



# Thèse de Doctorat

En Automatique

Présenté par

**BENDJAMA Hocine**

Magister en Electronique de l'UMC

Intitulé

## Contribution à la détection et au diagnostic des défauts. Application aux systèmes dynamiques et aux matériaux

Soutenue publiquement le 24/09/2012 devant le jury composé de :

<b>Président :</b>	TADJINE Mohamed	Professeur	ENP
<b>Rapporteurs :</b>	BOUCHERIT Mohamed Seghir BOUHOUCHE Salah	Professeur Directeur de Recherche	ENP URASM/CSC
<b>Examineurs :</b>	HELLAL Fatah MOUSSAOUI Abdelkarim CHETTIBI Taha DRAI Redouane	Professeur Maître de Conférences « A » Maître de Conférences « A » Directeur de Recherche	ENP U de Guelma EMP CSC
<b>Invité :</b>	MANSOUR Moufid	Maître de Conférences « A »	USTHB

**ENP 2012**

## **Dédicaces**

À Ma

À Baba, Rabi yarhmou

À ma femme

À mes enfants Sohaib & Safa

# Remerciements

Les travaux de recherche présentés dans cette thèse ont été effectués conjointement dans le Laboratoire de Commande des Processus (LCP) de l'école Nationale Polytechnique d'Alger (ENP), le Laboratoire de Contrôle Industriel (LCI) de l'URASM/CSC d'Annaba, le Laboratoire de Traitement du Signal et Imagerie (LTSI) du CSC d'Alger et le Laboratoire de Coulée, Solidification et Mise en forme (HGUM) de l'université de Freiberg Allemagne.

Je tiens à remercier mon directeur de thèse Monsieur Mohamed Seghir Boucherit, Professeur à l'ENP, et mon co-directeur de thèse Monsieur Salah Bouhouche, Directeur de Recherche à l'URASM/CSC, par lesquels j'ai eu le plaisir d'être encadré. Ils m'ont toujours fait confiance et soutenu tout au long de ces années.

Mes remerciements s'adressent également à Monsieur Mohamed Tadjine, Professeur à l'ENP, de l'honneur qu'il me fait en acceptant de présider le jury et de juger ce travail. Mes remerciements vont aussi à Messieurs Fatah Hellal, Professeur à l'ENP, Abdelkarim Moussaoui, MCA à l'université de Guelma, Taha Chettibi, MCA à l'EMP, Redouane Draï, Directeur de Recherche au CSC, et Moufid Mansour, MCA à l'USTHB, d'avoir accepté d'examiner et d'évaluer ce mémoire.

Je remercie le professeur Jürgen Bast qui m'a accueilli au sein de son laboratoire. Je remercie aussi à travers lui tous les membres de l'institut de mécanique de l'université de Freiberg.

Je remercie vivement Messieurs Abdelhadi Sammar et Toufik Chouchane qui ont contribué à l'aboutissement de ce travail.

Une reconnaissance et des remerciements particuliers à toute ma famille qui m'ont toujours soutenu et aidé au cours de ces années.

Enfin, j'adresse un grand merci à toutes les personnes qui m'ont soutenu et encouragé durant tout mon parcours.

# Table des matières

Liste des figures .....	i
Liste des tableaux .....	iv
Notations .....	v
<b>Introduction générale.....</b>	<b>1</b>

## Chapitre 1

### **Théorie de la détection et du diagnostic des défauts**

1.1 Introduction .....	5
1.2 Définition des systèmes dynamiques.....	6
1.3 Terminologies utilisées en diagnostic .....	7
1.4 Détection et diagnostic .....	7
1.5 Classification des méthodes de diagnostic .....	9
1.6 Traitement du signal.....	10
1.6.1 Transformée de Fourier .....	11
1.6.2 Transformée en ondelettes.....	12
1.6.2.1 Transformée en ondelettes continue .....	12
1.6.2.2 Transformée en ondelettes discrète .....	13
1.6.2.3 Analyse multirésolution .....	14
1.6.2.4 Types d'ondelettes.....	15
1.7 Analyse en Composante Principale ACP .....	17
1.7.1 Principe.....	17
1.7.2 Interprétation géométrique de l'ACP .....	18
1.7.3 Identification du modèle ACP.....	19
1.7.4 Détection et diagnostic des défauts par l'ACP .....	20
1.7.4.1 Détection des défauts.....	20
1.7.4.2 Diagnostic des défauts.....	22
1.8 Méthodes de classification .....	23
1.8.1 Réseau de neurones multicouche.....	25
1.9 Conclusion.....	27

## Chapitre 2

### **Détection et diagnostic des défauts du processus de moulage par modèle perdu sous basse pression**

2.1 Introduction .....	28
2.2 Défauts de moulage .....	30

2.2.1 Défaut de surface.....	30
2.2.2 Défaut de pénétration du métal.....	31
2.3 Processus de moulage par modèle perdu sous basse pression.....	31
2.3.1 Principe de fonctionnement.....	31
2.3.2 Plan expérimental et acquisition de données.....	33
2.3.2.1 Plan expérimental.....	33
2.3.2.2 Acquisition de données.....	34
2.4 Détection et diagnostic des défauts par l'ACP.....	36
2.4.1 Identification du modèle ACP.....	37
2.4.2 Détection des défauts.....	40
2.4.3 Diagnostic des défauts.....	43
2.5 Conclusion.....	44

### **Chapitre 3**

#### **Détection et diagnostic des défauts des machines tournantes**

3.1 Introduction.....	45
3.2 Définition théorique d'une vibration.....	47
3.3 Principaux défauts rencontrés dans les machines tournantes.....	48
3.3.1 Défaut de balourd.....	49
3.3.2 Défaut d'engrenage.....	50
3.3.3 Défaut de roulement.....	50
3.4 Description des systèmes expérimentaux.....	51
3.4.1 Système expérimental 1.....	52
3.4.1.1 Accéléromètres.....	52
3.4.1.2 Système d'acquisition.....	52
3.4.1.3 Banc d'essais.....	53
3.4.2 Système expérimental 2.....	54
3.5 Outils de la détection et du diagnostic des défauts.....	56
3.5.1 Analyse temporelle.....	56
3.5.2 Analyse spectrale.....	57
3.5.3 Analyse cepstrale.....	58
3.5.4 Analyse d'enveloppe.....	59
3.5.5 Transformée en ondelettes.....	60
3.5.6 Méthodes combinées.....	65
3.5.6.1 Transformée en ondelettes et analyse en composante principale.....	65
3.5.6.1.1 Acquisition de données.....	66
3.5.6.1.2 Détection et diagnostic des défauts par TO-ACP.....	66
3.5.6.2 Transformée en ondelettes, analyse en composante principale et réseau de neurones.....	72
3.5.6.2.1 Acquisition de données.....	72
3.5.6.2.1 Détection et diagnostic des défauts par TO-ACP-RN.....	73
3.5.6.3 Choix du niveau optimal de décomposition.....	79
3.5.6.3.1 Approche basée sur le calcul des contributions.....	79
3.5.6.3.1 Approche basée sur le calcul de la distribution d'énergie.....	83
3.6 Conclusion.....	85

## Chapitre 4

### Détection et diagnostic des défauts des matériaux

4.1 Introduction .....	86
4.2 Radioscopie microfoyer à rayons X .....	87
4.2.1 Détection et diagnostic des défauts .....	88
4.3 Généralités sur les rayons X .....	90
4.3.1 Production des rayons X .....	90
4.3.2 Détection des rayons X .....	90
4.3.3 Interaction des rayons X avec la matière .....	91
4.3.3.1 Effet photoélectrique .....	91
4.3.3.2 Effet Compton .....	91
4.3.3.3 Diffusion simple .....	92
4.3.3.4 Matérialisation .....	92
4.3.3.5 Réaction nucléaire .....	93
4.4 Loi d'atténuation des photons .....	93
4.4.1 Section efficace photoélectrique .....	94
4.4.2 Section efficace Compton .....	94
4.5 Méthode de diagnostic .....	95
4.5.1 Méthode de Monté Carlo .....	96
4.5.1.1 Matériau semi infini .....	96
4.5.1.2 Matériau de largeur $a$ .....	98
4.6 Résultats et discussions .....	100
4.7 Conclusion .....	106
 <b>Conclusion générale</b> .....	 107
 <b>Bibliographie</b> .....	 110
 <b>Annexe : Matériel de mesure du système expérimental 1</b> .....	 115

## Liste des figures

<b>Figure 1.1</b> : Période de vie d'un processus.....	5
<b>Figure 1.2</b> : Structure globale d'un système.....	6
<b>Figure 1.3</b> : Exemple d'une boucle de diagnostic .....	8
<b>Figure 1.4</b> : Principe de génération des résidus.....	10
<b>Figure 1.5</b> : Décomposition temps-fréquence par STFT .....	11
<b>Figure 1.6</b> : Décomposition temps-fréquence par la transformée en ondelettes .....	13
<b>Figure 1.7</b> : Principe de l'analyse multirésolution .....	15
<b>Figure 1.8</b> : Ondelette de Haar .....	16
<b>Figure 1.9</b> : Ondelette de Morlet .....	16
<b>Figure 1.10</b> : Ondelette de Daubechies .....	16
<b>Figure 1.11</b> : Interprétation géométrique de l'ACP.....	19
<b>Figure 1.12</b> : Apprentissage supervisé .....	24
<b>Figure 1.13</b> : Apprentissage non supervisé .....	24
<b>Figure 1.14</b> : Diagramme d'un système de classification.....	24
<b>Figure 1.15</b> : Structure du réseau MLP .....	25
<b>Figure 1.16</b> : Exemple des fonctions d'activation.....	26
<b>Figure 2.1</b> : Pièce en aluminium coulée sous pression avec défaut d'étamage.....	31
<b>Figure 2.2</b> : Défaut de pénétration du métal dans le PMP.....	31
<b>Figure 2.3</b> : Représentation schématique du PMP-BS .....	32
<b>Figure 2.4</b> : Mesure des variables ( <i>test1</i> ) .....	35
<b>Figure 2.5</b> : Organigramme de la détection et du diagnostic par l'ACP .....	36
<b>Figure 2.6</b> : Distribution des composantes principales.....	38
<b>Figure 2.7</b> : Mesures et estimations des variables ( <i>test1</i> ).....	39
<b>Figure 2.8</b> : Statistiques $T^2$ et $Q$ ( <i>test1</i> ) .....	41
<b>Figure 2.9</b> : Statistiques $T^2$ et $Q$ ( <i>test2</i> ) .....	41
<b>Figure 2.10</b> : Statistiques $T^2$ et $Q$ ( <i>test3</i> ) .....	42
<b>Figure 2.11</b> : Statistiques $T^2$ et $Q$ ( <i>test4</i> ) .....	42
<b>Figure 2.12</b> : Statistiques $T^2$ et $Q$ ( <i>test5</i> ) .....	42
<b>Figure 2.13</b> : Statistiques $T^2$ et $Q$ ( <i>test6</i> ) .....	42
<b>Figure 2.14</b> : Contributions des différentes variables du processus : (a) test3, (b) test4, (c) test5 et (d) test6.....	44
<b>Figure 3.1</b> : Représentation d'un signal sinusoïdal .....	48
<b>Figure 3.2</b> : Défaut de balourd .....	49
<b>Figure 3.3</b> : Spectre théorique du défaut de balourd .....	49
<b>Figure 3.4</b> : Spectre théorique du défaut d'engrenage.....	50
<b>Figure 3.5</b> : Roulement à billes .....	51
<b>Figure 3.6</b> : Fixation des accéléromètres dans la direction radiale.....	52

<b>Figure 3.7 :</b> (a) Banc d'essais du système expérimental 1 et (b) Description schématique .....	53
<b>Figure 3.8 :</b> Signaux temporels de la direction radiale (à gauche : DV, à droite : DH) mesurés à 900 tr/mn (15 Hz) : (a) Sans défaut, (b) Défaut de balourd et (c) Défaut d'engrenage .....	54
<b>Figure 3.9 :</b> (a) Banc d'essais du système expérimental 2 et (b) Description schématique .....	55
<b>Figure 3.10 :</b> Signaux vibratoires mesurés à 1797 tr/mn (30 Hz) de l'état normal (a) et avec défaut de diamètre 0.5334mm sur B (b), BI (c) et BE (d).....	55
<b>Figure 3.11 :</b> (a) Signal temporel avec défaut de balourd mesuré à 20 Hz et (b) Son spectre. ( <i>Système expérimental 1</i> ).....	57
<b>Figure 3.12 :</b> (a) Signal temporel avec défaut d'engrenage mesuré à 20 Hz et (b) Son spectre. ( <i>Système expérimental 1</i> ).....	58
<b>Figure 3.13 :</b> (a) Signal temporel de roulement avec défaut sur la bague intérieure mesuré à 30 Hz et (b) son spectre. ( <i>Système expérimental 2</i> ).....	58
<b>Figure 3.14 :</b> Cepstre du signal avec défaut d'engrenage ( $f_r = 15$ Hz). ( <i>Système expérimental 1</i> ).....	59
<b>Figure 3.15 :</b> (a) Enveloppe du signal de roulement avec défaut sur la bague intérieure et (b) Son spectre. ( <i>Système expérimental 2</i> ).....	60
<b>Figure 3.16 :</b> (a) Signaux temporels avec défaut d'engrenage mesurés à 7,5 et 10 Hz et (b) Leurs spectres obtenus par l'ondelette de Morlet. ( <i>Système expérimental 1</i> ) .....	61
<b>Figure 3.17 :</b> (a) Signal temporel de roulement avec défaut sur la bague intérieure et (b) Son spectre obtenu par l'ondelette de Morlet. ( <i>Système expérimental 2</i> ).....	61
<b>Figure 3.18 :</b> Décomposition en trois niveaux .....	62
<b>Figure 3.19 :</b> Décomposition avec db4 du signal vibratoire avec défaut de balourd mesuré à 1200 tr/mn (20 Hz).....	63
<b>Figure 3.20 :</b> Spectre de la quatrième approximation .....	63
<b>Figure 3.21 :</b> Décomposition avec db4 des signaux vibratoires avec défaut de balourd mesurés à 900 (a) et 1125 tr/mn (b).....	64
<b>Figure 3.22 :</b> Spectres des quatrièmes approximations .....	64
<b>Figure 3.23 :</b> Structure proposée du diagnostic des défauts .....	65
<b>Figure 3.24 :</b> Décomposition avec db2 des signaux vibratoires de l'état normal mesurés à 900 tr/mn dans la DH (à droite) et dans la DV (à gauche).....	66
<b>Figure 3.25 :</b> Décomposition avec db2 des signaux vibratoires avec défaut de balourd mesurés à 900 tr/mn dans la DH (à droite) et dans la DV (à gauche) .....	67
<b>Figure 3.26 :</b> Décomposition avec db2 des signaux vibratoires avec défaut d'engrenage mesurés à 900 tr/mn dans la DH (à droite) et dans la DV (à gauche).....	67
<b>Figure 3.27 :</b> Statistique $Q$ des données d'apprentissage .....	69
<b>Figure 3.28 :</b> Statistique $Q$ : (a) Défaut de balourd et (b) Défaut d'engrenage .....	70
<b>Figure 3.29 :</b> Contributions de chaque variable : (a) Défaut de balourd et (b) Défaut d'engrenage .....	71
<b>Figure 3.30 :</b> Structure proposée de la classification des défauts.....	72
<b>Figure 3.31 :</b> Organigramme du diagnostic des défauts par TO-ACP-RN.....	73
<b>Figure 3.32 :</b> Statistique $Q$ des données d'apprentissage .....	74
<b>Figure 3.33 :</b> Statistique $Q$ du défaut de balourd.....	75
<b>Figure 3.34 :</b> Statistique $Q$ du défaut d'engrenage.....	75
<b>Figure 3.35 :</b> Contributions de chaque variable : (a) Etat normal, (b) Défaut de balourd et (c) Défaut d'engrenage .....	76
<b>Figure 3.36 :</b> Erreur d'apprentissage du réseau MLP.....	78

<b>Figure 3.37</b> : Sorties du réseau : (a) Neurone 1, (b) Neurone 2 et (c) Neurone 3 .....	78
<b>Figure 3.38</b> : Statistique $Q$ du défaut de balourd.....	80
<b>Figure 3.39</b> : Statistique $Q$ du défaut d'engrenage.....	80
<b>Figure 3.40</b> : Contributions des variables. ( <i>Défaut de balourd</i> ).....	81
<b>Figure 3.41</b> : Contributions des variables. ( <i>Défaut d'engrenage</i> ).....	81
<b>Figure 3.42</b> : (a) Quatrièmes approximations obtenues par db2 et (b) Leurs spectres. ( <i>Défaut de balourd</i> ).....	82
<b>Figure 3.43</b> : (a) Différents détails choisis et (b) Spectres de leurs enveloppes. ( <i>Défaut d'engrenage</i> ) .....	82
<b>Figure 3.44</b> : Décomposition avec db4 des signaux vibratoires avec défaut sur : (a) Bague intérieure et (b) Bague extérieure .....	84
<b>Figure 3.45</b> : Distribution d'énergie des différents niveaux de décomposition avec défaut sur : (a) Bague intérieure et (b) Bague extérieure .....	84
<b>Figure 3.46</b> : Détail $D2$ et le spectre de son enveloppe : (a) Bague intérieure et (b) Bague extérieure .....	85
<b>Figure 4.1</b> : Radioscope FXS 160.50 .....	88
<b>Figure 4.2</b> : Analyse des substrats en silicium .....	89
<b>Figure 4.3</b> : Rupture d'une paroi d'un tube en acier .....	89
<b>Figure 4.4</b> : Effet photoélectrique .....	91
<b>Figure 4.5</b> : Effet Compton .....	92
<b>Figure 4.6</b> : Importance relative des effets résultant de l'interaction des photons avec la matière .....	95
<b>Figure 4.7</b> : Atténuation d'un faisceau lors de la traversée d'un matériau .....	96
<b>Figure 4.8</b> : Organigramme général de la méthode proposée.....	99
<b>Figure 4.9</b> : Probabilités des différents effets : (a) Effet photoélectrique, (b) Effet Compton et (c) Diffusion simple. ( <i>SiO<sub>2</sub> semi-infini, E = 50 KeV</i> ).....	101
<b>Figure 4.10</b> : Probabilités des différents effets : (a) Effet photoélectrique, (b) Effet Compton et (c) Diffusion simple. ( <i>SiO<sub>2</sub> de largeur 1cm, E = 50 KeV</i> ).....	102
<b>Figure 4.11</b> : Variation du taux d'apparition des différents effets en fonction de la largeur.....	103
<b>Figure 4.12</b> : Classification des éléments du matériau SiO <sub>2</sub> .....	104
<b>Figure 4.13</b> : Erreur d'apprentissage du réseau MLP : (a) SiO <sub>2</sub> semi infini, (b) SiO <sub>2</sub> de largeur 1 cm....	104
<b>Figure 4.14</b> : Sorties du réseau : (a) Neurone 1 et (b) Neurone 2. ( <i>SiO<sub>2</sub> semi infini</i> ).....	105
<b>Figure 4.15</b> : Sorties du réseau : (a) Neurone 1 et (b) Neurone 2. ( <i>SiO<sub>2</sub> de largeur 1cm</i> ) .....	105

