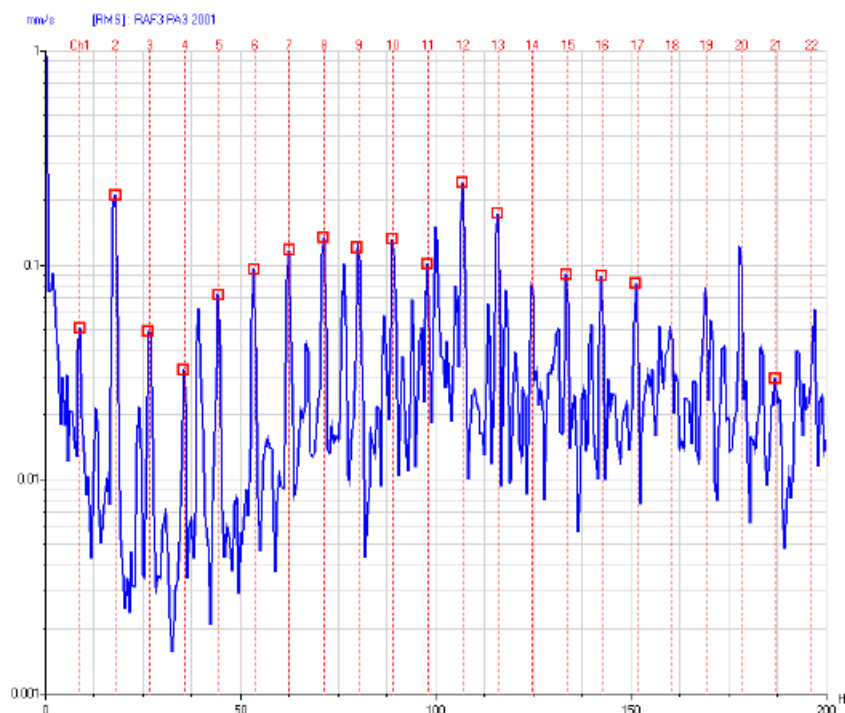


Fig VI.16.b. Spectre réel d'un engrenage présentant une dent détériorée

Fig VI.16 Spectre d'un engrenage présentant une dent détériorée

VI.4.2.2 La détérioration de deux dents

Dans le cas où les deux roues dentées présentent chacune une dent détériorée, le spectre montre non les deux peignes de raies correspondant aux fréquences de rotation de chaque roue, mais aussi un peigne de raies de pas, correspondant à une fréquence très basse f_c .

VI.4.2.3 Un ensemble de la denture détérioré

Dans le cas où l'ensemble de la denture est détérioré les chocs se produisent au passage de chacune des dents. Généralement la fréquence d'engrènement est plus élevée et les raies de la fréquence de rotation correspondent à des équilibres imparfaits (figure VI.17).



Fig VI.17 Spectre théorique d'un engrenage présentant un ensemble de la denture détériorée

Chapitre V Automatisation de diagnostic par de réseaux de Neurones

V.1 Introduction

Toutes les machines en fonctionnement produisent des vibrations, images des efforts dynamiques engendrés par les pièces en mouvement. Ainsi, une machine neuve en excellent état de fonctionnement produit très peu de vibrations. La détérioration du fonctionnement conduit le plus souvent à un accroissement du niveau des vibrations. En observant l'évolution de ce niveau, il est par conséquent possible d'obtenir des informations très utiles sur l'état de la machine. Ces vibrations occupent une place privilégiée parmi les paramètres à prendre en considération pour effectuer un diagnostic. La modification de la vibration d'une machine constitue souvent la première manifestation physique d'une anomalie (l'écaillage de roulement, usure et rupture d'une dent d'un engrenage, le désalignement d'un des axes, etc..) cause potentielle de dégradations, voire de pannes. Ces caractéristiques font de la surveillance par analyse des vibrations, un outil indispensable pour une maintenance moderne, puisqu'elle permet, par un dépistage ou un diagnostic approprié des défauts, d'éviter la casse et de n'intervenir sur une machine qu'au bon moment et pendant des arrêts programmés de production.

Pour le personnel de maintenance il s'agit de comparer les signaux recueillis avec des signaux de références, et d'associer aux changements de forme des signaux, une défaillance probable. La multitude d'indicateurs à surveiller et à croiser, la difficulté d'interprétation, d'une forme, d'une valeur, rendent délicates les opérations de suivi. C'est pourquoi il est important de pouvoir disposer de système d'analyse automatique de mesures prélevées sur un système.

Les réseaux de neurones ont été créés dans l'intention d'imiter des fonctions du cerveau humain. Les signaux recueillis sur le système sont analysés dans le réseau qui cherche suivant des critères définis, la présence de certains défauts ; à partir de signaux caractéristiques, représentatifs, des situations de défaillance potentielle, une première phase vise à établir une connexion correcte entre les neurones, afin que le réseau fournisse une réponse adéquate à chaque signal analysé. En suite, le réseau peut être employé comme outil de classement, car il est désormais capable de définir l'état des éléments du système, à partir de signaux qui n'ont pas été utilisés à l'apprentissage.

Les classifications peuvent être réalisées soit uniquement à partir de caractéristiques de signaux expérimentaux, soit à partir de modèles générés par le réseau permettant de

prévoir une réponse. Dans la catégorie des réseaux fonctionnant à partir signaux expérimentaux, existent les réseaux multicouches. Pour ceux-ci, les formes extraites des mesures doivent être soigneusement choisies pour être représentatives de l'information nécessaire au diagnostic.

Le présent chapitre comprend :

- la description des fondements biologiques des réseaux de neurones ;
- leur modélisation et la présentation des modèles les plus importants permettant l'apprentissage des RNA ;
- l'étude des applications et des perspectives d'utilisation des réseaux de neurones.

Enfin, à partir de l'analyse effectuée les principales caractéristiques des RNA utilisés pour l'élaboration du système automatique de diagnostic des défaillances seront définies.

V.2 Les réseaux de neurones biologiques

Les cellules nerveuses, appelées neurones, sont les éléments de base du système nerveux central ; celui-ci en posséderait environ cent milliards. Par ailleurs, il existe de nombreuses variétés de neurones, les différences portant tant sur les aspects anatomiques que sur les aspects fonctionnels.