## Liste des tableaux

<b>Tableau 2.1</b> : Conditions de mesures .....	34
<b>Tableau 2.2</b> : Ensemble des variables du processus .....	34
<b>Tableau 2.3</b> : Variances des composantes principales .....	38
<b>Tableau 2.4</b> : Evaluation des taux de détection, de fausse alarme et d'alarme manquée .....	43
<b>Tableau 3.1</b> : Principales anomalies rencontrées dans les machines tournantes .....	51
<b>Tableau 3.2</b> : Kurtosis des signaux d'engrenage et de roulement.....	56
<b>Tableau 3.3</b> : Variances des composantes principales .....	68
<b>Tableau 3.4</b> : Taux de détection des défauts de balourd et d'engrenage.....	70
<b>Tableau 3.5</b> : Variances des composantes principales .....	74
<b>Tableau 3.6</b> : Taux de détection des défauts de balourd et d'engrenage.....	76
<b>Tableau 3.7</b> : Taux de détection des défauts de balourd et d'engrenage.....	80
<b>Tableau 4.1</b> : Taux d'apparition des différents effets. ( <i>SiO<sub>2</sub> semi infini</i> ).....	100
<b>Tableau 4.2</b> : Taux d'apparition des différents effets. ( <i>SiO<sub>2</sub> de largeur 1cm</i> ) .....	101

## Notations

$A$ Approximation	$R$ Nombre aléatoire équadistribué entre 0 et 1
$a$ Paramètre d'échelle	RN Réseau de neurones
ACP Analyse en composante principale	Si Silicium
B Bille	$S(w)$ Spectre
$b$ Paramètre de translation	$s(t)$ Signal temporel
BI Bague intérieure	$S_{cp}$ Sous-espace des composantes principales
BE Bague extérieure	$S_r$ Sous-espace des résidus
C Classe	$SPE$ Erreur quadratique d'estimation
CND Contrôle non destructif	$T$ Perte d'énergie
$cont_j$ Contribution du $j^{ième}$ variable	TF Transformée de Fourier
CP Composante principale	TO Transformée en ondelettes
$D$ Détail	TO-ACP Transformée en ondelettes et analyse en composante principale
DH Direction horizontale	TO-ACP-RN Transformée en ondelettes, analyse en composante principale et réseau de neurones
DV Direction verticale	TOC Transformée en ondelettes continue
dbN Ondelette de Daubechies d'ordre N	TOD Transformée en ondelettes discrète
$E$ Matrice des résidus	$T \in \mathfrak{R}^{m \times n}$ Matrice des composantes principales
$f$ Fonction d'activation	$T^2$ Statistique de Hotteling
$f_e$ Fréquence d'engrènement	$t$ Temps
$f_{max}$ Fréquence maximale	$V$ Vitesse de rotation
$f_r$ Fréquence de rotation	$W_i$ Energie de liaison de l'électron
$F_s$ Fréquence d'échantillonnage	$w_{ij}$ Poids de connexion entre les neurones $i$ et $j$
H Filtre passe-haut	$X \in \mathfrak{R}^{m \times n}$ Matrice d'entrée de l'ACP
$I$ Matrice d'identité	$y_j$ Sortie du réseau de neurones
L Filtre passe-bas	$Z$ Numéro atomique
LM Levenberg-Margardt	$\theta$ Angle de diffusion
$\ell$ Nombre de composantes principales maintenues dans le modèle ACP	$\lambda$ Libre parcours moyen
MC Monte Carlo	$\lambda_j$ $j^{ième}$ valeur propre
MLP Réseau de neurones multicouche	$\mu$ Coefficient d'atténuation linéique
$N$ Nombre de photons	$\rho$ Densité du matériau
$N_t$ Nombre de tirage	$\sigma$ Section efficace
$O_2$ Oxygène	$\tau$ Quéfrencence
$P \in \mathfrak{R}^{n \times n}$ Matrice des vecteurs propres	$\phi(t)$ Fonction d'échelle
PCV Pourcentage cumulé de la variance totale	$\psi(t)$ Fonction d'ondelette
$P_a$ Distribution d'énergie de l'approximation	$\Sigma$ Matrice de covariance ou corrélation
$P_d$ Distribution d'énergie du détail	$\Lambda$ Matrice des valeurs propres
$P(x)$ Densité de probabilité	

## Introduction générale

Durant la dernière décennie, des recherches actives et considérables se sont effectuées en vue de développer des méthodes de détection et de diagnostic des défauts des équipements industriels et des matériaux [ANO06, CHI01, KAZ02, NAR07, PEK04, ZEM03]. Ces méthodes se basent essentiellement sur des données issues d'un processus, qui sont habituellement des signaux et/ou des images. L'analyse des différentes données est capitale pour l'obtention de nouvelles connaissances et ce dans le but de décrire, de réduire, de classer et de caractériser les données. La connaissance extraite peut être utilisée dans l'ajustement de la commande du processus, dans la formation des opérateurs et dans la surveillance [ALH02].

La surveillance est principalement responsable de diagnostic de défauts. Elle peut être effectuée manuellement dans les cas simples. Dans les autres cas, un apport d'outils avancés sera nécessaire pour l'analyse. Cette assistance contribue à mieux interpréter les données, c'est-à-dire suivre l'évolution des processus ainsi que la qualité des produits. Il est très bien connu que dans ce domaine, la recherche a pu résoudre énormément de problèmes en développant plusieurs méthodes de diagnostic.

Dans l'optique d'améliorer ce domaine, nous avons orienté notre étude pour la détection et le diagnostic des défauts des systèmes dynamiques et des matériaux par des méthodes récentes et plus fiables.

Les objectifs de ce travail sont multiples, mais nous pouvons les regrouper en deux thèmes : les systèmes dynamiques et les matériaux. Ces objectifs constituent l'architecture essentielle du manuscrit.

Pour les systèmes dynamiques, nous considérons le processus de moulage par modèle perdu sous basse pression et les machines tournantes.

Il est indispensable de mettre en oeuvre des techniques fiables de diagnostic afin de détecter de façon précise l'apparition de signe de défaillance. En effet, la disponibilité des équipements et le bon fonctionnement des processus sont parmi les préoccupations majeures dans l'industrie, la moindre défaillance sur un processus est néfaste dans un environnement où le rendement est primordial.

Le cas du processus de moulage par modèle perdu est utilisé pour créer des pièces complexes. Cependant, certains aspects et phénomènes de cette technologie demeurent incompris jusqu'à nos jours [BAS04].

Le système de remplissage du moule avec le métal liquide est un phénomène complexe pouvant affecter la qualité de la pièce sous l'influence de plusieurs facteurs [HES04, KAN07, PAC08, BEN01]. Il est à noter qu'un mauvais remplissage du moule peut causer plusieurs défauts qui peuvent être à l'origine d'un rebut de pièces, suite à la présence de porosités, d'une mauvaise pénétration du métal, des défauts de surface, etc. [BEE01, PLA74].

Suite à ces avaries, le diagnostic du processus est très complexe car il n'est pas toujours aisé de déterminer la cause probable ou l'origine des défauts d'une façon précise. Ces défauts sont dus à l'influence de plusieurs facteurs gênant [HÉN86, KLU07]. Dans ce contexte, la littérature rapporte que de multiples travaux de recherche ont été principalement orientés vers cet axe afin d'identifier les causes possibles de ces défauts en vue de les réduire ou même de les éliminer [ABD06, BAK02, DOB06, MIR04].

Sur le même axe de recherche, et afin d'atteindre les mêmes objectifs, une autre application a été proposée [LAN99]. Cette dernière sert à gérer le système de remplissage sous une basse pression. Cette application présente des avantages considérables si les facteurs influents sont contrôlés rigoureusement, autrement on aura des pièces défectives comme produit final.

Afin d'améliorer la sécurité de la production et la qualité du produit, on propose une nouvelle application basée sur l'analyse en composante principale. Cette dernière permet d'extraire l'information utile à partir des données mesurées et de fournir de l'aide dans la détection et le diagnostic des défauts en utilisant les indicateurs statistiques ;  $T^2$  de Hotelling,  $Q$  et la contribution  $Q$ . L'objectif principal de cette application est de fournir aux opérateurs des informations relatives au fonctionnement du processus, ce qui facilite sa surveillance.

Le deuxième cas concerne la détection et le diagnostic des défauts des machines tournantes par l'analyse des vibrations. Le choix de ce processus dynamique est motivé par la richesse des informations des signaux vibratoires issus du mouvement de la machine. Ces signaux sont le résultat de différentes sources vibratoires correspondant aux composants du processus. Il est à noter que la nature des signaux et le bruit contenu dans la mesure rendent difficile l'interprétation de l'état d'endommagement d'un composant particulier.

La caractérisation de cette mesure, passe par des méthodes basées sur les significations de l'amplitude du signal telles que la valeur crête à crête, la valeur efficace et le kurtosis [TAN99]. Ces dernières sont très importantes pour la détection des défauts des machines tournantes, par contre elles sont insuffisantes pour une surveillance complète [ROM09].

Actuellement, les techniques basées sur l'analyse spectrale se développent rapidement, vue la présence d'une large exploitation dans le domaine du diagnostic vibratoire. La plupart de ces techniques extraient l'information utile à partir des données acquises et fournissent de l'assistance pour la détection et le diagnostic [BAY01, SEK02].

Dans le domaine du diagnostic vibratoire, l'analyse des signaux stationnaires a été en grande partie basée sur ces techniques. En pratique, la plupart des signaux vibratoires sont de type non stationnaire, ce qui nécessite le recours à des techniques plus adaptées.

Dans le but de procéder à un diagnostic correct, la transformée en ondelettes a été développée et utilisée [HUB98, MAL99]. Son rôle principal est d'extraire les informations les plus détaillées des données mesurées. Comme elle est particulièrement bien appropriée aux mesures non stationnaires, elle a été adoptée pour le diagnostic des machines tournantes [PRA02, SAN04].

En plus de ce qui a été présenté auparavant, la littérature révèle que durant cette dernière décennie, plusieurs auteurs ont été intéressés par l'utilisation des méthodes combinées dans la détection et le diagnostic [QIN07, SAM04, WAN09, YAN02].

Dans le présent travail, des approches combinées sont proposées et appliquées pour le diagnostic vibratoire. Ces méthodes utilisent la combinaison entre la transformée en ondelettes, l'analyse en composante principale et les réseaux de neurones. Il est bien évident que des mesures vibratoires sont utilisées pour vérifier notre contribution.

Dans la deuxième partie, nous nous intéressons à la détection et au diagnostic des défauts des matériaux. Cette partie consiste à exploiter la technique de la radioscopie à rayons X pour l'inspection et le Contrôle Non Destructif (CND) des matériaux.

Comme nous le savons, le CND est devenu une méthode d'investigation importante pour le contrôle de la qualité des matériaux et des produits. En effet, le contrôle par transmission de rayonnements X permet d'une part de détecter les défauts dans les matériaux et d'autre part d'identifier les imperfections engendrées sur ces derniers. Dans notre application les substrats en silicium et les composants métalliques sont considérés.

Il est clair que le CND peut se faire expérimentalement par des mesures directes, mais l'obtention de ces mesures peut être coûteuse d'un point de vue sécurité humaine et matérielle. De plus, la réalisation de ces mesures peut être très complexe et parfois impossible pour des matériaux de petites tailles ou d'accès difficile. La simulation numérique est alors un outil de vérification et de contrôle pouvant remédier à ces inconvénients.

C'est dans cette optique, nous proposons une méthode de simulation qui sert à diagnostiquer l'état des matériaux moyennant la connaissance des différents éléments de leur constitution. Cette méthode est basée sur des phénomènes physiques résultant de l'interaction élémentaire des

rayons X avec les milieux traversés, notamment les effets d'absorption et de diffusion [DUT80, GUI65, KNO89]. La simulation numérique dans ce domaine a connu un grand développement [DUV00, FUR05, GIE08, PET07].

La technique employée dans cette partie est la combinaison de la méthode de Monte Carlo et les réseaux de neurones. Le faisceau de rayons X utilisé est monochromatique et le matériau est constitué de silicium et d'oxygène.

Afin d'atteindre nos objectifs, nous avons structuré notre mémoire en quatre chapitres.

Dans le premier chapitre, nous présentons en premier lieu la définition de la détection et du diagnostic des défauts. Ce travail sera suivi par une présentation détaillée des fondements théoriques des approches mathématiques utilisées en l'occurrence la transformée en ondelettes, l'analyse en composante principale et les réseaux de neurones.

Dans le deuxième chapitre, nous nous sommes intéressés à la détection et au diagnostic des défauts du processus de moulage par modèle perdu sous basse pression.

Le troisième chapitre est consacré à la détection et au diagnostic des défauts des machines tournantes, tout en développant de nouvelles techniques d'analyses basées sur la combinaison des techniques disponibles.

Le quatrième chapitre comporte la détection et le diagnostic des défauts des matériaux ainsi que l'application d'une nouvelle approche d'analyse de données.

Enfin, on termine par une conclusion générale regroupant l'essentiel des résultats de nos travaux et les éventuelles perspectives.

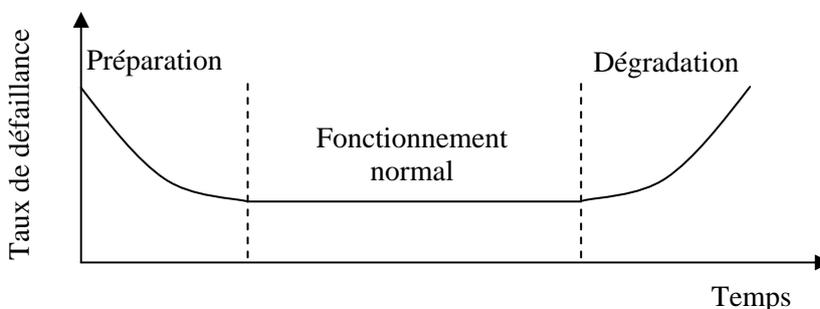
## Chapitre 1

# Théorie de la détection et du diagnostic des défauts

### 1.1 Introduction

La sûreté de fonctionnement des systèmes industriels passe par la détection et le diagnostic des défauts. Cette vigilance joue un rôle important dans l'amélioration et la disponibilité opérationnelle des différents équipements. L'objectif majeur de la détection et du diagnostic est de déterminer l'état d'un système, dans le but de prévenir un dysfonctionnement et d'écarter toutes ambiguïtés pouvant ralentir la production.

En général, la vie d'un processus peut être décrite en utilisant la courbe en baignoire (figure 1.1). La première phase est la période de rodage, qui est une période de préparation jusqu'à la mise en exploitation normale. La seconde est la phase de fonctionnement normal qui est suivie par la phase de dégradation.



**Figure 1.1 :** Période de vie d'un processus

Il est nécessaire de surveiller l'état d'un processus pendant sa période de vie. L'objectif est de pouvoir déterminer sa phase réelle (processus en phase de fonctionnement normal ou en phase de dégradation). Dans ce contexte de nombreux auteurs ont dirigé leur travaux dans le domaine de la surveillance afin d'éviter des échecs catastrophiques et de réduire la perte de productivité [CHI01, NAR07, PEK04, YAN04].

En effet, la surveillance est un domaine d'activité technique, dont les grandeurs choisies sont utilisées pour observer et déterminer l'intégrité des processus. Les grandeurs représentant l'état réel des systèmes sont multiples, nous citons à titre indicatif : le bruit, la vibration et la température.

Il est connu que la détection et le diagnostic sont des tâches extrêmement importantes dans la surveillance. Elles fournissent aux opérateurs des informations relatives au fonctionnement du processus, où on constate lors de la présence d'un défaut une impression incorrecte qui est fournie sur l'état du système.

Dans certains cas, il est difficile voir même impossible de détecter et de localiser le défaut. Afin de construire un système efficace de diagnostic, il faut que les impressions fournies doivent être analysées.

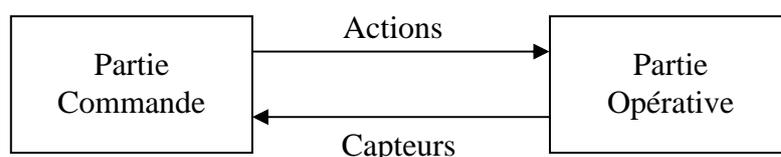
Dans le cas où une modélisation du processus est disponible ou envisageable, il est possible d'utiliser des méthodes de diagnostic qui requièrent des modèles mathématiques précis du processus. En revanche, il existe des méthodes qui ne nécessitent aucune modélisation proprement dite, mais qui se basent sur des données historiques du processus. Ces méthodes adoptent les données de mesures comme base essentielle et fournissent de l'aide dans la détection et le diagnostic. Les techniques les plus généralement utilisées sont : les réseaux de neurones, la méthode floue, les systèmes experts et les méthodes statistiques.

Ce premier chapitre a pour objectif de présenter quelques approches mathématiques utilisées dans le diagnostic. Dans ce cas, on vise plus précisément les techniques de traitement du signal, de la statistique et de l'intelligence artificielle. Parmi ces techniques, il est considéré la Transformée en Ondelettes (TO), l'Analyse en Composante Principale (ACP) et les Réseaux de Neurones (RN). Leurs formulations et leurs calculs mathématiques font l'objet des sections ultérieures.

Cette première partie est focalisée sur la détection et le diagnostic des défauts des systèmes dynamiques. Il est jugé utile de mettre quelques définitions car ces dernières faciliteront la compréhension de ce document.

## 1.2 Définition des systèmes dynamiques

Généralement, les systèmes sont composés d'une partie opérative et d'une partie commande. Pour une séquence de tâches à réaliser, la partie opérative doit exécuter l'ordre donné par la partie commande et l'informer par la suite de la réalisation de chaque tâche. Les échanges entre les deux parties, sont mis en évidence par les actions et les capteurs (figure 1.2).



**Figure 1.2 :** Structure globale d'un système

Les systèmes dynamiques sont caractérisés par des phénomènes possédant une variation continue en fonction du temps. Les variables en jeu sont des grandeurs physiques. Comme genre de processus dynamiques, on peut mentionner la production et la consommation d'énergie, les phénomènes de transformation d'énergie ou de matière, les phénomènes de mouvement [BÜH88]. La surveillance de ce type de systèmes a pour but de traiter toutes les déviations ayant des comportements inattendus.

Avant de définir le diagnostic de défauts et les différentes méthodes utilisées, on procède d'abord à rappeler la terminologie adoptée à ce domaine.

### 1.3 Terminologies utilisées en diagnostic

Différentes définitions ont été données au diagnostic, mais elles ne sont pas absolues [CHA93, PEK04, ZEM03, ZWI95]. On peut citer les définitions suivantes [PEK04, ZEM03] :

– ***Processus***

Un processus est un ensemble d'éléments ou composants réagissant entre eux et avec le milieu extérieur, susceptible d'évoluer dans le temps afin d'accomplir une activité clairement définie et générer de la valeur ajoutée.

Un processus est appelé aussi système, équipement ou machine. Ces quatre termes seront indifféremment utilisés durant toute l'étude.

– ***Composant***

Un composant est un organe technologique qui forme une partie du processus. Le comportement du composant n'est pas décomposable ou alors cette décomposition n'est pas souhaitée. Il constitue ainsi une brique du comportement du système.

– ***Dégradation***

Une dégradation représente une perte de performances d'une des fonctions assurées par un système.

– ***Défaut***

Il est signalé par n'importe quel état indésirable d'un composant ou d'un système.

– ***Panne***

C'est l'état d'un système incapable d'assurer le service spécifié à la suite d'un défaut.

### 1.4 Détection et diagnostic

La surveillance nécessite généralement de procéder au choix préalable d'un certain nombre d'indicateurs. Un indicateur doit, par définition, caractériser l'état d'un processus. Il est issu

d'une grandeur dont l'acquisition est faite le plus souvent possible en fonctionnement. Son évolution dans le temps doit être significative de l'apparition ou de l'aggravation d'un défaut. Par exemple, la température d'un palier, le bruit, le courant d'alimentation d'un moteur et autant d'autres grandeurs sont des éléments susceptibles de représenter l'état d'un système. L'analyse de l'évolution des tendances temporelles de ces grandeurs peut être un élément important du diagnostic.

Un système de diagnostic consiste notamment à détecter les défauts en observant l'évolution du processus, puis à localiser les éléments défaillants. Généralement, un tel système se réalise selon les étapes suivantes :

- **Acquisition de données** : elle permet de rassembler toutes les informations utiles sur le comportement réel du processus à surveiller.
- **Détection** : l'objectif est la détection des défauts en surveillant le fonctionnement du processus. Cela permet de distinguer les situations observables comme étant normales ou anormales.
- **Diagnostic** : le diagnostic est fait suite à une situation anormale constatée lors de la détection. Il permet d'identifier les causes de cette anomalie en localisant les éléments défectueux. Le diagnostic n'est réalisé que lorsqu'une anomalie ou une évolution dangereuse est détectée.

La figure 1.3 illustre un exemple du diagnostic d'un processus. La dégradation de l'équipement est caractérisée par toute la période où l'indicateur croît sans que le signal n'atteigne le seuil d'alarme. La détection du franchissement de ce seuil provoque une génération d'alarme synonyme d'un événement du défaut. L'équipement se trouve alors dans une situation de panne (avant incident). Un diagnostic permet d'identifier la cause.

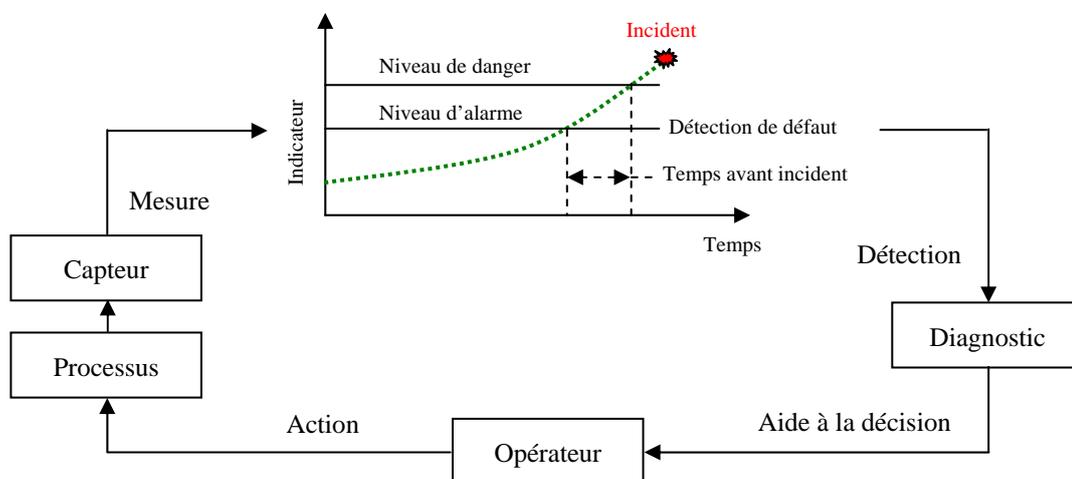


Figure 1.3 : Exemple d'une boucle de diagnostic

D'après la nature de la connaissance disponible sur le processus, plusieurs méthodes de diagnostic ont été utilisées, où nous allons les présenter dans la suite.

## 1.5 Classification des méthodes de diagnostic

Dans la littérature, il existe plusieurs méthodes de diagnostic, s'étendant des méthodes analytiques à l'intelligence artificielle et aux méthodes statistiques. Aussi, de nouvelles techniques sont proposées pouvant être vues comme des variantes ou des améliorations des précédentes [NAR07]. Le but n'est donc pas de faire une synthèse exhaustive de l'existant, mais de montrer la richesse des possibilités qui s'offrent aux opérateurs pour la gestion des événements anormaux. On peut globalement distinguer deux grandes familles dans les méthodes de diagnostic [MOL05] :

- Les méthodes basées sur une modélisation des systèmes ou des signaux « diagnostic quantitatif ».
- Les méthodes basées sur l'intelligence artificielle « diagnostic qualitatif ».

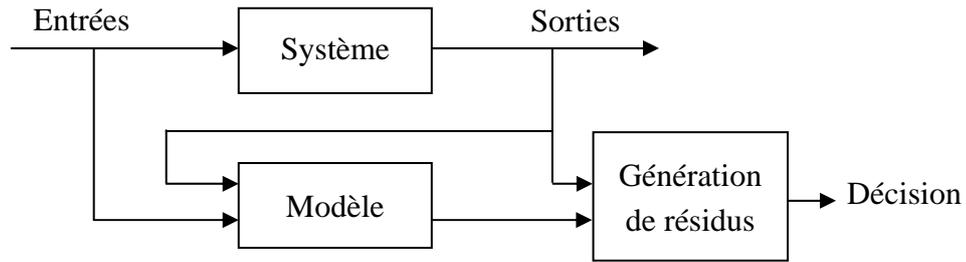
En réalité, ces deux méthodes ne sont pas disjointes. Elles peuvent exister au sein d'un même système de diagnostic. L'utilisation conjointe de méthodes quantitatives et qualitatives permet l'exploitation de l'ensemble des données concernant le fonctionnement du système.

Dans le diagnostic quantitatif, on peut distinguer deux types d'approches; l'analyse monosignal où les mesures sont considérées prises isolément les unes des autres, et l'analyse multiségnal ou redondance analytique, c'est-à-dire qu'on présuppose des relations mathématiques les reliant.

L'analyse monosignal utilise les techniques de traitement du signal dans le but d'extraire des informations caractéristiques de défauts. La méthode la plus simple consiste à fixer un ou plusieurs seuils limitant la plage d'évolution du signal considéré. D'autres approches, plus élaborées, sont basées sur les propriétés des signaux, sur l'analyse spectrale ou sur les approches statistiques.

L'analyse multiségnal repose sur le principe de la représentation mathématique ou la modélisation du système à surveiller. Les modèles sont construits à partir des lois fondamentales (physique, chimie, etc.) et décrits par des relations mathématiques sur les entrées/sorties du système.

Ces méthodes dites « méthodes des résidus » peuvent être divisées en deux étapes principales : la génération de résidus et le choix d'une règle de décision pour le diagnostic. La figure 1.4 illustre le principe général de la génération des résidus.



**Figure 1.4** : Principe de génération des résidus

Lors de la première étape, les signaux d'entrée et de sortie sont utilisés pour générer un résidu, c'est-à-dire, un signal représentant des changements ou divergences entre le comportement réel du processus et celui prévu par le modèle.

L'objectif du résidu est d'être sensible aux défauts. En général, en fonctionnement normal, ce signal est statistiquement nul et s'écarte notablement de zéro en présence de défaut. Durant la seconde étape, les résidus doivent être analysés pour déterminer la présence ou non d'un défaut.

Parmi les différentes techniques de détection et de diagnostic utilisant des modèles mathématiques, nous trouvons principalement les équations de parité [GER98], les observateurs [FRA89] et l'estimation paramétrique [ISE93].

Dans beaucoup de cas, la construction d'un modèle mathématique précis est très difficile, de par la nature complexe du processus, des paramètres variables dans le temps ou de manque de données.

Dans le diagnostic qualitatif, la connaissance et l'expérience de l'opérateur humain peuvent jouer un rôle important pour assurer le bon fonctionnement du processus. De ce fait, les connaissances de l'expert sur la structure et le comportement du processus sont exploitées par toutes les techniques liées à l'intelligence artificielle. Elles incluent les systèmes experts, les systèmes d'inférence floue, la reconnaissance de forme et les réseaux de neurones.

La suite de ce chapitre sera consacrée aux approches mathématiques utilisées dans ce travail.

## 1.6 Traitement du signal

Un signal, convoyant l'information généralement sur l'état ou le comportement d'un système, est représenté mathématiquement en fonction d'une ou plusieurs variables.

Le traitement du signal est dans sa globalité l'ensemble des moyens (méthodes et techniques) mis en œuvre afin d'extraire l'information que l'on juge utile et la mettre en forme pour mieux l'analyser.

Dans la suite quelques méthodes de traitement du signal que l'on juge nécessaires seront présentées.

### 1.6.1 Transformée de Fourier

En traitement du signal, on étudie l'information portée par un signal. La transformée de Fourier (TF) permet de transformer un signal en une somme (qui peut être infini) de séries de fonctions sinus et cosinus.

Pour obtenir le spectre  $S(w)$  de  $s(t)$ , on applique l'intégral de Fourier :

$$S(w) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)e^{-iwt} dt \tag{1.1}$$

Cette transformation permet de passer du domaine temporel au domaine fréquentiel afin de mettre en évidence les propriétés du signal.

La caractéristique primordiale de cette transformée est sa réversibilité, ainsi on a :

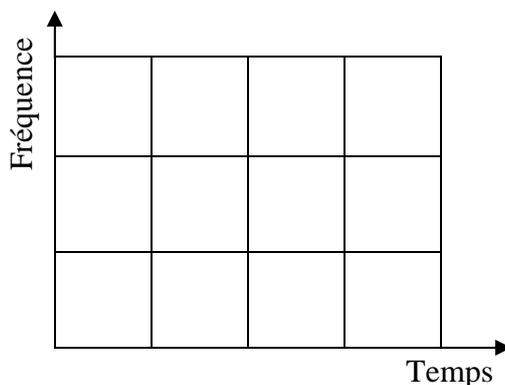
$$s(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} S(w)e^{iwt} dw \tag{1.2}$$

Le problème de la TF est son manque de résolution temporelle. Cela signifie simplement que si on est effectivement capable de connaître toutes les fréquences présentes dans un signal, on est en revanche incapable de dire à quel moment elles se produisent dans le signal.

Pour pallier au problème de manque de résolution, Gabor a introduit la TF à court terme STFT (Short Time Fourier Transform) [MAR01]. Dans cette méthode, le signal est analysé avec une fenêtre de longueur fixe qui glisse sur le signal pendant la transformation. Cela se traduit par l'expression suivante :

$$\hat{S}(r, w) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)g(t - r)e^{-iwt} dt \tag{1.3}$$

Cette approche permet d'avoir une meilleure résolution que la TF, mais la largeur constante de la fenêtre est un inconvénient majeur. Toutes les fréquences sont analysées avec la même résolution (figure 1.5). L'outil idéal serait une fenêtre qui s'adapte aux variations de fréquence dans le signal à analyser ; la transformée en ondelettes.



**Figure 1.5 :** Décomposition temps-fréquence par STFT

Dans la suite, nous allons aborder les définitions et les propriétés de cette transformée dans le cas continu et discret. Ainsi, nous présentons succinctement le concept de l'analyse multirésolution.

## 1.6.2 Transformée en ondelettes

La théorie des ondelettes est apparue il y a quelques années suite aux travaux de Grossman et Morlet sur la caractérisation des signaux sismiques [GRO84]. Depuis, les travaux de recherche sur les ondelettes se sont multipliés sous l'influence des chercheurs français notamment [MAL89]. De nombreuses voies nouvelles sont en cours d'exploitation. Les applications des ondelettes touchent tous les domaines de traitement du signal mono et bidimensionnel.

Deux variantes de la transformée en ondelettes existent : la Transformée en Ondelettes Continue (TOC) et la Transformée en Ondelettes Discrète (TOD).

### 1.6.2.1 Transformée en ondelettes continue

Dans  $L^2(\mathfrak{R})$  espace des signaux d'énergie finie, la transformée en ondelettes continue est définie comme suit :

$$\hat{s}(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi_{a,b}^*(t) dt \quad (1.4)$$

Où  $\psi_{a,b}$  est l'ensemble des fonctions de base appelées ondelettes et «\*» le complexe conjugué.

Une famille d'ondelettes est définie par le couple  $(a, b)$  désignant respectivement un changement d'échelle ou dilatation et une translation de la fonction  $\psi(t)$ . Les ondelettes sont donc définies par :

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a \in \mathfrak{R}^{*+}, \quad b \in \mathfrak{R} \quad (1.5)$$

L'équation (1.4) devient :

$$\hat{s}(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1.6)$$

La fonction  $\psi$  est appelée ondelette mère. Pour que la transformée en ondelettes soit possible,  $\psi$  doit posséder certaines caractéristiques. Toute fonction vérifiant la condition d'admissibilité (équation 1.7) est une ondelette mère analysante [DAU92] :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(w)|^2}{|w|} dw < +\infty \quad (1.7)$$

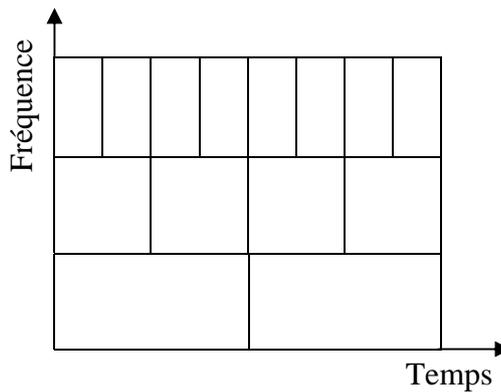
Où  $\psi(w)$  est la transformée de Fourier de  $\psi(t)$ .

C'est-à-dire que l'ondelette est à énergie finie. Cette condition est souple, un grand nombre de fonctions  $\psi$  peut servir d'ondelette mère. Généralement, d'autres conditions doivent être imposées telles que la régularité, la décroissance rapide ou la compacité du support de  $\psi$  [DAU92, MAR01].

La fonction  $\psi$  est supposée vérifier la condition de régularité ou de moment d'ordre zéro, soit :

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (1.8)$$

L'équation (1.6) montre que la largeur temporelle de la fonction  $\psi$  varie en fonction de l'échelle  $a$ . Ceci se traduit par une résolution variable (figure 1.6). La transformation en ondelettes s'adapte aux fréquences étudiées. Elle offre une bonne résolution temporelle et fréquentielle.



**Figure 1.6 :** Décomposition temps-fréquence par la transformée en ondelettes

La transformée en ondelettes est réversible, on peut donc passer de l'analyse d'une fonction à sa reconstruction par :

$$s(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \hat{s}(a,b) \psi_{a,b}(t) \frac{da}{a^2} db \quad (1.9)$$

### 1.6.2.2 Transformée en ondelettes discrète

Les coefficients de dilation  $a$  et de translation  $b$  sont des réels et la transformée en ondelettes est continue. Afin d'appliquer la transformée en ondelettes aux signaux discrets, il convient de discrétiser la transformée en utilisant des valeurs discrètes pour  $a$  et  $b$ , soit :

$$\left. \begin{array}{l} a = a_0^m \\ b = nb_0 a_0^m \end{array} \right\} m, n \in \mathbb{Z} \quad (1.10)$$

La transformée en ondelettes discrète est donnée par :

$$\hat{s}(m, n) = a_0^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi(a_0^{-m} t - nb_0) dt \quad (1.11)$$

Si on choisit  $a = 2$  et  $b = 1$ , on se place dans le cas dyadique. On a alors :

$$\hat{s}(m, n) = 2^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi(2^{-m} t - n) dt \quad (1.12)$$

La TOD est implantée à l'aide de l'algorithme de Mallat en utilisant l'analyse multirésolution.

### 1.6.2.3 Analyse multirésolution

Les ondelettes mères sont souvent construites à partir d'une analyse multirésolution. La notion de cette analyse a été introduite en 1989 par Mallat [MAL89].