En général, chaque neurone biologique possède un axone qui peut atteindre plusieurs dizaines de centimètres, un corps cellulaire où se situe le mécanisme du déclenchement du neurone, des dendrites qui reçoivent des informations des autres neurones et des terminaisons axonales qui émettent des informations vers les autres neurones (figure V.1). Les neurones sont interconnectés entre eux par des synapses dont le nombre est d'environ 10000 milliards. ceci signifie qu'un neurone reçoit en moyenne des excitations en provenance de 1000 neurones, et qui émet également des informations à 1000 neurones différents.

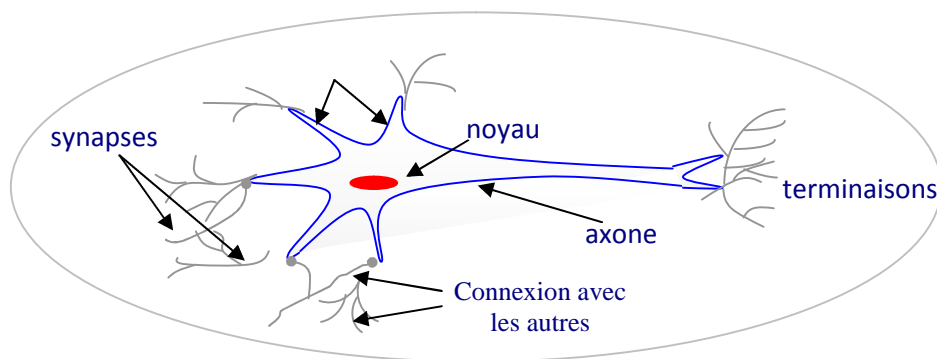


Fig V.1 Schéma simplifié d'un neurone du cerveau humain

Il existe quatre modes de communications entre neurones :

- liaison terminaison axonale-dendritique;
- liaison terminaison axonale-corps cellulaire;
- liaison axone-axone;
- liaison dendrite-dendrite.

Le processus de communication entre les neurones se fait par voie électrochimique aux niveaux des synapses par des neurotransmetteurs ; ces fonctions spécifiques dépendent essentiellement des propriétés de la membrane externe du neurone, cette dernière remplit cinq fonctions principales:

- elle sert à propager des impulsions électriques tout au long de l'axone et des dendrites;
- elle libère des médiateurs à l'extérieur de l'axone;
- elle réagit au niveau du corps cellulaire aux impulsions électriques que lui transmettent les dendrites pour générer ou non une nouvelle impulsion;
- enfin, elle permet au neurone de reconnaître les autres neurones afin qu'il puisse se situer dans l'architecture anatomique du cerveau et de trouver les cellules auxquelles il doit être connecté.
- Généralement, les réseaux de neurones artificiels sont basés sur une théorie électrique selon laquelle la jonction synaptique, est l'endroit où le neurone perçoit un stimulus par voie électrochimique. La membrane synaptique, lorsqu'elle ne reçoit pas d'excitation, est polarisée à une tension supérieure à un seuil donné, le neurone étant alors activé et cela déclenche un processus de dépolarisation ; le neurone émet sur l'axone une tension positive d'environ $+60 \div +70\text{mv}$ en se comportant comme un système non linéaire. C'est ce type de modèle qui est majoritairement retenu pour simuler artificiellement les neurones du cerveau humain.

V.3 Les neurones artificiels

Le premier modèle d'un neurone artificiel a été présenté dans les années quarante par Mac Culloch et Pitts. Par analogie avec le modèle électrochimique décrit ci-dessus ; ils ont proposés le modèle d'un neurone artificiel qui est établi conformément au modèle non linéaire représenté sur la (figure V.2).

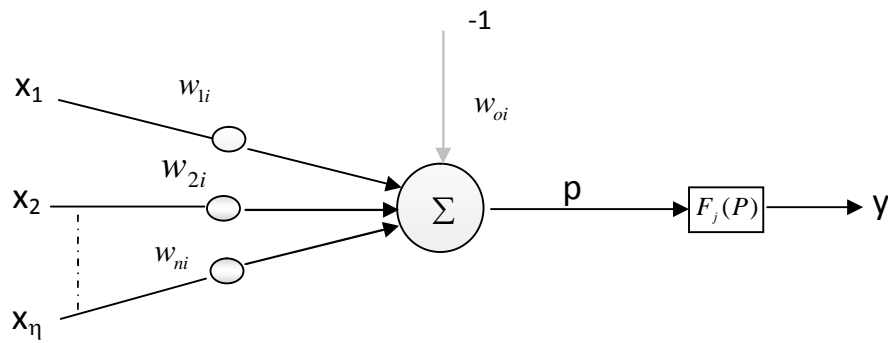


Fig V.2 Modèle du neurone de Mc CULLOCH et PITTS

Chaque neurone artificiel transforme l'ensemble des signaux qu'il reçoit en un signal de sortie qui est communiqué à d'autres neurones. Cette transformation s'effectue en deux étapes:

- a) Le neurone effectue une sommation pondérée des potentiels (principe de superposition) ; la valeur numérique obtenue représente l'état du neurone qui l'a émis, afin d'obtenir une stimulation résultante globale :

$$p_i = \sum_{j=1}^{j=N} w_{ij}x_j - w_{oi} \tag{5.1}$$

- b) A l'aide d'une fonction de transfert, on teste le neurone. Si cette stimulation dépasse un certain seuil, le neurone est activé et transmet une réponse. Dans ce cas :

$$S_i = f_i(P) \tag{5.2}$$

$$f_i(P) = \begin{cases} 1 & \text{si } P > \beta \\ 0 & \text{si } P \leq \beta \end{cases}$$

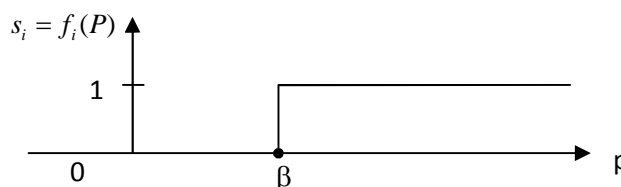


Fig V.3 Fonction de seuillage avec un sommateur

D'une façon générale, on peut définir un neurone formel (artificiel) par les quatre éléments suivants :

- la nature de ses entrées ;
- la fonction d'entrée totale qui définit le prétraitement effectué sur les entrées ;
- la fonction d'activation (ou d'état) du neurone qui définit son état interne en fonction de son entrée globale ;
- La fonction de sortie.

Nous adopterons par la suite les notations suivantes :

$(e_i) \quad i = 1:n$ les entrées ; h la fonction d'entrée totale ;

f la fonction d'activation ; g la fonction de sortie.

D'autre part, nous utiliserons également les désignations suivantes :

$E = h(e_1, e_2, \dots, e_n)$ comme entrée totale; $A = f(E)$ comme état du neurone;

$S = f(A)$ comme sortie.

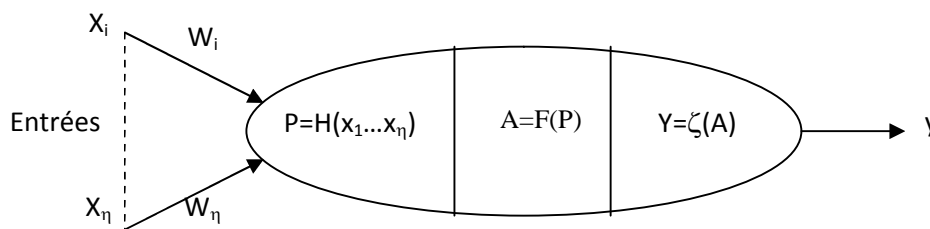


Fig V.4. Modélisation générale d'un neurone

- **nature des entrées et des sorties**

elles peuvent être:

- binaires: $(-1,+1)$ ou $(0,1)$
- réelles. (5.3)

- **la fonction d'entrée totale h**

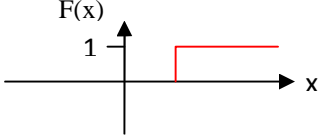
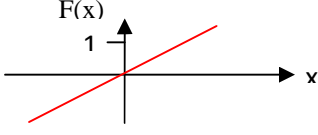
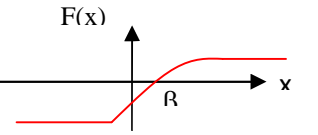
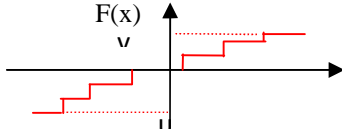
Elle peut être :

- booléenne ; $h(e_1, e_2, \dots, e_n) = \sum_{j=1,n} w_j e_j$
- linéaire : $h(e_1, e_2, \dots, e_n) = \sum_{j=1,n} w_j e_j$
- affine : $h(e_1, e_2, \dots, e_n) = \sum_{j=1,n} w_j e_j - a$ (5.4)

Ces deux derniers cas sont les plus fréquents, On peut interpréter le (a) par l'utilisation d'un neurone qui fournirait toujours l'entrée -1 au neurone étudié. Cette notation sera utile lorsque nous aborderons les modèles d'apprentissage.

- **la fonction de transfert (d'activation)**

La fonction de transfert est en général une fonction non linéaire monotone croissante; par ailleurs les fonctions de transfert sont de qualités diverses : elles peuvent être déterministes, continues, discontinues ou aléatoires. Ces fonctions sont présentées dans le tableau suivant :

<p>(a)</p> <p>Fonction de Heaviside</p>	
<p>(b)</p> <p>Fonction linéaire sans saturation</p>	
<p>(c)</p> <p>Fonction linéaire avec seuil</p>	
<p>(d)</p> <p>fonction à seuils multiples</p>	

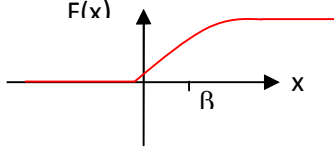
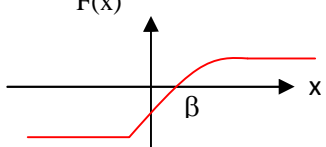
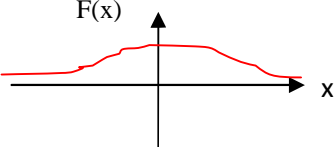
<p>(e)</p> <p>fonction sigmoïde</p> $F(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
<p>(f)</p> <p>fonction sigmoïde</p> $F(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}}$	
<p>(g)</p> <p>fonction stochastique</p>	

Tableau V.1 : Les fonctions d'activation

- **la fonction de sortie**

En général, cette fonction $g(E)$ est considérée comme étant la fonction identité $g(E) = f(E)$. Par la suite, nous confondrons activation et sortie du neurone.

Les fonctions d'entrée et d'activation sont choisies en fonction des types d'automates utilisés, dépendant de la nature des entrées et des sorties.

En général, ils sont au nombre de six :

- **les automates booléens**

Les entrées et les sorties sont booléennes ;

La sortie est une fonction booléenne des entrées.

- **les automates à seuil**

La sortie est binaire alors, que les entrées peuvent être binaires ou réelles ;

La fonction d'entrée totale est affine ; La fonction d'activation est la fonction signe ou la fonction de Heaviside.

➤ **les automates linéaires**

- Les entrées et les sorties sont réelles ;
- La fonction d'entrée totale est linéaire ;
- La fonction de sortie est l'identité.

➤ **les automates à saturation**

- Les entrées et les sorties sont comprises dans un intervalle $[u,v]$;
- La fonction d'entrée totale est linéaire ;
- La fonction d'activation est la fonction SATUR.

Si les entrées et les sorties sont entières, on obtient un automate multiseuil.

➤ **les automates continus**

- Les entrées et les sorties sont réelles ;
- La fonction d'entrée est linéaire ou affine ;
- La fonction d'activation est une fonction sigmoïde ;

➤ **les automates probabilistes**

- Les sorties sont binaires et les entrées sont quelconques.
- La fonction d'entrée est affine ou linéaire ;
- La fonction d'activation est stochastique.

V.4 Description des réseaux de neurones artificiels

Les recherches actuelles faites sur les réseaux de neurones artificiels n'ont pas permis de donner une définition exacte ou universelle à ce concept. En effet, la définition admise, utilise la notion de réseaux d'automates ou de système connexioniste. Un réseau de neurones artificiels est composé d'automates connectés en réseau et fonctionnant en parallèle et dans lequel les connexions contiennent la connaissance d'un domaine particulier.

Par ailleurs, il existe une grande variété des réseaux de neurones artificiels, ceux-ci pouvant être définis selon plusieurs critères, parmi lesquels, on peut citer :

- la nature des cellules élémentaires ;
- La méthode d'apprentissage ;
- Le mécanisme de classification ;
- Le mécanisme de mémorisation ;

- La structure des connexions (architecture).