Une analyse multirésolution est une famille  $\{V_m\}_{m \in \mathbb{Z}}$  de sous-espaces fermés de  $L^2(\mathfrak{R})$  vérifiant :

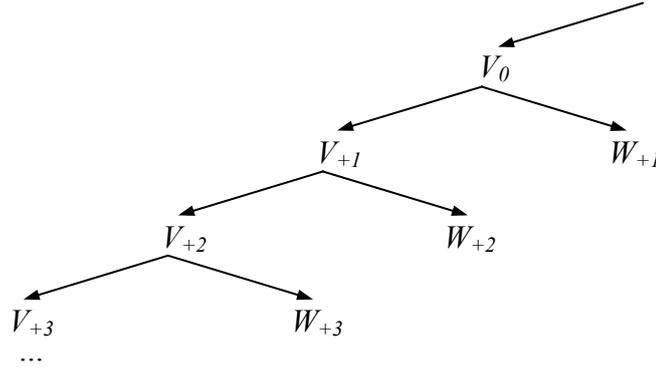
1. Croissance :  $\dots \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset \dots \subset V_{m+1} \subset V_m \subset \dots$
2. Densité :  $\overline{\bigcup_{m \in \mathbb{Z}} V_m} = L^2(\mathfrak{R})$
3. Séparabilité :  $\bigcap_{m \in \mathbb{Z}} V_m = \{0\}$
4. Dilatation :  $\forall m \in \mathbb{Z}, s(x) \in V_m \Leftrightarrow s(\frac{x}{2^m}) \in V_0$
5. Base orthonormale : il existe une fonction  $\phi \in V_0$  telle que  $\{\phi(x-n) : n \in \mathbb{Z}\}$  est une base orthonormale de  $V_0$ .

Le principe de l'analyse multirésolution est de projeter un signal  $s(t)$  appartenant à un espace  $V_m$  sur deux sous-espaces orthonormaux  $V_{m+1}$  et  $W_{m+1}$  dont les fonctions sont, respectivement,  $\phi(t)$  et  $\psi(t)$ . Le schéma est donné sur la figure 1.7.  $\phi(t)$  est la fonction d'échelle qui engendre par dilatation et translation une base orthonormée de  $V_{m+1}$  et  $\psi(t)$  la fonction d'ondelette qui engendre par dilatation et translation une base orthonormée de  $W_{m+1}$ . Il existe donc deux opérateurs de projection  $A_m$  et  $D_m$  qui projettent respectivement le signal  $s(t)$  sur  $V_{m+1}$  et  $W_{m+1}$ .  $V_{m+1}$  est le sous-espace d'approximation et  $W_{m+1}$  le sous-espace de détails. Les espaces obtenus ne sont pas quelconques, ils possèdent des propriétés intéressantes [LAN05].

Les espaces d'approximation  $V_{m+1}$  et de détails  $W_{m+1}$  sont complémentaires :

$$V_m = V_{m+1} \oplus W_{m+1} \quad (1.13)$$

Où  $\oplus$  est une addition.



**Figure 1.7 :** Principe de l'analyse multirésolution

Les familles de fonctions d'échelle et d'ondelette sont données par les relations suivantes :

$$\phi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \phi(2^{-m}t - n) \quad (1.14)$$

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m}t - n) \quad (1.15)$$

Nous appelons  $A_m$  l'approximation du niveau  $m$  du signal  $s$  et  $D_m$  le détail du même niveau. Ils se calculent par les expressions suivantes :

$$A_m = \sum_n \langle s, \phi_{m,n} \rangle \phi_{m,n} = \sum_n a_{m,n} \phi_{m,n} \quad (1.16)$$

$$D_m = \sum_n \langle s, \psi_{m,n} \rangle \psi_{m,n} = \sum_n d_{m,n} \psi_{m,n} \quad (1.17)$$

Où  $\langle \cdot, \cdot \rangle$  désigne le produit scalaire.  $a_{m,n}$  et  $d_{m,n}$  sont respectivement les coefficients d'approximation et de détails du signal  $s$  dans les sous-espaces  $V_m$  et  $W_m$ .

#### 1.6.2.4 Types d'ondelettes

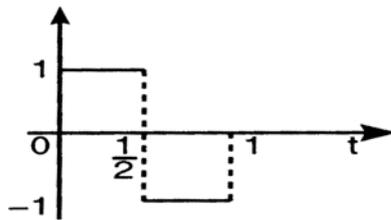
Dans la littérature, Il existe plusieurs types d'ondelettes qui sont celles de : Haar, Morlet, Daubechies, Symmlet, etc. Toutefois, elles ne possèdent pas toutes des propriétés intéressantes.

De nombreux spécialistes du domaine ont construit des types d'ondelettes possédant certaines propriétés remarquables [HUB98, MAL99]. Nous donnons à titre indicatif quelques exemples.

##### – *Ondelette de Haar*

Ce type a été introduit par Haar en 1910, c'est une fonction en escalier bipolaire :

$$\psi(t) = \begin{cases} 0 & \text{si } t < 0 \\ 1 & \text{pour } 0 \leq t < 1/2 \\ -1 & \text{pour } 1/2 \leq t < 1 \\ 0 & \text{si } t \geq 1 \end{cases} \quad (1.18)$$

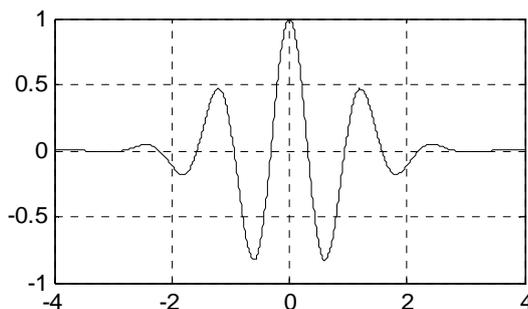


**Figure 1.8 :** Ondelette de Haar

– *Ondelette de Morlet*

C'est l'ondelette la plus utilisée pour l'analyse et l'interprétation des signaux car elle possède une forme analytique simple et une bonne résolution en temps et en fréquence. Son expression est donnée par :

$$\psi(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{t^2}{2}} e^{-j\omega_0 t} \tag{1.19}$$

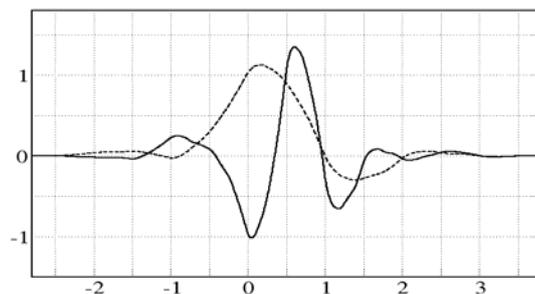


**Figure 1.9 :** Ondelette de Morlet

– *Ondelette de Daubechies*

Les ondelettes de Daubechies à support compact sont des fonctions à  $n$  moments nuls. Leur régularité augmente avec  $n$ . Elles sont décrites par :

$$\psi(t) = \sum_{k=-(2N-1)}^{2N-1} \frac{1}{5} k [\cos(kt) + i \sin(kt)] \tag{1.20}$$



**Figure 1.10 :** Ondelette de Daubechies

## 1.7 Analyse en composante principale

### 1.7.1 Principe

L'ACP est une technique descriptive permettant d'étudier les relations qui existent entre les variables, sans tenir compte, à priori, d'une quelconque structure [CHI01, JOL02]. Son but est d'identifier les relations existantes entre les observations multivariées en réduisant la dimensionnalité de données.

L'ACP est un outil de modélisation de la structure de dépendance entre les différentes variables représentant le comportement d'un processus quelconque. Soit une matrice de données  $X \in \mathfrak{R}^{m \times n}$  constituée de  $m$  observations et  $n$  variables, l'ACP détermine une transformation linéaire comme suit :

$$X = TP^T \quad (1.21)$$

Où  $T \in \mathfrak{R}^{m \times n}$  et  $P \in \mathfrak{R}^{n \times n}$  sont les matrices des composantes principales et des vecteurs propres, respectivement.

La matrice  $P$  est déterminée à partir des vecteurs propres de la matrice de covariance ou corrélation  $\Sigma$  de  $X$  :

$$\Sigma = \frac{1}{m-1} X^T X = P \Lambda P^T \quad (1.22)$$

$$\text{Avec } PP^T = P^T P = I_n$$

Avec  $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) \in \mathfrak{R}^{n \times n}$  la matrice diagonale des valeurs propres.

L'utilité de l'ACP comme technique de réduction de l'espace de représentation peut être réalisée en surveillant un ensemble de  $\ell < n$  variables non corrélées, plutôt qu'un ensemble plus grand de  $n$  variables corrélées. Donc la matrice des vecteurs propres sera partitionnée comme suit :

$$P = [\hat{P} \quad \tilde{P}] \quad \hat{P} \in \mathfrak{R}^{n \times \ell} \quad (1.23)$$

Les  $\ell$  premiers vecteurs propres  $\hat{P}$  de  $\Sigma$  (correspondant aux plus grandes valeurs propres) constituent l'espace de représentation de données alors que les  $(n - \ell)$  derniers vecteurs propres  $\tilde{P}$  constituent l'espace résiduel.

Une fois le nombre  $\ell < n$  de composantes à retenir est déterminé, l'algorithme est appliqué en décomposant la matrice de données  $X$ , comme suit :

$$X = \hat{X} + \tilde{X} = \hat{X} + E \quad (1.24)$$

Les matrices  $\hat{X}$  et  $\tilde{X}$  représentent respectivement les variations modélisées et non modélisées de  $X$ . Elles peuvent être écrites comme suit :

$$\hat{X} = \hat{T}\hat{P}^T \quad (1.25)$$

$$\tilde{X} = \tilde{T}\tilde{P}^T \quad (1.26)$$

Où  $\hat{T} \in \mathfrak{R}^{m \times \ell}$  et  $\hat{P} \in \mathfrak{R}^{n \times \ell}$  sont respectivement les matrices des  $\ell$  premières composantes principales et les  $\ell$  premiers vecteurs propres.  $\ell$  est le nombre de composantes principales (CP) maintenues dans le modèle. Les matrices  $\tilde{T} \in \mathfrak{R}^{m \times (n-\ell)}$  et  $\tilde{P} \in \mathfrak{R}^{n \times (n-\ell)}$  représentent, respectivement les matrices des  $(n-\ell)$  dernières composantes principales et les  $(n-\ell)$  derniers vecteurs propres.

A partir de l'équation (1.21), on peut alors montrer que la matrice  $\hat{X}$  et la matrice des résidus  $E$  sont données par :

$$\hat{X} = X\hat{P}\hat{P}^T \quad (1.27)$$

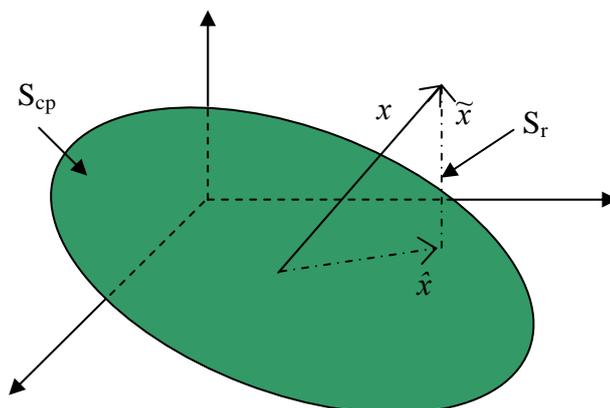
$$E = X - \hat{X} = X(I - \hat{P}\hat{P}^T) \quad (1.28)$$

### 1.7.2 Interprétation géométrique de l'ACP

L'intérêt majeur de l'ACP est d'offrir la meilleure visualisation possible des données multivariées. Considérons la matrice de données de mesures  $X \in \mathfrak{R}^{m \times n}$ , avec  $\hat{P} \in \mathfrak{R}^{n \times \ell}$ . Tout vecteur de mesure  $x$  peut être décomposé en deux parties ;  $\hat{x}$  et  $\tilde{x}$ , correspondant à la projection du vecteur dans le sous-espace des CP ( $S_{cp}$ ), où les variations normales auront lieu ainsi que la projection dans le sous-espace résiduel ( $S_r$ ), où les défauts doivent apparaître.

Les matrices  $\hat{P}\hat{P}^T$  et  $I - \hat{P}\hat{P}^T$  enjambent le sous-espace des CP et le sous-espace des résidus, c'est-à-dire que  $\hat{x} = \hat{P}\hat{P}^T x$  et  $\tilde{x} = (I - \hat{P}\hat{P}^T)x$ . Ces vecteurs sont orthogonaux et vérifient la condition suivante :  $(I - \hat{P}\hat{P}^T)\hat{P}\hat{P}^T = 0$ .

La figure 1.11 illustre un exemple d'interprétation géométrique de l'ACP en 3D. Le vecteur de mesure  $x$  est décomposé en projections orthogonales  $\hat{x}$  et  $\tilde{x}$  sur le sous-espace  $S_{cp}$ , qui est représenté par l'ellipse verte, et le sous-espace  $S_r$ , respectivement. Dans cet exemple, le sous-espace  $S_{cp}$  a la dimension 2 et le sous-espace  $S_r$  la dimension 1.



**Figure 1.11** : Interprétation géométrique de l'ACP

### 1.7.3 Identification du modèle ACP

L'estimation des paramètres du modèle se base sur la décomposition en valeurs et en vecteurs propres de la matrice  $\Sigma$  ainsi que la détermination du nombre  $\ell$  de composantes principales à retenir. Donc, le bon choix ou le choix optimal du nombre de CP est un élément clé pour identifier le modèle ACP.

Le nombre de CP maintenu dans le modèle est une issue critique dans la détection et le diagnostic de défauts par l'ACP. De nombreuses règles ont été proposées dans la littérature [FER95, QIN00, VAL99].

Si peu de composantes sont maintenues, il y a un risque où le modèle ne saisira pas toutes les informations contenues dans les données, c'est-à-dire que certaines variables se projettent dans le sous-espace des résidus, d'où résultera une mauvaise représentation du processus (erreurs de modélisation) provoquant des fausses alarmes.

D'autre part, si trop de composantes sont choisies, alors le modèle sera surparamétré et peut éventuellement contenir des bruits de mesures, d'où un risque d'avoir des composantes retenues qui seront porteuses du bruit.

De plus, si certaines variables qui doivent être projetées dans le sous-espace résiduel se trouvent projetées dans le sous-espace des composantes principales, il y aurait un risque de non détection de défauts.

Ramaker *et al.* [RAM04], ont étudié l'influence du mauvais choix des composantes principales à retenir dans le modèle sur la détection.

Il existe beaucoup de méthodes pour choisir le nombre de CP qui sont : le Pourcentage Cumulé de la Variance totale (*PCV*), la moyenne des valeurs propres, le critère de validation croisée et la méthode de reconstruction [HAR03]. Dans cette étude, nous utilisons le *PCV*.

La sélection du nombre de CP est basée sur le pourcentage de la variance totale qu'on veut conserver, sachant que chaque composante principale est représentative d'une portion de la variance des mesures du processus. Les valeurs propres de la matrice de corrélation représentent les mesures de cette variance. Le pourcentage de la variance capturée par les  $\ell$  CP retenues est donné par :

$$PCV(\ell) = 100 \left[ \frac{\sum_{j=1}^{\ell} \lambda_j}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \right] \% \quad (1.29)$$

Avec cette méthode, on peut par exemple sélectionner un  $PCV$  qui peut satisfaire 85% de la variabilité de  $X$  [HE06, NOM95]. Donc, le nombre de CP est le plus petit nombre pris pour que ce pourcentage soit atteint ou dépassé.

## 1.7.4 Détection et diagnostic des défauts par l'ACP

### 1.7.4.1 Détection des défauts

Récemment, dans le domaine de la surveillance, plusieurs auteurs ont utilisé l'ACP [CAO04, CHE06, HAR03, THA08]. Les défauts se traduisent par des valeurs aberrantes que l'on peut mettre en évidence par projection sur certains axes principaux.

Après la construction du modèle ACP qui représente le comportement du processus en fonctionnement normal, on effectue une comparaison entre le comportement observé et celui donné par le modèle.

Pour la détection et le suivi du processus, la plupart des méthodes récentes utilisent les indices ou les indicateurs de détection suivants [DU07, HE06, QIN03] : la statistique  $T^2$  de Hotelling et la statistique  $Q$  ou l'erreur quadratique d'estimation  $SPE$  (Squared Prediction Error).

La statistique  $T^2$  mesure les variations des données dans le sous-espace principal. Elle est exprimée comme suit :

$$T^2 = \hat{t}^T A_{\ell}^{-1} \hat{t} \quad (1.30)$$

Où  $\hat{t} = \hat{P}^T x$  et  $A_{\ell} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{\ell})$  est une matrice diagonale contenant les  $\ell$  plus grandes valeurs propres de la matrice de covariance  $\Sigma$ .

La statistique  $T^2$  détectera seulement la variation dans le sous-espace des CP. Quand un nouveau type d'événement se produit et qui n'était pas présent dans le modèle ACP, la nouvelle donnée éloignera de sous-espace de CP. Ce type d'événement peut être détecté par la statistique

$Q$ , qui mesure la variation des données dans le sous-espace résiduel. La statistique  $Q$  est défini comme suit :

$$Q = e^T e = (x - \hat{x})^T (x - \hat{x}) \quad (1.31)$$

Où  $e$  est le résidu du vecteur  $x$ . Il représente la distance carrée de chaque observation perpendiculaire au sous-espace des CP.

Les statistiques  $T^2$  et  $Q$  sont complémentaires entre elles, et conjointement elles peuvent mesurer les variations dans l'espace entier.

En utilisant la statistique  $T^2$ , le processus est considéré en fonctionnement normal si :

$$T^2 \leq \chi_\alpha^2(\ell) \equiv \tau^2 \quad (1.32)$$

La statistique  $T^2$  suit une distribution  $\chi^2$  avec  $\ell$  degrés de liberté. Le seuil  $\chi_\alpha^2$  est fondé sur l'hypothèse que le nombre de points ou observations est important, pour un seuil de confiance  $\alpha$  donné [CHE06]. Mais si ce n'est pas le cas, une distribution alternative de la statistique  $T^2$  basée sur la distribution de Fisher peut être employée [YOU92]. Dans ce cas le seuil de détection peut être approximé, pour un seuil de confiance  $\alpha$  donné, par la relation suivante :

$$\tau^2 = \frac{\ell(m-1)(m+1)}{m(m-\ell)} F_\alpha(\ell, m-\ell) \quad (1.33)$$

Où  $F_\alpha(\ell, m-\ell)$  est la distribution de Fisher avec  $\ell$  et  $m-\ell$  degrés de liberté.

En utilisant la statistique  $Q$ , le processus est considéré en fonctionnement normal si :

$$SPE \leq \delta_\alpha^2 \quad (1.34)$$

Où  $\delta_\alpha^2$  est le seuil de détection. Il est approximé par [JAC79] :

$$\delta_\alpha^2 = \theta_1 \left[ \frac{C_\alpha \sqrt{2\theta_2 h_0^2}}{\theta_1} + 1 + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right]^{h_0} \quad (1.35)$$

$$\text{Où } h_0 = 1 - \frac{2\theta_1 \theta_3}{3\theta_2^2} \text{ et } c_\alpha = \frac{\theta_1 \left[ \left( \frac{\|e\|^2}{\theta_1} \right)^{h_0} - 1 - \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1^2} \right]}{\sqrt{2\theta_2 h_0^2}}$$

$$\text{Avec } \theta_i = \sum_{j=k+1}^n \lambda_j^i \quad i = 1, 2, 3$$

Où  $\lambda_j$  est la  $j^{\text{ième}}$  valeur propre de la matrice  $\Sigma$ ,  $c_\alpha$  la limite au seuil de confiance  $(1-\alpha)$  dans le cas d'une distribution normale.