V.4.1 La nature des cellules

Pour déterminer les fonctions d'entrée et d'activation d'un réseau d'automates, il faut d'abord définir les modes de codage des informations à l'entrée, à l'intérieur et à l'extérieur du réseau. Par exemple un réseau recevra sur les cellules d'entrée des informations codées en continu et fournira une sortie codée en binaire ; la fonction d'entrée sera la fonction affine et la fonction d'activation sera la fonction signe ou la fonction de Heaviside (cette dernière utilisée pour les réseaux à mémoire associative). Ce dernier exemple sera utilisé dans notre système de détection (RNA), où les entrées sont codées en continu et les sorties codées en binaire ; nous mentionnerons toutes ces caractéristiques dans la section (V.4.5.2) (le choix de l'architecture des réseaux de neurones).

V.4.2 Les mécanismes d'apprentissage

V.4.2.1 Définition : Les mécanismes d'apprentissage sont la propriété la plus intéressante des réseaux de neurones. A cet effet, les paramètres internes (poids de connexion) d'un réseau de neurones sont modifiés en utilisant un algorithme d'adaptation appelé algorithme d'apprentissage.

Par ailleurs, une autre classification des réseaux de neurones peut être déduite en fonction du type d'apprentissage. En effet on distingue deux grandes familles d'apprentissage :

l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé.

V.4.2.2 Les algorithmes avec apprentissage supervisé

Dans ce type d'apprentissage, l'algorithme détermine les poids synaptiques à partir d'exemples étiquetés de formes auquel un professeur (teacher) a associé des réponses ou des cibles également étiquetées. Il existe plusieurs algorithmes, parmi lesquels on distingue l'algorithme de rétropropagation qui est destiné aux réseaux à couches (réseaux non bouclés).

V.4.2.3 Les algorithmes avec apprentissage non supervisé

Dans ce type d'algorithmes, on présente à l'entrée du réseau des exemples connus et le réseau s'organise lui-même autour d'attracteurs qui correspondent à des configurations stables du modèle dynamique non linéaire associé au réseau. L'apprentissage est accompli à l'aide de règles qui changent ou adaptent le poids des coefficients synaptiques en fonction des exemples présentés à l'entrée et dans certains cas en fonction des sorties

désirées. L'apprentissage a lieu souvent en temps réel avec des réseaux qui peuvent être éventuellement bouclés, parmi lesquels, on peut citer : le réseau de HOPFIELD, et les cartes topologiques de KOHONEN.

V.4.2.4 Les principales règles d'apprentissage

Les stratégies de modification des poids synaptiques découlent des règles suivantes : La règle de Hebb où le poids des connexions entre deux processeurs élémentaires est renforcé si ces derniers sont activés simultanément ; la règle Widrow-Hoff ou règle delta : le poids synaptique est adapté pour obtenir la diminution de l'erreur entre la sortie réelle du processus élémentaire et la sortie désirée ; l'apprentissage compétitif dans lequel tous les processeurs élémentaires sont en compétition. La sélection est réalisée à l'aide d'un processus de compétition, basé sur une mesure de similarité entre l'exemple de référence associé à chaque processeur et l'exemple d'entrée.

Les expressions précises des règles dépendent très étroitement de la nature des fonctions d'entrée totale, des fonctions d'activation et de la nature continue ou discrète des informations contenues dans les cellules de neurones.

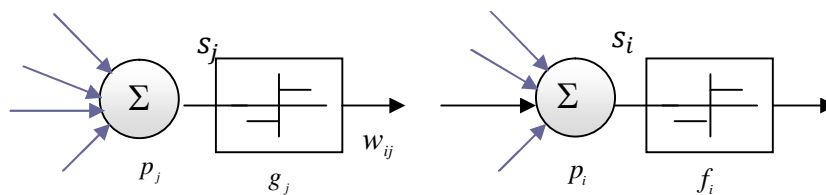


Fig V.5 Modèle d'apprentissage de la connexion w_{ij} entre deux neurones.

Rumhart a proposé une règle générale de modification du poids synaptique w_{ij} valable dans de nombreux mécanismes d'apprentissage, cas d'une cellule p_i avec éventuellement une entrée « professeur » t_i .

$$\Delta w_{ij} = \alpha f_i(s_i, t_i) g_j(s_j, w_{ij}) \quad (5.5)$$

Avec

α : le pas d'adaptation.

f_i et f_j : la fonction d'activation de p_i et p_j ;

s_i et s_j : les valeurs d'activation de p_i et p_j ; t_i : l'entrée professeur de p_i .

Les expressions précises des règles dépendent très étroitement de la nature des fonctions d'entrée totale, des fonctions d'activation et de la nature continue ou discrète des informations contenues dans les cellules de neurones.

Dans la règle de Hebb, il n'y a pas de professeur et les fonctions f_i sont linéaires ; le mécanisme d'adaptation se réduit à :

$$\Delta w_{ij} = \alpha s_i s_j \quad (5.6)$$

La règle de Widrow –Hoff, connue également sous le nom de delta-règle (Δ règle) nécessite un professeur et elle peut être écrite en présence de fonctions d'activation linéaires sous la forme :

$$\Delta w_{ij} = \alpha (t_i - s_i) s_j \quad (5.7)$$

le modèle compétitif de type kohonen met en œuvre l'expression :

$$\Delta w_{ij} = \alpha (t_i - w_{ij}) \quad (5.8)$$

Après la phase d'apprentissage toute la mémorisation des connaissances est enregistrée dans le réseau. C'est la phase la plus longue en calcul connexionniste. Par contre, en phase de reconnaissance, si la forme à reconnaître a déjà été apprise, le réseau fournira instantanément la bonne sortie.

V.4.3 Les mécanismes de classification

La cellule de décision avec fonction de seuil se comporte comme un adaptateur linéaire qui réalise la séparation des exemples en deux classes C_1 et C_2 à l'aide de la fonction discriminante linéaire.

$$G(x) = w^T x \quad (5.9)$$

Où $w = (w_{1J}, w_{2J}, \dots, w_{nJ}, w_{0J})^T$, vecteur des poids synaptiques

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$$

Cette fonction permet la séparation de l'ensemble des vecteurs x en deux classes C_1 et C_2

$$\begin{cases} x \in C_1 & \text{si } g(x) \geq 0 \\ x \in C_2 & \text{si } g(x) < 0 \end{cases} \quad (5.10)$$

La figure V.6 montre l'interprétation géométrique du mécanisme de classification.