Les situations anormales peuvent être détectées en comparant les deux indices décrits précédemment à leurs seuils de détection. La détection par une de ces deux indices est suffisante pour déclarer qu'une mesure est probablement en dehors du seuil [YAN04].

#### 1.7.4.2 Diagnostic des défauts

Quand la statistique  $T^2$  et/ou la statistique  $Q$  des nouvelles données dépasse le seuil de détection du modèle ACP, une situation anormale s'est produite dans le processus, mais on ne peut pas savoir avec précision dans quel endroit se situe le défaut. Il est donc nécessaire d'identifier les variables qui sont en cause : c'est la localisation du défaut. Plusieurs méthodes ont été développées dans la littérature. On retrouve les approches suivantes :

– ***Le calcul des contributions***

Cette méthode consiste à calculer les contributions de chaque variable à l'indice de détection. La variable ayant la plus grande contribution est la variable en défaut.

– ***Les ACP partielles***

Cette approche utilise des bancs de modèles ACP avec des ensembles de variables réduites [HUA99, THA08]. L'objectif de la localisation est atteint en générant des indicateurs de défauts sensibles à certaines variables et insensibles à d'autres.

– ***La structuration des résidus***

Cette méthode repose sur la transformation du vecteur des résidus primaires en résidus secondaires ayant les propriétés de localisation recherchées [HUA99, HAR03].

– ***Le principe de reconstruction***

Le principe de cette approche peut être appliqué avec les différents indices de détection qui ont été précédemment notés. La localisation est effectuée par comparaison de l'indice avant et après reconstruction en utilisant le modèle ACP. La variable pour laquelle l'indice de détection après reconstruction est inférieur au seuil, est la variable incriminée [HAR03].

Le calcul des contributions de chaque variable est un outil efficace. Il est largement utilisé dans le diagnostic [KOU05, MIL98, WES00, XU08]. Dans ce travail, nous définissons deux approches qui consistent à calculer les contributions individuelles des variables aux indices de détection ; les contributions à la statistique  $T^2$  et les contributions à la statistique  $Q$  ou l'indice  $SPE$ . La variable ayant la plus grande contribution est la variable incriminée.

Le calcul des contributions des variables aux composantes principales, c'est-à-dire, les contributions à la statistique  $T^2$ , est défini de la manière suivante :

$$t_i = p_i^T x = \sum_{j=1}^n p_{ij} x_j \quad (1.36)$$

Où  $p_{ij}$  est le  $j^{ième}$  élément du vecteur propre  $p_i$  correspondant à la valeur propre  $\lambda_i$ .

La contribution globale des variables à la  $i^{ième}$  composante principale normalisée  $(t_i/\sigma_i)^2$  est définie par :

$$cont_i = \frac{t_i}{\sigma_i} \sum_{j=1}^n p_{ij} x_j \quad (1.37)$$

Où  $\sigma_i = \sqrt{\lambda_i}$

La contribution d'une variable  $x_j$  à cette composante principale normalisée est approximée par :

$$cont_{ij} = \frac{t_i}{\lambda_i} p_{ij} x_j \quad (1.38)$$

La contribution totale à la statistique  $T^2$  de la variable  $x_j$ , est donnée par l'équation suivante :

$$cont_j = \sum_{i=1}^{\ell} cont_{ij} \quad (1.39)$$

Dans le cas de l'indice de détection  $SPE$ , les contributions des variables sont définies par l'équation suivante :

$$contribution\ Q = cont_j = \frac{\|e_j\|^2}{SPE} \quad (1.40)$$

Où  $cont_j$  est la contribution du  $j^{ième}$  variable.

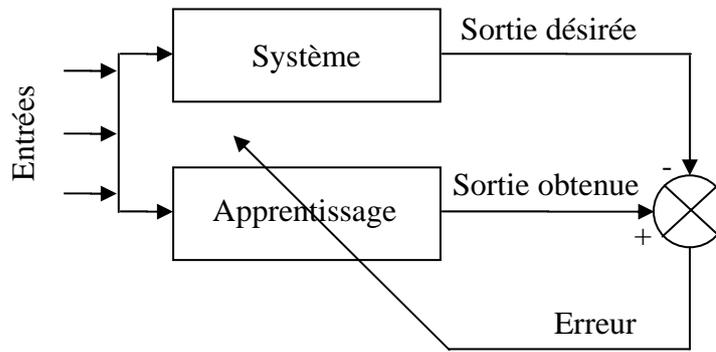
## 1.8 Méthodes de classification

Avant d'entamer les techniques de classification, une étape concernant l'extraction des caractéristiques est indispensable. Cette étape permet de réduire un vecteur de dimension élevée vers un vecteur de dimension moins élevée dans le but de garder ou capturer l'essentiel des caractéristiques du vecteur original avec peu de données.

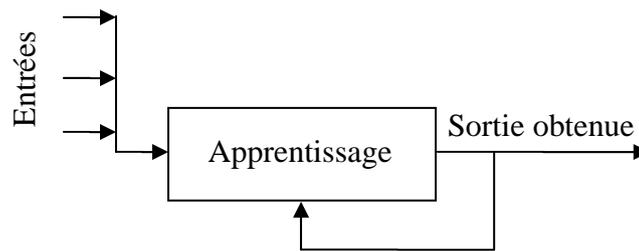
En général, la classification est un processus qui permet d'associer un vecteur de mesure  $x$  à une variable de catégories  $C_i$ . Cette variable  $C_i$  est appelée une classe qui fait partie d'un ensemble de classes  $\{C1, C2, \dots, Cm\}$  [HAN01].

Les méthodes de classification fonctionnent en deux étapes : l'apprentissage et le test. On appelle apprentissage la recherche et le développement du comportement d'un réseau pour lui permettre de classer convenablement les données. On distingue deux grandes méthodes

d'apprentissage : l'apprentissage supervisé (figure 1.12), et l'apprentissage non supervisé (figure 1.13). Si l'appartenance à une classe est déjà connue, l'apprentissage est dit supervisé, exemple : ACP, réseau multicouche MLP (Multi Layer Perceptron), réseau RBF (Radial Basis Function), etc. Dans le cas contraire l'apprentissage est dit non supervisé, appelé aussi clustering, exemple : cartes auto-organisées SOM (Self Organizing Map) [ALH02].

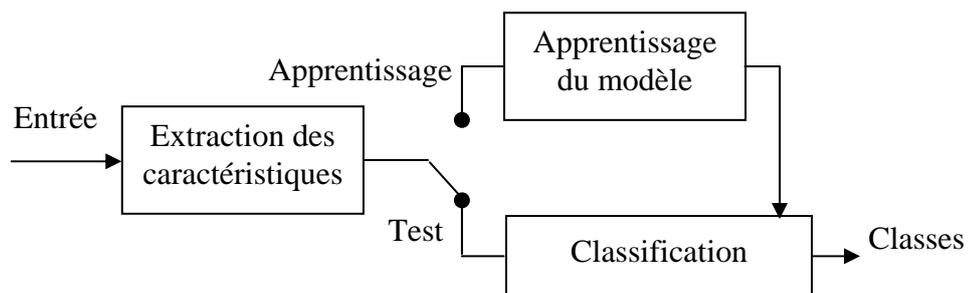


**Figure 1.12 :** Apprentissage supervisé



**Figure 1.13 :** Apprentissage non supervisé

La figure 1.14 représente le diagramme d'un système de classification. Lors de la phase d'apprentissage, des vecteurs des caractéristiques appartenant aux classes normales et défectueuses sont présentés au système de modélisation. Lors de la phase de test, un vecteur caractérisant un état du processus à surveiller, est présenté aux modèles et la décision d'appartenance à une classe est alors prise.



**Figure 1.14 :** Diagramme d'un système de classification

Dans ce travail, nous nous intéressons à l'apprentissage supervisé, où nous utilisons un classificateur basé sur les réseaux de neurones.

Le réseau de neurones est un modèle de prédiction basé sur l'action des neurones biologiques. Les neurones sont connectés entre eux. Ils sont capables de transmettre des informations, les uns aux autres aux moyens de connexions qui les relient.

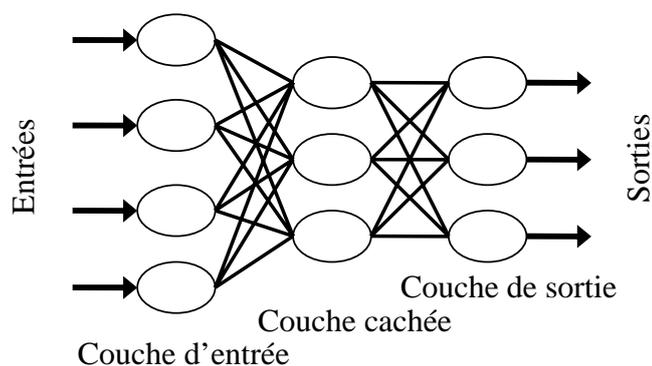
Un neurone contient deux principaux éléments : un ensemble de poids associés aux connexions de neurone, et une fonction d'activation. Le neurone calcule son état à partir d'informations venant de l'extérieur, puis il transmet à son tour le résultat vers d'autres neurones ou vers l'environnement extérieur. Il existe une variété de types de réseaux de neurones, parmi lesquelles on cite : les réseaux de neurones probabilistes, les réseaux multicouches MLP, les réseaux RBF, les réseaux récurrents, etc.

Dans ce travail, on s'intéresse plus particulièrement au réseau MLP en association avec la méthode d'apprentissage de rétropropagation du gradient de l'erreur. Le MLP est l'un des réseaux de neurones le plus largement répandu [NØR00]. Il a été choisi parce qu'il a d'excellentes propriétés qui sont bien assimilées. Il donne aussi des meilleurs résultats au niveau de la classification [LEP04, WU08].

### 1.8.1 Réseau de neurones multicouche

Le réseau MLP possède plusieurs couches ; une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées et une couche de sortie. Chaque neurone d'une couche est totalement connecté aux neurones de la couche suivante.

Le réseau multicouche considéré dans ce travail est constitué d'une seule couche cachée puisque les calculs mathématiques sont moins complexes et faciles à comprendre, (figure 1.15).



**Figure 1.15 :** Structure du réseau MLP

Ce réseau possède deux couches de traitement ; la couche cachée et la couche de sortie. Il est à noter que les neurones de la couche d'entrée ne font que distribuer les données d'entrée vers les neurones de la couche cachée.

Chaque neurone de la couche cachée réalise un produit scalaire entre son vecteur d'entrée  $x_i$  et un vecteur de paramètres  $w$  appelé poids synaptiques. Une fois que la somme pondérée d'entrée soit calculée pour le neurone de la couche cachée  $j$ . Il résulte ainsi un scalaire que l'on appelle valeur d'activation du neurone ( $y_j$ ). Chacun des éléments de traitement d'un réseau MLP est régi par l'équation suivante :

$$y_j = f(\sum w_{ij}x_i) \tag{1.41}$$

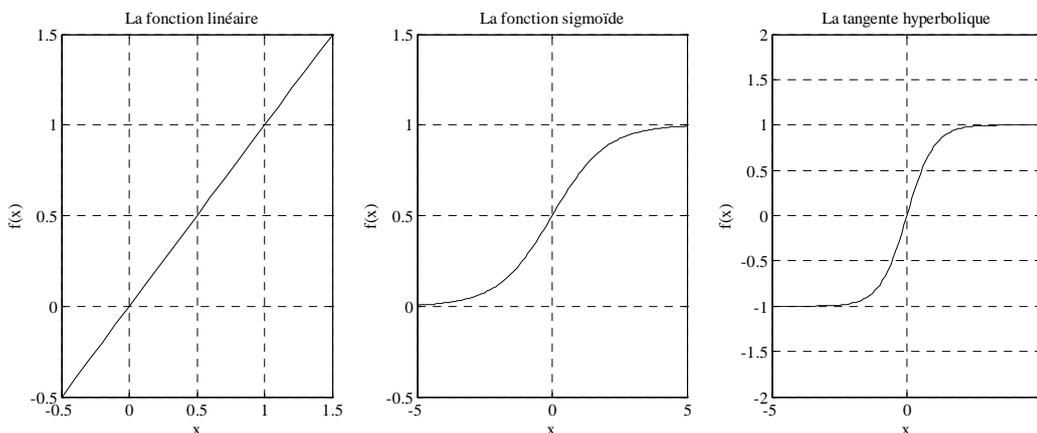
Où  $y_j$  est la sortie,  $w_{ij}$  le poids de connexion entre les neurones  $i$  et  $j$  et  $f$  la fonction d'activation.

Les fonctions d'activation les plus fréquemment rencontrées dans les réseaux MLP sont : la fonction linéaire, la fonction sigmoïde et la fonction tangente hyperbolique, (figure 1.16). Elles sont définies par les expressions suivantes :

– La fonction linéaire :  $f(x) = x$  (1.42)

– La fonction sigmoïde :  $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$  (1.43)

– La fonction tangente hyperbolique :  $f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$  (1.44)



**Figure 1.16 :** Exemple des fonctions d'activation

L'algorithme du réseau multicouche contient deux étapes ; l'étape de propagation et l'étape de rétropropagation de l'erreur. Dans la première étape, la sortie du réseau est calculée couche par couche à partir de la couche d'entrée. Une fois la sortie est obtenue, elle est comparée à la sortie désirée. Dans la deuxième étape, les poids sont mis à jour selon l'erreur, couche par couche, à partir de la couche de sortie.

En effet, l'erreur du réseau est de la forme :

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^j (t_j - y_j)^2 \quad (1.45)$$

Où  $t$  est la cible (sortie désirée).

L'objectif de l'algorithme d'apprentissage par rétropropagation du gradient de l'erreur est de trouver l'ensemble des poids assurant une sortie du réseau neuronal qui suit le plus que possible la valeur désirée.

Dans le présent travail, l'algorithme de Levenberg-Margardt (LM) est appliqué pour l'apprentissage du réseau. Il s'agit d'une méthode de rétropropagation améliorée. Il a de meilleures vitesses de convergence pour les réseaux de petites et moyennes tailles [KAL03, SRI10].

En utilisant l'algorithme LM, les poids sont mis à jour selon la formule suivante :

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \Delta w_{ij}(n) \quad (1.46)$$

$$\text{Avec } \Delta w_{ij} = [J^T(w)J(w) + \mu I]^{-1} J^T(w)E(w) \quad (1.47)$$

Où  $\mu$  est une constante,  $J$  la matrice Jacobienne,  $I$  la matrice d'identité et  $E(w)$  la fonction d'erreur.

Les principales étapes de l'algorithme du réseau MLP se résument comme suit :

1. Initialiser les poids à des valeurs aléatoires de faibles grandeurs,
2. Fournir le vecteur d'entrée aux neurones de la couche d'entrée,
3. Calculer la sortie du réseau (équation 1.41),
4. Calculer l'erreur (équation 1.45),
5. Ajuster les poids selon la procédure de LM pour réduire au minimum cette erreur (équation 1.46),
6. Tant que l'erreur est élevée, répéter 2-6 jusqu'à ce que les erreurs soient assez petites.

## 1.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons évoqué plusieurs techniques d'analyse, à savoir la transformée en ondelettes, l'analyse en composante principale et les réseaux de neurones. En effet, nous espérons appliquer ces techniques pour un éventuel diagnostic fin et précis.

Les deux chapitres suivants font l'objet de l'application de ces techniques pour le diagnostic des défauts du processus de moulage par modèle perdu sous basse pression et des machines tournantes.

## Chapitre 2

# Détection et diagnostic des défauts du processus de moulage par modèle perdu sous basse pression

### 2.1 Introduction

La détection et le diagnostic des défauts des processus, jouent un rôle important dans la sécurité, la productivité et la qualité des produits. Les techniques de moulage des alliages en aluminium et en magnésium ont connu un grand essor suite au développement des industries aéronautique et automobile, car ces dernières exigent des pièces légères avec un bon rapport résistance-poids [CHO05, LUO02].

Le Processus de moulage par Modèle Perdu (PMP), appelé aussi processus de moulage par mousse perdue, est apparu dans les années 80. Il est destiné pour la fabrication des pièces complexes à taux de production élevé et à bas coût. Son principe consiste à fabriquer un modèle en polystyrène expansé qui est ensuite noyé dans un moule en sable. Pendant la coulée, le métal prend progressivement la place du modèle. Les procédures de base et les applications sont illustrées dans la référence [SHI90].

Le PMP est un processus de moulage fiable. Il fournit une meilleure qualité du produit [ABD06]. Cependant, cette technologie présente certains phénomènes qui demeurent incompris jusqu'à nos jours [BAS04]. En effet, le système de remplissage du moule avec le métal liquide est un phénomène complexe pouvant affecter la qualité du produit sous l'influence de plusieurs facteurs.

Pour remédier à ce phénomène, plusieurs chercheurs ont orienté leurs travaux vers l'identification des principaux éléments affectant le remplissage du moule. De ces derniers on note la densité du métal [KUU03], l'enduit réfractaire [PAC08], la géométrie et l'évaporation du modèle [KAN07], la géométrie de système d'attaque [BEN01], la température de coulée [BAT95] et la vitesse d'écoulement du métal [HES04].

Il est important de noter qu'un mauvais remplissage peut engendrer plusieurs défauts. Ces derniers causés par plusieurs facteurs, agissent surtout sur les propriétés mécaniques du produit final [BYC02, NYA98].

En effet, les défauts de moulage peuvent être à l'origine d'un rebut de pièces suite à la présence de porosités, d'une mauvaise pénétration du métal, des défauts de surface, etc. [BEE01, PLA74]. Ces défauts peuvent être détectés par différentes méthodes, telles que l'imagerie par les rayons X et les ultrasons [DOB06, FOX00].