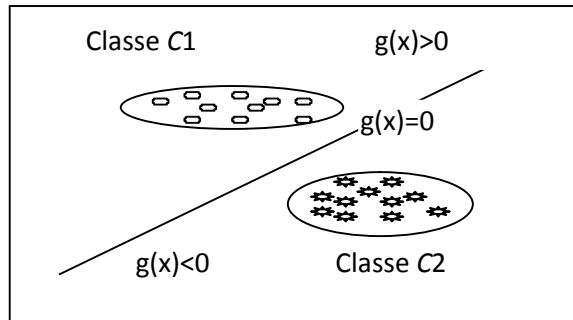


Fig V.6 Séparation de deux classes avec adaptateur linéaire

V.4.4 Les mécanismes de mémorisation

Une caractéristique importante des réseaux de neurones réside dans la manière avec laquelle sont stockées les informations et dans la façon de les associer. En règle générale, la mémoire des réseaux de neurones est distribuée et tout ou une partie des poids de connexion du réseau, constitue la mémoire de ce dernier. Ainsi un cas pris dans la base des exemples d'apprentissage sera mémorisé par un sous-ensemble particulier des cellules lequel contient également la mémoire d'autres exemples de la base d'apprentissage. Par ailleurs, les réseaux de neurones utilisés en diagnostic industriel pour la classification des défauts sont appelés des mémoires associatives ou classifieurs. On distingue deux familles de réseaux de neurones appelés souvent neurones "grand-mère" et les réseaux de neurones à mémoires autoassociatives et à mémoires hétéroassociatives. Dans la première les neurones répondent spécifiquement à un seul exemple de la base d'apprentissage ; ces réseaux sont adaptés aux problèmes de classification.

Dans la deuxième catégorie, les informations ne sont pas localisées à des emplacements déterminés, mais la mémorisation de chaque exemple est distribuée sur l'ensemble de la structure du réseau qui constitue ainsi la mémoire. Les mémoires autoassociatives ont pour caractéristique essentielle de reproduire en sortie, l'image issue de l'entrée à partir d'un exemple incomplet ou bruité. Les mémoires hétéroassociatives assimilent la relation entre un exemple donné et une sortie désirée de l'exemple. Un nouvel exemple présenté proche de l'exemple appris, restituera la sortie désirée. Ces mémoires sont particulièrement performantes pour la reconnaissance de caractères des données incomplètes ou bruitées.

V.4.5 La structure des connexions

Il existe plusieurs types de réseaux de neurones, leurs architectures et leurs principes de fonctionnement diffèrent d'une application à une autre. Si on se réfère aux études biologiques du cerveau, on constate, d'une part, que le nombre de connexions est énorme et, d'autre part, que le réseau est divisé en différentes couches. A l'intérieur d'une même couche les interactions entre les neurones sont en relation étroite. D'une manière générale l'architecture des réseaux de neurones formels peut aller d'une connectivité totale (tous les neurones sont reliés les uns aux autres) à une connectivité locale où les neurones ne sont reliés qu'à leurs plus proches voisins. Il existe deux types de réseaux de neurones : des réseaux à couches (non bouclés) et des réseaux entièrement connectés (bouclés ou récurrents).

V.4.5.1 Les réseaux bouclés

Dans les réseaux bouclés ou entièrement connectés, chaque cellule est reliée à toutes les autres avec un retour sur elle même ; ils sont particulièrement adaptés pour construire des réseaux de type de Hopfield et de Boltzman avec des procédures d'apprentissage sans professeur (non supervisé). Pour les réseaux bouclés, le temps intervient et le comportement des cellules du réseau est exprimée, en général par, des équations différentielles non linéaires. Pour des conditions initiales données correspondant à une situation perfectible, le réseau évolue au cours du temps pour atteindre un état stable ou instable.

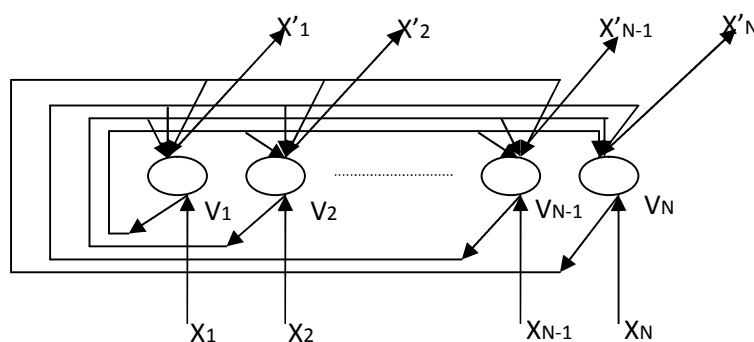


Fig V.7 Réseau de neurones entièrement connectés (réseau bouclé)

Le réseau original de Hopfield, qui a subi par la suite de nombreuses améliorations est constitué de processus élémentaires effectuant une somme pondérée de toutes les entrées et d'une fonction d'activation à seuil pour fournir une réponse égale à 0 ou à 1. Chaque

cellule élémentaire est connectée à toutes les autres de façon bidirectionnelle, sauf avec elle même (figure V.7).

En 1985, Ackely, Hinton, et Sejnowski ont développé un algorithme d'apprentissage pour le réseau de Hopfield qui permet la dynamique des états de ce réseau, afin d'éviter les minima locaux, en choisissant la position des minima, ou les formes à mémoriser. Ce type de réseau se retrouve sur la machine de Boltzman, dont les neurones ont des caractéristiques probabilistes.

V.4.5.2 Les réseaux non bouclés (réseaux à couches)

Le réseau non bouclé (figure V.8) est constitué de couches, telles que les deux couches extrêmes correspondent, d'une part, à la couche qui reçoit ses entrées du milieu extérieur et, d'autre part à la couche qui fournit le résultat du traitement effectué (couche de sortie) ; les couches intermédiaires sont appelées les couches cachées, leur nombre est variable. Les neurones qui appartiennent à une même couche ne sont pas connectés entre eux, chacune des couches reçoit des signaux de la couche précédente et transmet le résultat de ses traitements à la couche suivante.

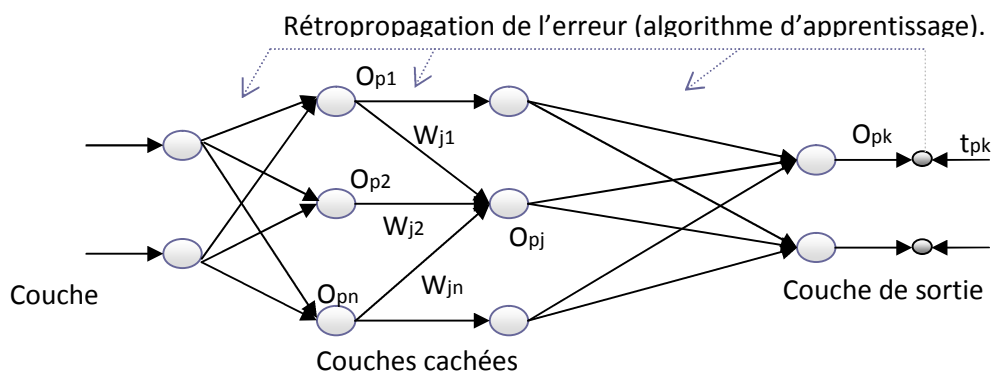


Fig V.8 Réseau de neurones multicouche (non bouclés)

Le premier réseau utilisé est le perceptron monocouche, son mode d'apprentissage été de type supervisé, par correction d'erreur. Pour une forme appartenant à une classe présentée à l'entrée de la première couche, on doit avoir une sortie fixée (1 ou -1). Pendant la phase d'initialisation les coefficients synaptiques w_{oi} sont initialisés d'une manière aléatoire, puis les fonctions d'association sélectionnées. Pendant la phase d'apprentissage, la base des données des exemples d'entrée et des sorties associées, est utilisée pour adapter progressivement les poids w_{ij} en comparant la sortie o_i à l'état désiré t_j par :

$$\Delta_p w_{ji} = \eta (t_{pj} - o_{pi}) i_{pi} = \eta \delta_{pj} i_{pi} \quad (5.11)$$

où η est une constante d'adaptation. On répète cette procédure itérative jusqu'à ce que l'erreur résiduelle soit la plus faible possible. Par ailleurs, la limite de la capacité d'un perceptron multicouche, réside dans la lecture des poids synaptiques entre la couche cachée et la couche de sortie. Comme solution, Rumelhart et al ont proposé un algorithme d'apprentissage avec professeur appelé algorithme de rétropropagation pour application sur les réseaux multicouches. En 1970 Werbos a développé cet algorithme, dont la première application a été consacrée à l'estimation d'un modèle dynamique pour prédire la communication sociale. En fait, la rétropropagation est une généralisation de l'algorithme de la moyenne des moindres carrés, car dans cet algorithme une fonction d'erreur est définie comme étant égale la moyenne quadratique carrée de la différence entre la sortie désirée et la sortie actuelle d'un réseau à couches. Pour minimiser cette fonction d'erreur, l'algorithme de rétropropagation utilise la technique de la recherche du gradient, appelée la règle delta généralisée.

Dans ces réseaux à couches, les unités d'entrée représentent la couche inférieure et les unités de sortie représentent la couche supérieure. Entre ces deux couches, il peut y avoir plusieurs neurones ou couches cachées ; cependant chaque neurone doit transmettre sa sortie aux neurones de la couche supérieure et ses entrées doivent recevoir des informations des neurones de la couche inférieure. Pour un vecteur d'entrée donné, on associe un vecteur de sortie t_p . Si les poids synaptiques ont des valeurs aléatoires, le vecteur de sortie o_p est différent de t_p . Dans ce cas on associe à l'écart entre les valeurs de t_p et o_p calculée comme suit :

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{pj} - o_{pj})^2 \quad (5.12)$$

Ensuite on définit la somme des erreurs de sortie de la couche prévue par :

$$S_{pj} = \sum_i w_{ji} o_{pi} + b_j \quad (5.13)$$

En utilisant la fonction sigmoïde, son état sera :

$$o_{pj} = f_j(S_{pj}) \quad (5.14)$$

Pour trouver la généralisation correcte de la règle delta, w_{ji} est mise sous la forme

$$\Delta_p w_{ji} \text{ en fonction de } -\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} \quad (5.15)$$

Il est à remarquer la dérivée, précédente se présente comme la résultante d'un produit de deux termes : un terme reflétant la variation de l'erreur (comme une fonction de variation d'entrée du neurone à l'entrée du réseau) et un terme représentant l'effet de la variation d'un poids. De ce qui précède nous tirons la relation :

$$\frac{\partial E_{pj}}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E_p}{\partial S_{pj}} \frac{\partial S_{pj}}{\partial w_{ji}} \quad (5.16)$$

En remplaçant S_{pj} par son équivalent (éq 5.13) on peut écrire :

$$\frac{\partial S_{pj}}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial}{\partial w_{ji}} \sum_k w_{jk} o_{pk} = o_{pi} \quad (5.17)$$

Posons :

$$\delta_{pj} = -\frac{\partial E_p}{\partial S_{pj}} \quad (5.18)$$

L'équation (5.16) prend ainsi la forme équivalente :

$$-\frac{\partial E_p}{\partial w_{ji}} = \delta_{pj} o_{pi} \quad (5.19)$$

Pour appliquer la diminution du gradient dans E_p , nous devons prendre en considération la variation des poids laquelle est définie par :

$$\Delta_p w_{ji} = \eta \delta_{pj} o_{pi} \quad (5.20)$$

Comme pour la règle delta standard, un résultat intéressant est le calcul simple récursif des coefficients δ qui peuvent être mis en œuvre par la propagation d'un signal d'erreur en aval à travers le réseau.

Pour résoudre l'équation (5.18), on peut décomposer la dérivée en deux facteurs :

$$\delta_{pj} = -\frac{\partial E_p}{\partial S_{pj}} = \frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} \frac{\partial o_{pj}}{\partial S_{pj}} \quad (5.21)$$

De (5.14) on constate que :

$$\frac{\partial o_{pj}}{\partial S_{pj}} = f'_j(S_{pj}) \quad (5.22)$$

Pour calculer le premier facteur, deux possibilités existent :

a) la première suppose que le neurone u_j est une unité d'entrée ou un neurone d'entrée du réseau.