Suite à ces avaries, le diagnostic du processus est très complexe; il n'est pas toujours simple de déterminer d'une façon précise la cause des défauts, car de multiples facteurs peuvent se présenter [HÉN86, KLU07]. Plusieurs travaux ont été réalisés dans ce domaine pour identifier les causes possibles en vue de réduire les défauts ou même de les éliminer. Abdelrahmane *et al.* [ABD06], ont montré que la surveillance de système de remplissage peut avoir comme conséquence une réduction significative de défauts. Afin d'atteindre cet objectif, un collecteur de données et des capteurs ont été conçus. Des simulations par éléments finis ont été utilisées pour interpréter les sorties des capteurs durant le remplissage. Un réseau de neurone a été employé pour décrire le système de remplissage sur la base des résultats de simulation. La validation des résultats a été effectuée moyennant une comparaison entre le remplissage du moule à partir des réponses des capteurs et le réseau de neurone avec le remplissage réel enregistré par une caméra infrarouge. Sur le même axe, une méthode thermométrique a été étudiée pour déterminer la dynamique du métal liquide, à savoir la vitesse et la position de front du métal [BAK00, BAK02]. Dans ces deux travaux, les auteurs ont placé une série de thermocouples sur le modèle, afin de décrire le système de remplissage. Les positions de front du métal ont été simulées par la méthode CVD (Cell-Valued Discretisation). Ainsi, une simulation de la vitesse d'écoulement a également été proposée. Dans un autre travail de recherche, Wang *et al* [WAN90], se sont intéressés à l'évaporation de la mousse, qui est une source potentielle de défauts. Dans le même contexte, Mirbaghri *et al.* [MIR04], ont développé un modèle de simulation permettant de calculer la pression du gaz à l'interface métal liquide-mousse résultant de l'évaporation de la mousse pendant le remplissage. Ce modèle est basé sur la technique SOLA-VOF (Solution Algorithm-Volume of Fluid). Il permet d'éliminer certains défauts comme la porosité. Une méthode d'évaluation automatique de la qualité du produit en alliage d'aluminium (AlSi) a été établit [DOB06]. Dans cette méthode l'identification et la classification des défauts sont basées sur l'analyse des images obtenues par les rayons X et les réseaux de neurones.

Une autre application a été proposée par Lang [LAN99]. Elle sert à gérer le système de remplissage sous une basse pression. Cette application combine les avantages du moulage par mousse perdue et la coulée sous basse pression dans un moule permanent [BAS04].

Ce processus est appelé moulage par modèle perdu sous basse pression. Son principe consiste à exercer une pression d'air pour pousser le métal liquide dans un moule en sable contenant le

modèle. Comme le PMP, ce processus est appliqué avec succès pour le moulage des alliages en aluminium et en magnésium et il permet de réduire ou éliminer les défauts [BAS06].

Afin de perfectionner les systèmes de moulage et améliorer la qualité du produit, nous proposons une nouvelle application basée sur l'ACP pour le diagnostic du Processus de moulage par Modèle Perdu sous Basse Pression (PMP-BS). Le but de cette méthode est d'établir la corrélation entre les variables du processus pour la détection des situations anormales et de fournir les causes possibles de l'apparition des défauts. Dans cette application nous utilisons les indicateurs suivants : la statistique  $T^2$ , la statistique  $Q$  et la contribution  $Q$ . L'utilisation de ces indicateurs a pour but d'obtenir des informations détaillées contenues dans les données mesurées.

## 2.2 Défauts de moulage

Dans les processus de moulage, les défauts ne se produisent pas, ils sont causés. Si un défaut survient, des mesures doivent être adoptées pour éliminer sa cause et éviter sa répétition.

D'une manière générale, deux chemins distincts doivent être pris pour corriger les défauts. Ils sont le chemin du diagnostic; de la détection vers la cause et le chemin de la correction; de la cause vers le remède [JUR66].

Un diagnostic fiable se fait toujours par la connaissance des différentes causes possibles du défaut, mais, un faux diagnostic de la cause principale peut conduire à un remède incomplet ou incorrect. Dans le présent travail, nous prenons en considération le chemin du diagnostic, en d'autres termes, l'identification des causes possibles.

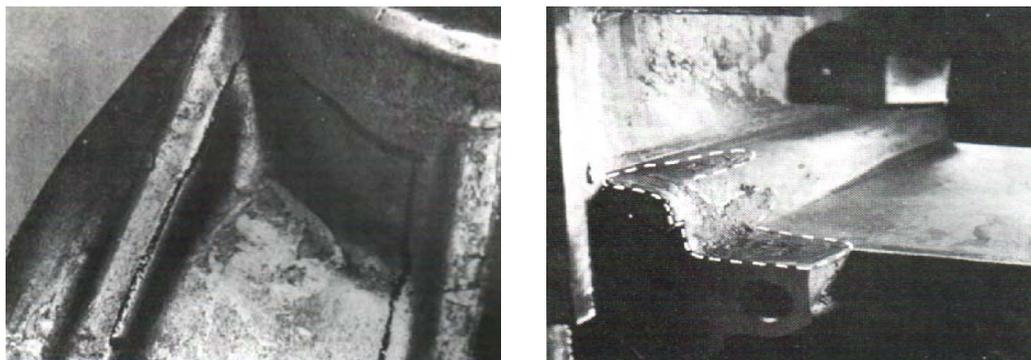
Les avantages des processus de moulage sont seulement possibles, si les éléments de traitement sont contrôlés avec précision tels que le sable, l'enduit réfractaire et la vitesse d'écoulement du métal. Cependant, ces derniers peuvent affecter la qualité de la pièce.

Comme nous l'avons déjà mentionné précédemment, plusieurs défauts peuvent apparaître dans les pièces coulées. Dans ce travail, nous considérons deux défauts à savoir le défaut de surface et le défaut de pénétration du métal.

### 2.2.1 Défaut de surface

Les défauts de surface sont visuellement identifiés sur l'extérieur du produit. Le remplissage du moule conduit le métal fondu dans les pores de la surface du sable et génère des imperfections au niveau de la surface. Plusieurs défauts de surface existent tels que les rides, la rugosité et l'étamage ou l'érosion [HÉN86].

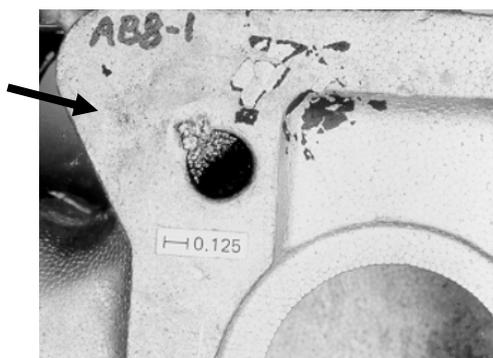
La figure 2.1 montre un défaut d'étamage en coulée sous pression de l'aluminium [HÉN86].



**Figure 2.1** : Pièce en aluminium coulée sous pression avec défaut d'étamage

### 2.2.2 Défaut de pénétration du métal

Le défaut de pénétration du métal est une anomalie qui se forme quand le métal pénètre dans les espaces vides, c'est-à-dire, entre les grains du sable du moule. Le défaut se manifeste toujours comme un agrégat du métal-sable attaché à la surface de la pièce, (figure 2.2) [SUN04].



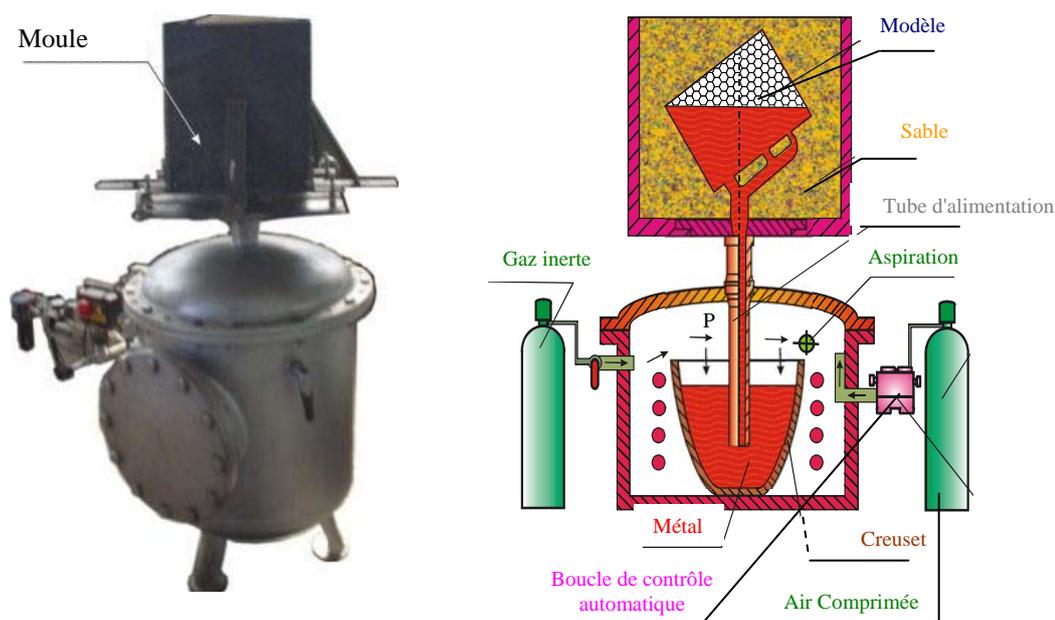
**Figure 2.2** : Défaut de pénétration du métal dans le PMP

Le défaut de pénétration du métal est parfois facile à éliminer, mais dans certains cas, il est impossible de le nettoyer, cela provoque un rebut de la pièce [SUN04]. Il est à signaler que ce défaut peut être considéré comme un défaut de surface [HÉN86].

## 2.3 Processus de moulage par modèle perdu sous basse pression

### 2.3.1 Principe de fonctionnement

Le PMP-BS, utilisé pour la fabrication des pièces complexes, a été développé par Lang [LAN99]. Il consiste à exercer une pression d'air pour pousser le métal liquide vers le haut dans un moule en sable contenant le modèle en polystyrène. La figure 2.3 illustre le schéma du processus.



**Figure 2.3 :** Représentation schématique du PMP-BS

Le processus utilise un four à résistance, capable de fondre des alliages à base d'aluminium et de magnésium. Les composants entrant en contact avec le métal liquide, comme le tube et l'adaptateur sont en fonte avec une couche réfractaire. Une feuille mince de papier d'aluminium est employée pour protéger la mousse contre le rayonnement thermique du métal liquide avant le remplissage.

La pression d'air est appliquée à la chambre contenant le creuset, pour soulever le métal liquide dans le moule et remplir le vide créé après l'évaporation de la mousse. Les variations de la pression d'air auront comme conséquence un changement de la pression sur le bain de métal en fusion, selon la relation suivante :

$$p = a.t \tag{2.1}$$

Le terme  $a$  représente le coefficient de changement de la pression, alors que  $p$  est la pression et  $t$  le temps.

Une valeur constante de  $a$  aurait comme conséquence une augmentation linéaire de la pression. Cependant, ce coefficient peut être modifié pour permettre au métal liquide d'entrer dans le moule dans un intervalle de temps donné et de remplir les différentes sections de l'empreinte du modèle. Si la section du modèle est connue pour différents niveaux de remplissage, la quantité précise du métal peut être fournie afin de réaliser un écart optimal entre le métal entrant et le modèle [BAS04].

Des équations mathématiques ont été développées pour décrire théoriquement le PMP-BS. Elles permettent d'obtenir une bonne compréhension du processus d'une manière scientifique [HOP99].

### **2.3.2 Plan expérimental et acquisition de données**

L'alliage AlSi (aluminium-silicium) est employé dans tous les essais. Son utilisation dans le moulage est très répandue dans différents domaines d'application en raison d'un certain nombre d'avantages distincts. Ces avantages comprennent une faible densité, une excellente coulabilité, une bonne fluidité, une résistance élevée à l'usure, une dilatation thermique réduite en raison de la présence de silicium et des propriétés physiques et mécaniques proportionnées à des températures élevées [DAV93, GRU90].

#### **2.3.2.1 Plan expérimental**

Le modèle est maintenu dans le moule. Lorsque le contenu du creuset est pressurisé, le métal liquide circule de bas en haut à travers un tube dans le moule.

Cinq capteurs de température ou thermocouples ont été placés à des endroits différents dans le modèle. Ces thermocouples sont de type K. Ils ont une gamme efficace de mesure de la température et cela jusqu'à environ 1100 °C.

Tout au long du travail expérimental, les étapes suivantes sont effectuées :

1. Préparation des modèles,
2. Fixation du système d'attaque (système de coulée et d'alimentation),
3. Mise en place des thermocouples,
4. Enduit et séchage des modèles,
5. Fusion du métal,
6. Préparation du moule et câblage,
7. Coulée et acquisition de données,
8. Déversement du moule en Secouant.

Tous les modèles sont coulés avec l'alliage AlSi12 à des températures comprises entre 725°C et 750°C, comme il est montré dans le tableau 2.1.

Test $n^{\circ}$	Alliage	Température de coulée (°C)	Pression de maintien (bar)	Temps de remplissage du moule (s)	Temps de maintien (s)
1	Al Si12	750	0,24	6	90
2	Al Si12	735	0.24	6	90
3	Al Si12	750	0,24	6	90
4	Al Si12	730	0,24	6	90
5	Al Si12	730	0,24	6	90
6	Al Si12	725	0,24	6	90

**Tableau 2.1 :** Conditions de mesures

Les différentes variables du processus ont été câblées au système d’acquisition de données. Elles sont listées dans le tableau 2.2. Le logiciel DASyLab est employé pour acquérir et analyser les signaux des différents capteurs. Toutes les mesures ont été enregistrées afin de tirer des conclusions sur les phénomènes qui se passent dans le moule.

Variables	Description	Unité
$T$	Température	°C
$P$	Pressure	bar
$S$	Elévation	m
$T1$	Température 1	°C
$T2$	Température 2	°C
$T3$	Température 3	°C
$T4$	Température 4	°C
$T5$	Température 5	°C

**Tableau 2.2 :** Ensemble des variables du processus

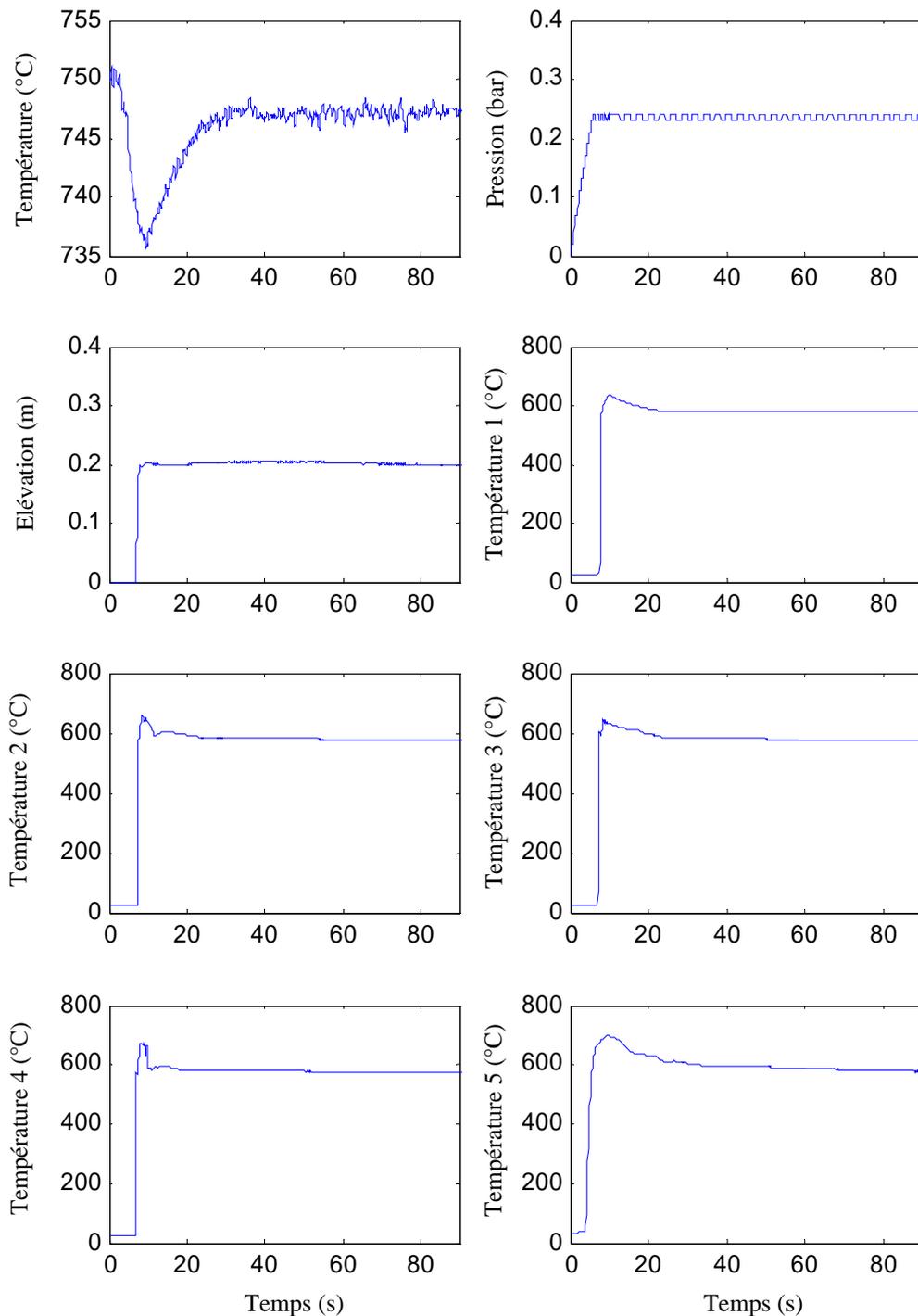
### 2.3.2.2 Acquisition de données

Les données du processus ont été recueillies durant environ 4 jours. Ces données représentant l’état normal et l’état défectueux sont acquises à partir des mesures expérimentales, y compris les deux séries de données de l’état normal : test1 et tes2, et quatre séries de données avec défaut :

test3, test4 et test5 correspondant aux défauts de surface et test6 pour le défaut de pénétration du métal.

Chaque série de données contient 8 variables (voir, tableau 2.2). La longueur est de 908 observations ou échantillons pour chaque variable et le pas d'échantillonnage est de 0.1s.

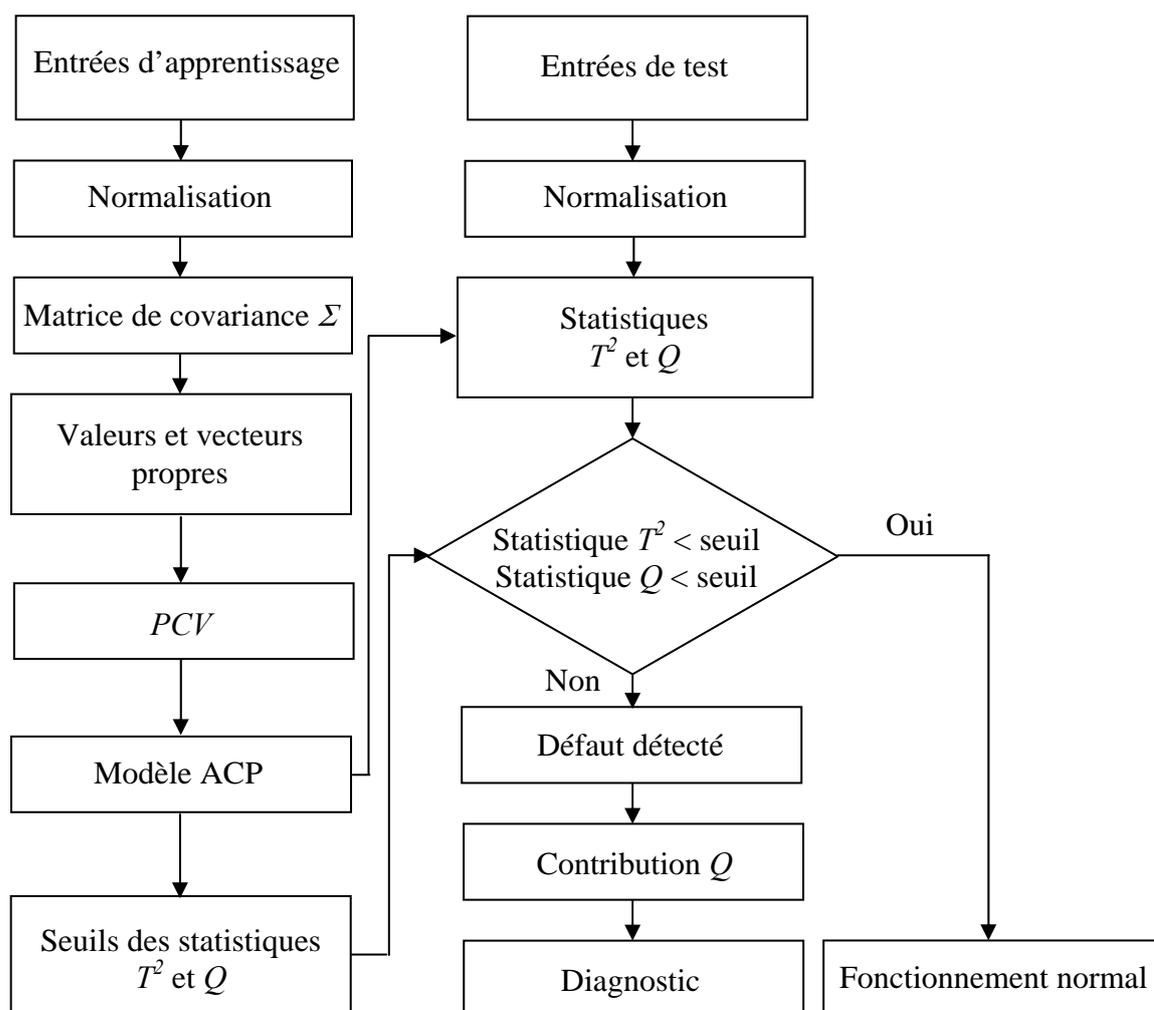
La figure 2.4 représente les différentes variables mesurées de test1.



**Figure 2.4 :** Mesure des variables (*test1*)

## 2.4 Détection et diagnostic des défauts par l'ACP

L'organigramme de la procédure de détection et de diagnostic par l'ACP est illustré dans la figure 2.5. Dans cette application, on procède au développement ou à l'apprentissage du modèle ACP puis on effectue la validation ou le test de la présence d'un défaut en se basant sur le modèle développé [BEN11a].



**Figure 2.5 :** Organigramme de la détection et du diagnostic par l'ACP

Les données acquises du processus contiennent les ensembles ou les séries d'apprentissage et de test. Les séries d'apprentissage représentent les mesures dans les conditions d'opération normale, c'est-à-dire, processus sans défauts. Les données de test représentent les mesures où le produit final comporte séparément deux défauts, défaut de surface et défaut de pénétration du métal.

Dans la section suivante, il est considéré l'implémentation numérique de l'algorithme décrit par l'organigramme de la figure 2.5.

### 2.4.1 Identification du modèle ACP

Les exigences de la productivité et de la qualité imposent l'application des méthodes de contrôle avancées. L'ACP est utilisée pour identifier les causes possibles des défauts afin de bien contrôler le processus de moulage.

Dans la présente étude, le modèle ACP est développé avec une matrice d'entrée  $X \in \mathfrak{R}^{m \times n}$ , avec  $n = 8$  variables et  $m = 908$  observations recueillies à des instants différents. Cette matrice contient les différentes variables mesurées en fonctionnement normal du processus. Elle est illustrée comme suit :

$$X = \begin{bmatrix} T^1 & P^1 & S^1 & T_1^1 & T_2^1 & T_3^1 & T_4^1 & T_5^1 \\ T^2 & P^2 & S^2 & T_1^2 & T_2^2 & T_3^2 & T_4^2 & T_5^2 \\ \vdots & \vdots \\ T^m & P^m & S^m & T_1^m & T_2^m & T_3^m & T_4^m & T_5^m \end{bmatrix} \quad (2.2)$$

Au préalable, un prétraitement indispensable consiste à centrer et réduire les variables, afin de rendre la matrice indépendante des unités de chaque variable. Chaque colonne  $X'_i$  de la nouvelle matrice est donnée par :

$$X'_i = \frac{X_i - M_i}{\sigma_i} \quad (2.3)$$

Où  $X_i$  est la  $i^{\text{ième}}$  colonne de la matrice  $X$ ,  $M_i$  et  $\sigma_i$  sont respectivement, sa moyenne et sa variance données par :

$$M_i = \frac{1}{m} \sum_m x_{i,m} \quad (2.4)$$

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{m} \sum_m (x_{i,m} - M_i)^2 \quad (2.5)$$

La matrice de corrélation est donnée par :

$$\Sigma = \frac{1}{m-1} X^T X = P \Lambda P^T \quad (2.6)$$

L'estimation des paramètres du modèle ACP se résume en une estimation des valeurs et des vecteurs propres de la matrice  $\Sigma$  ainsi que la détermination du nombre  $\ell$  de composantes principales à retenir.

Il est à noter que le nombre choisi de CP dépend de la méthode. Plusieurs méthodes existent pour le choix de ce nombre comme nous l’avons déjà mentionné dans le premier chapitre. Dans cette étude, nous utilisons le *PCV* qui représente le pourcentage de la variance capturée par les  $\ell$  CP retenues. Il est donné par :

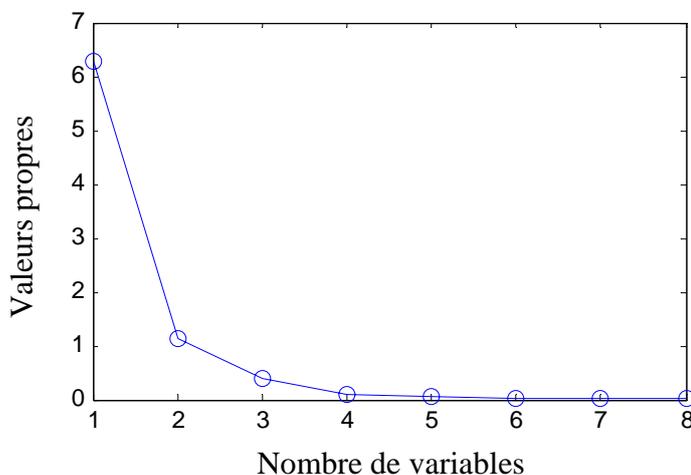
$$PCV(\ell) = 100 \left[ \frac{\sum_{j=1}^{\ell} \lambda_j}{\sum_{j=1}^8 \lambda_j} \right] \% \tag{2.7}$$

Les valeurs propres de la matrice de covariance, sont les variances des CP, elles sont regroupées dans le tableau 2.3 et présentées sur la figure 2.6.

Le *PCV* des deux premières CP est de 92.97%. Ce pourcentage montre qu’une meilleure surveillance est réalisée quand deux CP sont utilisées. Ce qui laisse à penser que le modèle ACP est établi selon ces dernières, et par la suite la détection est obtenue.

CP	Valeurs propres	Variance (%)
<b>1</b>	<b>6.2901</b>	<b>78.63</b>
<b>2</b>	<b>1.1472</b>	<b>14.34</b>
3	0.3841	4.80
4	0.0911	1.14
5	0.0532	0.67
6	0.0222	0.28
7	0.0068	0.08
8	0.0053	0.06

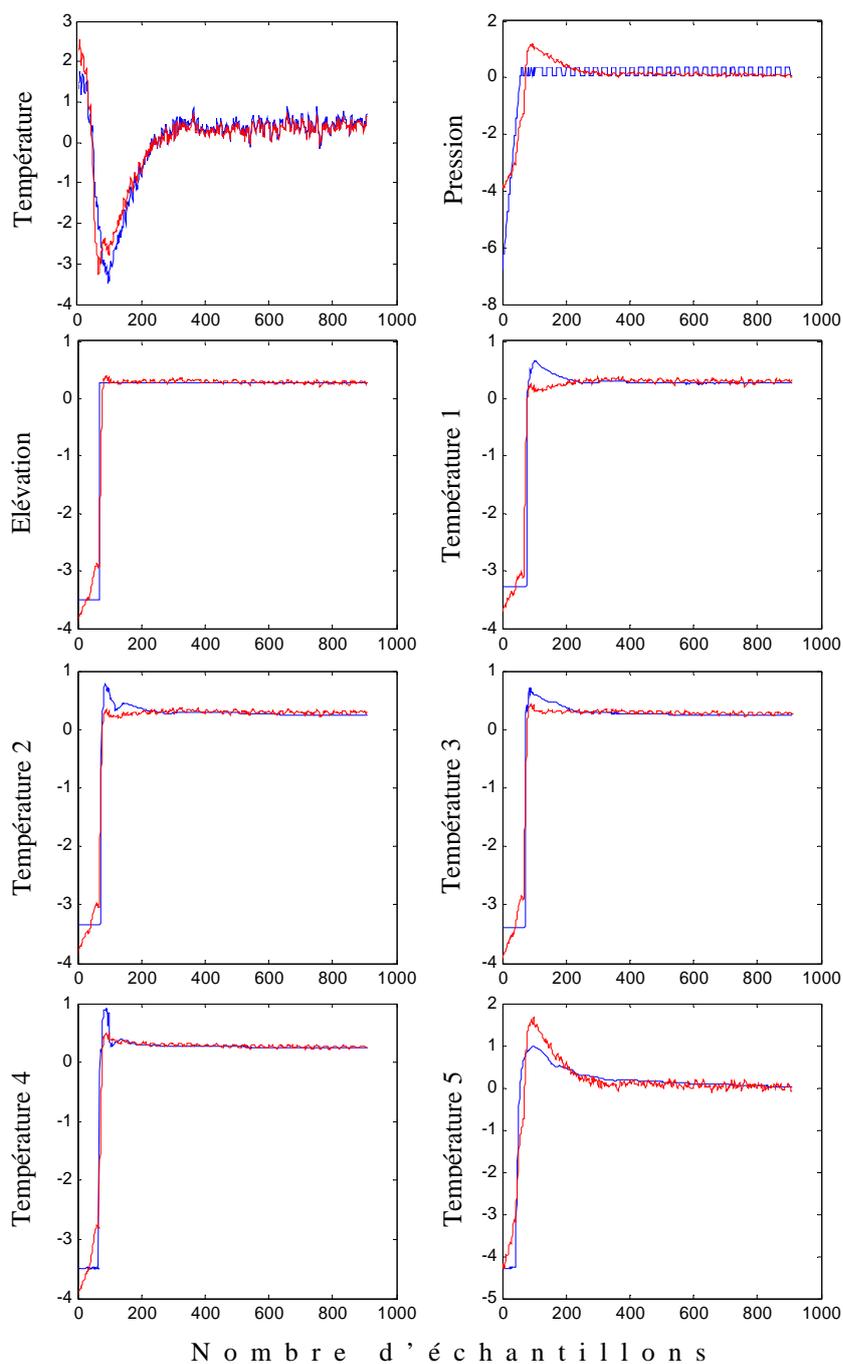
**Tableau 2.3 :** Variances des composantes principales



**Figure 2.6 :** Distribution des composantes principales

La figure 2.7 représente les mesures et les estimations de toutes les variables de l'ensemble de données de test1. Ces estimations sont obtenues par le modèle ACP. Avec ce modèle, les variables du processus sont correctement estimées. Il est observé que les résultats sont très satisfaisants, sauf que l'estimation de certaines variables est moins bonne que d'autres.

Dans l'étape suivante, nous allons comparer le comportement des nouvelles observations et ses estimations données par le modèle ACP, et ce afin de surveiller les situations anormales entre les nouvelles données et le modèle.



**Figure 2.7 :** Mesures et estimations des variables (*test1*)

### 2.4.2 Détection des défauts

Les défauts se traduisent par des valeurs aberrantes que l'on peut mettre en évidence par la projection sur certains axes principaux.

Après la construction du modèle ACP qui représente le comportement du processus en fonctionnement normal, la nouvelle observation est projetée sur le nouvel espace. Elle sera caractérisée par la statistique  $T^2$  dans le sous-espace des composantes principales et la statistique  $Q$  ou  $SPE$  dans le sous-espace résiduel. Elles sont données par :

$$T^2 = \hat{t}^T \Lambda_l^{-1} \hat{t} \quad (2.8)$$

$$SPE = e^T e = (x - \hat{x})^T (x - \hat{x}) \quad (2.9)$$

Les situations anormales peuvent être détectées en comparant ces deux statistiques à leurs seuils de détection :

$$T^2 \leq \chi_\alpha^2(\ell) \equiv \tau^2 \quad (2.10)$$

$$SPE \leq \delta_\alpha^2 \quad (2.11)$$

Les résultats obtenus en utilisant les statistiques  $T^2$  et  $Q$  sont illustrés sur les figures 2.8 et 2.9. Ils représentent, respectivement, les ensembles de données de l'état normal du processus ; test1 et test2.

Les seuils de détection aux indices utilisés ( $T^2$  et  $SPE$ ), représentant 95% du seuil de confiance, sont calculés au nombre de 6.0245 et 1.7288, respectivement. Ils sont également illustrés sur ces mêmes figures.

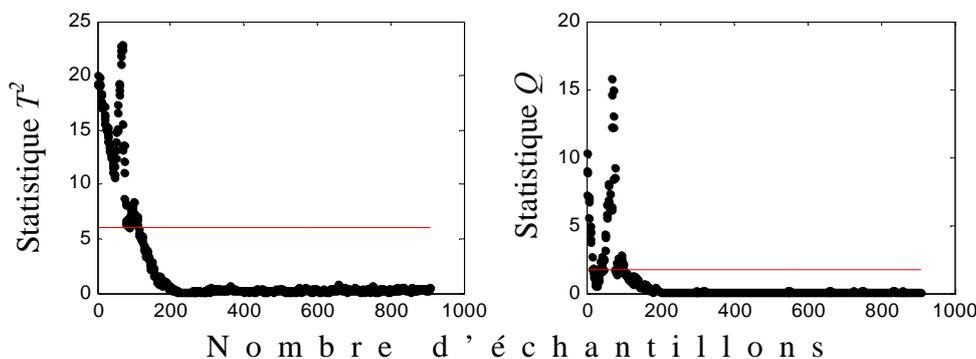
Dans cette étude, nous utilisons le taux de détection de défaut, le taux de fausse alarme et le taux d'alarme manquée, afin d'évaluer la méthode de détection.

Le taux de détection est défini comme étant le nombre d'échantillons dont les valeurs de l'indice de détection dépassent le seuil sur le nombre total d'échantillons. Quand le rapport de détection est inférieur à 20%, les défauts ne sont pas détectés avec succès [XU08].

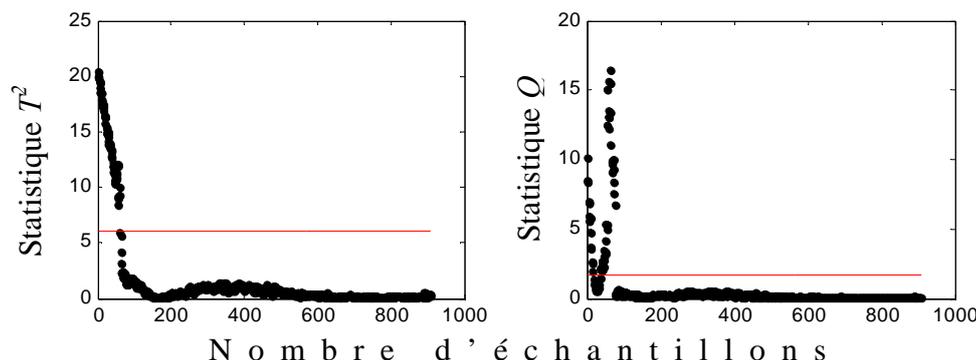
Le taux de fausse alarme est le quotient du nombre d'échantillons des données normales détectées comme défectueuses sur le nombre total d'échantillons.

L'alarme manquée est défini comme le rapport du nombre d'échantillons des données défectueuses détectées comme normales sur le nombre total d'échantillons.

À partir des figures 2.8 et 2.9, on remarque que seulement 12,11% et 6,71% de tous les échantillons de la statistique  $T^2$  ainsi que 8.14% et 6.16% de tous les échantillons de la statistique  $Q$ , sont au-dessus des seuils de détection. Ce qui implique que le modèle a capturé la majorité de corrélation entre les variables du processus.



**Figure 2.8 :** Statistiques  $T^2$  et  $Q$  (*test1*)



**Figure 2.9 :** Statistiques  $T^2$  et  $Q$  (*test2*)

Les ensembles de données avec défauts incluant test3, test4, test5 et test6 sont comparés au modèle ACP et ses seuils de détection. Ces données sont normalisées à l'ensemble de données du modèle. Les résultats de la détection sont représentés respectivement sur les figures 2.10, 2.11, 2.12 et 2.13.