b) En ce qui concerne la seconde possibilité, en partant de la définition de E_p , on peut écrire :

$$\frac{\partial E_p}{\partial o_{pj}} = -(t_{pj} - o_{pj}) \quad (5.23)$$

Par ailleurs, en remplaçant ces facteurs dans (5.21), on trouve pour chaque neurone u_j :

$$\delta_{pj} = (t_{pj} - o_{pj})f'_j(S_{pj}) \quad (5.24)$$

Si u_i n'est pas une unité de sortie, la règle d'ajustement des poids est utilisée pour écrire :

$$\sum_k \frac{\partial E_p}{\partial S_{pk}} \frac{\partial S_{pk}}{\partial o_{pj}} = \sum_k \frac{\partial E_p}{\partial S_{pk}} \frac{\partial}{\partial o_{pj}} \sum_i w_{ki} o_{pi} = \sum_k \frac{\partial E_p}{\partial S_{pk}} w_{kj} = - \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \quad (5.25)$$

Dans ce cas, en substituant les deux facteurs dans l'équation (5.21), on obtient :

$$\delta_{pj} = f'_j(S_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj} \quad (5.26)$$

Toutefois, si u_i n'est pas une unité d'entrée. Les équations (5.24) et (5.26) donnent une procédure récursive pour calculer les coefficients δ pour tous les neurones dans le réseau, lesquels sont donc utilisés pour calculer les variations des poids dans le réseau selon (5.20). Cette procédure constitue la règle delta généralisée d'un réseau non bouclé.

V.4.5.3 L'algorithme de rétropropagation

L'algorithme d'apprentissage de rétropropagation est un algorithme de gradient itératif désigné pour minimiser l'erreur quadratique moyenne entre la sortie actuelle du réseau en amont et la sortie désirée. La figure (V.9) illustre l'organigramme de l'algorithme d'apprentissage de rétropropagation. On suppose que la fonction sigmoïde est utilisée de la manière suivante :

Etape 1 initialisation des poids et des seuils :

Attribuer de faibles valeurs aux poids et aux seuils ;

Etape 2 présentation des entrées et des sorties

Présenter un vecteur d'entrée en valeur continue et spécifier les sorties désirées. Si le réseau est utilisé comme un classifieur, alors toutes les sorties sont mises à zéro sauf celle correspondant à la classe d'entrée dont la sortie désirée est 1. L'entrée pourrait être nouvelle pour chaque essai ou des échantillons d'un apprentissage peuvent être présentés cycliquement jusqu'à la stabilisation des poids.

Etape 3 calcul des sorties actuelles

On utilise la fonction sigmoïde non linéaire, la forme du réseau est celle représentée dans la figure (V.8).

Etape 4 Adaptation des poids

On utilise l'algorithme récursif sur les unités de sortie, on effectue un retour sur la première couche cachée et on ajuste les poids comme suit :

$$w_{ji}(t + 1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji}(t) \quad (5.27)$$

Où $\Delta_p w_{ji} = \eta \delta_{pj} o_{pi}$

Dans cette équation $w_{ji}(t)$ est le poids, η est le terme de gain appelé coefficient d'apprentissage, et δ_{pj} un terme d'erreur pour le neurone j .

Si l'indice j correspond à une unité de sortie, alors δ_{pj} peut être calculée par (5.24) :

$$\delta_{pj} = (t_{pj} - o_{pj}) f'_j(S_{pj})$$

Si l'unité j est une unité d'une couche cachée interne, alors δ_{pj} peut être calculée par :

$$\delta_{pj} = f'_j(S_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{kj}$$

Les biais sont adaptées d'une manière similaire, ce sont des poids de connexion sur les entrées auxiliaires des neurones qui ont des valeurs constantes. La convergence est quelquefois rapide quand un terme de momentum est ajouté et les variations des poids sont lissés.

$$b_{pj}(t + 1) = b_{pj}(t) + \eta \sum \delta_{pj} o_{pi} \quad (5.28)$$

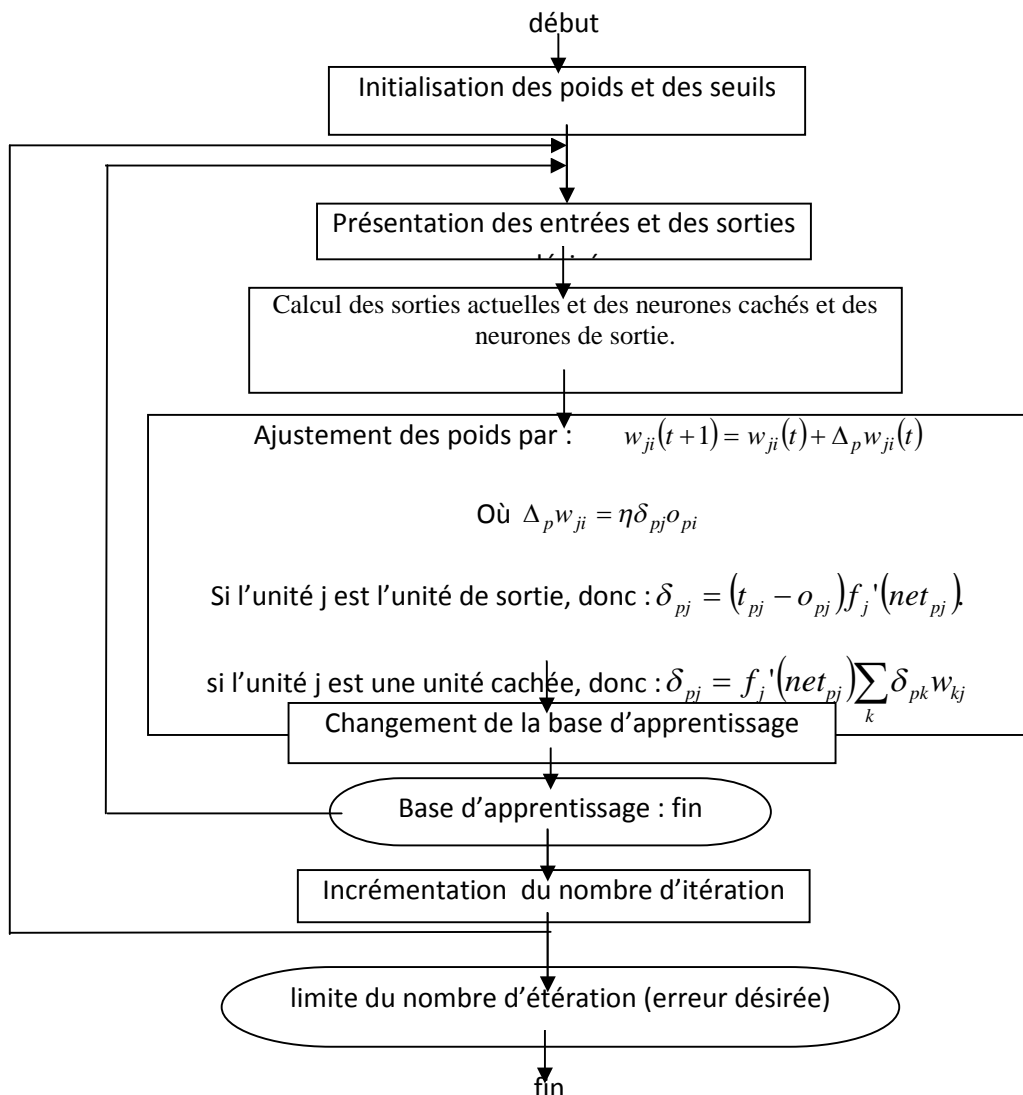


Fig V.9 Algorithme d'apprentissage par rétropropagation

V.5 Les applications des réseaux de neurones

L'intérêt porté aujourd'hui aux réseaux de neurones tient sa justification dans les quelques propriétés intéressantes qu'ils possèdent et qui devraient permettre de dépasser les limites de l'informatique traditionnelle. Pour cette raison les réseaux de neurones artificiels ont trouvé plusieurs applications et dans plusieurs domaines, parmi lesquels nous pouvons citer :

➤ **l'application à la reconnaissance des formes :**

L'application des réseaux de neurones pour la reconnaissance des formes a été largement étudiée ; les réseaux bouclés ou non bouclés sont intensivement étudiés et appliqués pour la reconnaissance des voies et des images.

➤ **L'application au traitement du signal**

Dans ce domaine, les applications réalisées traitent essentiellement de la reconnaissance de signatures radar ou sonar.

La société NESTOR a développé un réseau de neurones qui identifie une cible à coup sûr (100% de réussite) et reconnaît un bruit avec un taux de réussite de 95%. Cette application a été construite à partir de signaux "sonar" et des traits caractéristiques de ces derniers sont déterminés par les experts comme étant utiles pour identifier une cible dans un environnement bruité. Le réseau agit dans ce cas comme un filtre pour éliminer le bruit.

➤ **L'application au diagnostic**

Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic, grâce à l'utilisation de la classification automatique des signaux et des formes.

V.6 Application des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances des machines tournantes

L'application des réseaux de neurones pour résoudre un problème (dans le cas présent le diagnostic des défaillances des machines tournantes), nécessite l'emploi d'une méthodologie dont la mise en application peut être décomposée en deux étapes :

- la première consiste en l'étude du problème à résoudre pour valider son adaptabilité à une résolution par les réseaux de neurones et définir les objectifs à atteindre pour pouvoir contrôler la qualité de la solution retenue.
- La seconde est axée sur la technique des réseaux de neurones ; elle englobe le choix du type de réseau et celui de son implémentation (le type d'apprentissage et le nombre des couches cachées dans le cas de l'utilisation des réseaux non bouclés) en fonction des caractéristiques du problème étudié et des objectifs fixés.

V.6.1 Analyse de la problématique et Choix du type de RNA

D'une part, les perceptrons multicouches ont montré leur efficacité pour la classification des formes, et d'autre part, dans notre cas d'application, le système de détection est basé sur la classification des signaux. Par conséquent, l'utilisation d'un réseau de neurones à couches est préférable pour essayer de résoudre le problème posé.

Par ailleurs, les réseaux que nous allons simuler sont tous des réseaux à trois couches et les étapes de construction du réseau peuvent être subdivisées de la manière suivante :

Choix des entrées du réseau, c'est à dire choix du pas d'échantillonnage pour le signal qui va être traité (courant statorique, courant rotorique et vitesse...etc.) et détermination du nombre d'entrées du réseau (nombre de neurones de la couche cachée); Choix des sorties, c'est à dire détermination du nombre de sorties et leur nature ; pour faciliter l'interprétation des résultats de la sortie du réseau par le système expert, notre choix a été orienté sur les nombres binaires (0,1); Comme les sorties sont binaires et les entrées réelles, la fonction de sortie sera une fonction linéaire affine et la fonction d'activation une fonction sigmoïde; Détermination du nombre de neurones cachés et du nombre des couches cachées: ils seront déterminés par tâtonnement à partir d'un algorithme d'apprentissage.

V.6.2 Choix du type d'algorithme d'apprentissage

Concernant l'apprentissage, le RNA est entraîné par le modèle de rétropropagation, pour les raisons suivantes :

Le système d'apprentissage est supervisé ;

Les entrées sont continues ;

Il a été utilisé avec succès dans plusieurs domaines d'applications.

V.7 Conclusion

Pour l'implémentation d'un réseau de neurones pour une application donnée, il faut tout d'abord étudier le problème posé afin de valider son adaptabilité à une résolution par des réseaux de neurones et précisant les objectifs à atteindre. Par la suite, il faut analyser la technique des réseaux de neurones (qui englobe le choix du type de réseau et celui de son implémentation en fonction des caractéristiques du problème étudié). A cet effet, le présent chapitre a été consacré à la présentation de la théorie des réseaux de neurones, en partant du neurone biologique, jusqu'à l'étude des différents types de réseaux, parmi lesquels on a présenté deux types : les réseaux bouclés et les réseaux non bouclés.

Bibliographie

- [1] R.Bigret, J.L.Feron. *Diagnostic, maintenance et disponibilité des machines tournantes*, Ed, Masson, Paris 1994.
- [2] J.N. Chatain. *Diagnostic par système expert*, Ed, Hermès, Paris 1993.
- [3] E. Davalo, P. Naim. *Des réseaux de neurones*, éd. Eyrolles, Paris, 1993.
- [4] B. Dubuisson. *Détection et diagnostic des pannes sur processus*, Technique de l'ingénieur. R7597, 1992.
- [5] Landolsi Fouad. *Cours de techniques de surveillance*, 2002.
- [6] Jean HENG. *Pratique de la maintenance préventive*, DUNOD, paris 2005.
- [7] François MONCHY. *Maintenance méthode et organisation*, DUNOD, 2000.
- [8] J-C.PERROT. *Maintenance préventive dans les ateliers d'usinage*, CETIM 1995.
- [9] (4) Jean-BRUNO Lapointe, *La gestion des équipements vers l'entretien préventive*, METAL 1997.
- [10] David AUGEIX .*Analyse vibratoire des machines tournantes* Technique de l'Ingénieur BM 5 145-14.