Ces figures montrent que tous les échantillons de la statistique  $T^2$  de toutes les données de test dépassent le seuil de détection du modèle. De même, il est montré que la majorité des échantillons de la statistique  $Q$  sont au-dessus du seuil. Ce qui caractérise la présence de défauts.

L'évaluation de la méthode par le calcul des taux de détection, de fausse alarme et d'alarme manquée aux indices utilisés sont récapitulés dans le tableau 2.4.

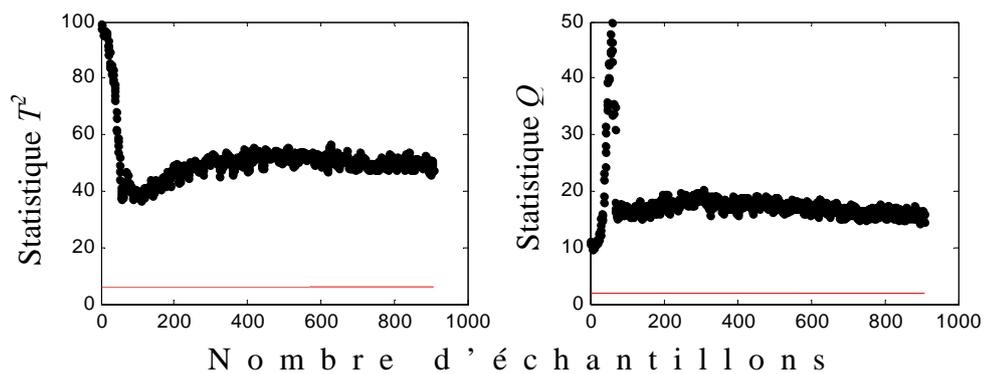


Figure 2.10 : Statistiques  $T^2$  et  $Q$  (*test3*)

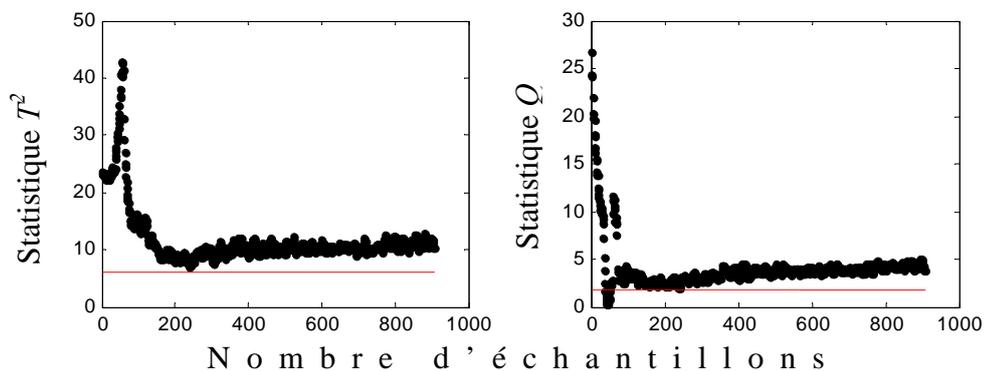


Figure 2.11 : Statistiques  $T^2$  et  $Q$  (*test4*)

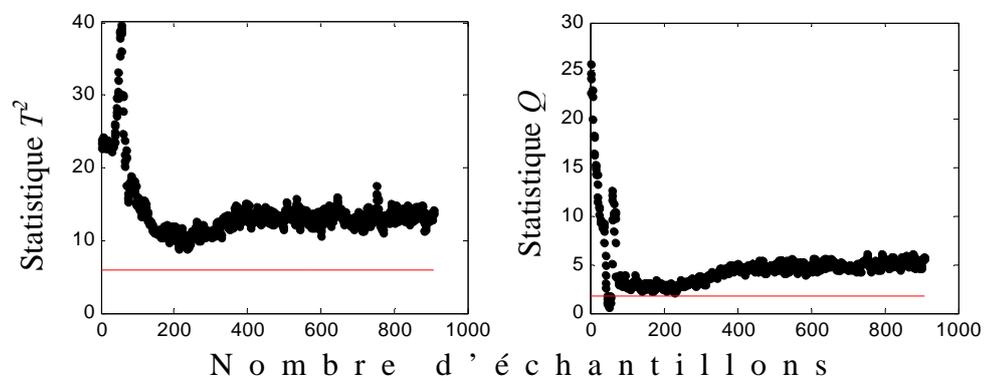


Figure 2.12 : Statistiques  $T^2$  et  $Q$  (*test5*)

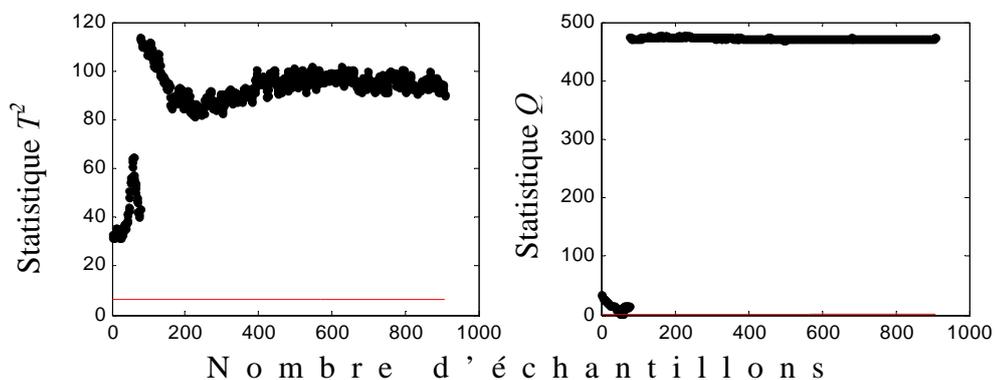


Figure 2.13 : Statistiques  $T^2$  et  $Q$  (*test6*)

Test $n^\circ$	Taux de détection (%)		Taux de fausse alarme (%)		Taux d'alarme manquée (%)	
	$T^2$	$Q$	$T^2$	$Q$	$T^2$	$Q$
1	12.11	8.14	12.11	8.14	—	—
2	6.71	6.16	6.71	6.16	—	—
3	100	100	—	—	0	0
4	100	98.45	—	—	0	1.54
5	100	98.67	—	—	0	1.32
6	100	99.44	—	—	0	0.55

**Tableau 2.4 :** Evaluation des taux de détection, de fausse alarme et d'alarme manquée

Dans ce travail, nous avons présenté la statistique  $T^2$  à titre indicatif. D'une part, la détection des défauts par une des deux statistiques ( $T^2$  et  $Q$ ), est suffisante [YAN04]. D'autre part, la prise en compte de décalages temporels entre les données peut entraîner, pour cet indice, une augmentation du taux de fausses alarmes [KRU04, THA08].

### 2.4.3 Diagnostic des défauts

Le diagnostic des défauts est déterminé par le calcul des contributions des différentes variables à l'indice de détection utilisé. Vu que la statistique  $T^2$  est écartée comme indice de détection, le calcul des contributions à cet indice n'a pas d'intérêt particulier.

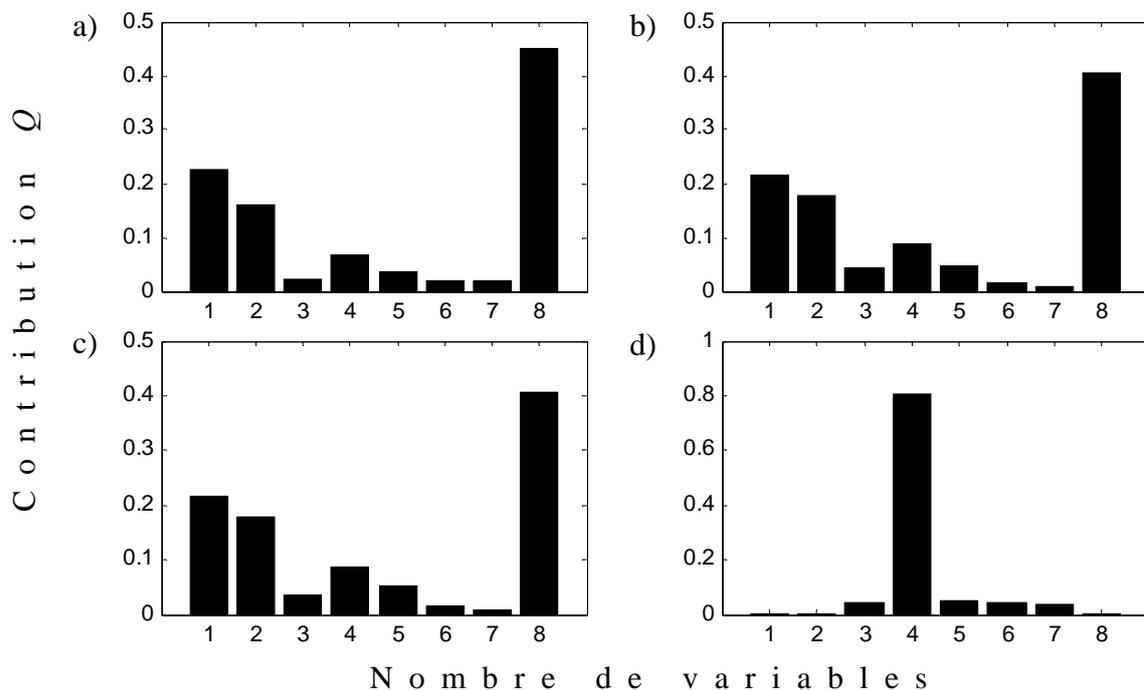
Une fois que le défaut est détecté, il est nécessaire d'identifier les variables qui sont en cause. Pour cela, nous utilisons le calcul des contributions à l'indice de détection  $SPE$ . Il est donné par :

$$contribution\ Q = cont_j = \frac{\|e_j\|^2}{SPE} \tag{2.12}$$

La figure 2.14 représente les contributions de chaque variable. Le défaut dans le processus est produit par la 8<sup>ème</sup> variable ( $T5$ ) et cela concerne le test3, le test4 et le test5, ce qui caractérise un défaut de surface, (figure 2.14 (a), (b) et (c)). Pour la 4<sup>ème</sup> variable ( $T1$ ) qui correspond au test6, le défaut est celui de la pénétration du métal, (figure 2.14 (d)).

Les résultats obtenus nous ont permis d'identifier la température de coulée comme cause principale de ces défauts. Une autre éventualité est que l'emplacement des thermocouples dans le modèle peut provoquer des défauts de surface [ABD06].

L'intérêt de cette application est de pouvoir détecter les défauts survenant à différents stades du processus, et aussi d'identifier leurs causes.



**Figure 2.14 :** Contributions des différentes variables du processus : (a) test3, (b) test4, (c) test5 et (d) test6

## 2.5 Conclusion

Dans ce travail, la méthode de l'ACP a été proposée afin d'améliorer la surveillance des processus de moulage. Nous avons appliqué cette méthode pour la détection et le diagnostic des défauts du processus de moulage par modèle perdu sous basse pression en utilisant la statistique  $T^2$ , la statistique  $Q$  et la contribution  $Q$  de chaque variable.

La méthode employée s'est avérée être appropriée en terme de détection et d'identification des causes possibles d'apparition des défauts. On peut distinguer à partir de l'analyse des résultats, que l'état normal et l'état défectueux peuvent être clairement obtenus.

Cette étude présente une nouvelle contribution dans le PMP-BP. Elle peut contribuer au contrôle de la qualité des pièces coulées. L'opérateur peut combiner les résultats obtenus par l'analyse statistique multivariable avec la connaissance du système et peut identifier facilement les causes de la variation dans le processus.

## Chapitre 3

# Détection et diagnostic des défauts des machines tournantes

### 3.1 Introduction

Les systèmes industriels sont devenus de plus en plus complexes. Leur surveillance est primordiale en raison de la demande d'un rendement élevé, d'une grande sûreté et d'une bonne fiabilité. Diverses techniques de surveillance ont été développées telles que l'analyse des forces dynamiques, la vibration, la tribologie et les techniques non destructives des structures et des machines tournantes [ALT99].

Ce constat a été justifié par une équipe de l'ISO (ISO 1991), où ils ont identifié les principales techniques de diagnostic des installations industrielles et des machines de la manière suivante [YANH04] :

- Mesure des vibrations,
- Mesures tribologiques,
- Mesures électriques,
- Mesure des performances des processus,
- Essais non destructifs.

Dans notre travail, nous utilisons la mesure des vibrations pour l'identification des défauts des machines tournantes. En effet, l'analyse des vibrations est généralement capable de détecter plusieurs types de défaillances par rapport aux autres techniques. Elle a aussi les avantages d'une technique non destructive, relativement simple et rentable [HAL95].

L'utilisation de cette technique dans la surveillance des machines tournantes est effectuée suite à l'importance de ces dernières dans l'industrie. Il est constaté que ces machines occupent un rôle important dans diverses industries et technologies. Elles sont employées dans les grandes machines telles que les turbines, les pompes et les grands véhicules comme les avions et les bateaux. On les trouve aussi dans les petites machines dans les ateliers et dans les automobiles [BOO09].

La surveillance par l'analyse des vibrations est essentielle, du fait que les vibrations sont porteuses d'informations qui caractérisent l'état de fonctionnement de certains composants ou

éléments mécaniques de la machine. Elle permet de mettre en évidence un grand nombre de défaillances causant une diminution de la durée de vie de la machine. Les défauts les plus rencontrés sont : le défaut de balourd ou d'équilibrage des parties tournantes, un mauvais alignement d'une ligne d'arbre, des engrenages usés ou endommagés, tension trop élevée des courroies de transmission, roulements défectueux et les frottements [RAO96]. Toutes ces défaillances provoquent des vibrations. Ces dernières causent des contraintes périodiques non désirées sur les composants de la machine, ce qui conduit à une fatigue, à l'usure ou des dommages.

La surveillance des vibrations est généralement réalisée par l'analyse de signaux recueillis sur la machine en fonctionnement. Ces mesures, qui représentent en fait, certains éléments de la machine, s'avèrent difficiles à lire à cause de la nature des signaux et de bruit qu'elles peuvent contenir.

Toutefois, il existe des méthodes de caractérisation, les plus communes se basent sur les significations de l'amplitude du signal telles que la valeur crête, la valeur crête à crête, la valeur efficace, le kurtosis et le facteur de crête [TAN99]. En effet, ces paramètres sont très utiles pour la détection, par contre ils sont insuffisants pour une surveillance complète [ROM09]. Actuellement et suite au développement des techniques de traitement du signal, il est devenu possible d'extraire l'information utile à partir des données vibratoires.

Dans le domaine de la surveillance des vibrations, l'analyse des signaux stationnaires a été en grande partie basée sur l'analyse spectrale ou la transformée de Fourier (TF). En pratique, la plupart des signaux vibratoires sont de type non stationnaire. La représentation spectrale devient limitée et ainsi, toutes les méthodes, basées sur la TF ont plus ou moins, les mêmes limites [CEX05, WU08].

En partant de la nature des signaux vibratoires et les limitations de la TF, il est nécessaire de s'orienter vers des méthodes plus adaptées telle que la Transformée en Ondelettes (TO).

Cette application est l'une des plus importantes méthodes dans le domaine de traitement du signal. Elle est particulièrement bien appropriée aux mesures non stationnaires. Son but principal est d'obtenir l'information la plus détaillée des données mesurées. L'application de la TO pour améliorer le diagnostic des machines tournantes a été bien étudiée et documentée [PRA02, SAN04].

Ces dernières années, une importance particulière a été accordée à l'application des méthodes combinées pour le diagnostic vibratoire. Un grand nombre d'applications a été développé, édité et publié. Yang *et al.* [YAN02], ont proposé une combinaison de l'analyse du signal et de l'intelligence artificielle pour le diagnostic des paliers à roulements. Une autre combinaison a été

proposée par Samanta *et al.* [SAM04], servant à comparer les performances de la classification des défauts d'engrenage par les réseaux de neurones et les machines à vecteurs de support (en anglais : *Support Vector Machine*, SVM). La sélection des caractéristiques d'entrées aux classificateurs a été optimisée par les algorithmes génétiques. Dans les mêmes tendances, Yang *et al.* [YANG04], ont proposé un nouveau réseau de neurones qui synthétise la théorie de la résonance adaptative et la stratégie d'apprentissage des réseaux Kohonen. Rafiee *et al.* [RAF07], ont utilisé le réseau multicouche pour la reconnaissance des défauts d'engrenages et de roulements. L'extraction des caractéristiques a été effectuée à l'aide de paquets d'ondelettes. Dans un autre travail de recherche, Qingbo *et al.* [QIN07], ont utilisé la méthode Kernel Analyse en Composante Principale (KACP) pour l'extraction des caractéristiques. La classification des différents états de la boîte à vitesses a été faite par la méthode de sous-espace. Fondé sur la théorie des réseaux de neurones probabilistes, Romaniuk *et al.* [ROM09], ont présenté une application pour la classification des défauts en utilisant une nouvelle méthode d'extraction des caractéristiques basée sur les harmoniques du spectre. Sur le même axe, Wang *et al.* [WAN09], ont développé un classificateur intégré basé sur la technique neuro-flow, pour la surveillance en temps réel de l'état des machines.

Les vibrations provoquées par les défauts de balourd, d'engrenage et de roulement, expliquent la majorité des problèmes rencontrés dans les machines tournantes. Leur surveillance est primordiale pour assurer en permanence la conduite optimale de la machine.

Dans cette tendance, plusieurs travaux ont été réalisés dans le but de détecter d'éventuels dysfonctionnements et de suivre leur évolution [CHE08, YAN02, SAW07, SRI10]. Dans ces travaux, les auteurs ont utilisé une analyse basée sur les outils de traitement du signal et de l'intelligence artificielle afin de localiser les éléments défectueux.

Dans ce chapitre, nous commençons par donner un bref rappel sur les notions de vibration et les principaux défauts pouvant se produire dans les machines tournantes. Cette présentation sera suivie par une description explicite des bancs d'essais utilisés.

La deuxième partie de ce chapitre est consacrée à l'analyse des signaux vibratoires mesurés, par les méthodes existantes et proposées. Ces méthodes sont présentées et discutées en utilisant des mesures réelles acquises par le biais des accéléromètres piézoélectriques, afin de pouvoir appliquer la bonne méthode de surveillance qui convient le mieux au cas considéré.

### **3.2 Définition théorique d'une vibration**

La norme ISO 2041 « Vibrations et chocs - Vocabulaire (Août 1990) » définit la notion de vibration : variation avec le temps de l'intensité d'une grandeur caractéristique du mouvement ou

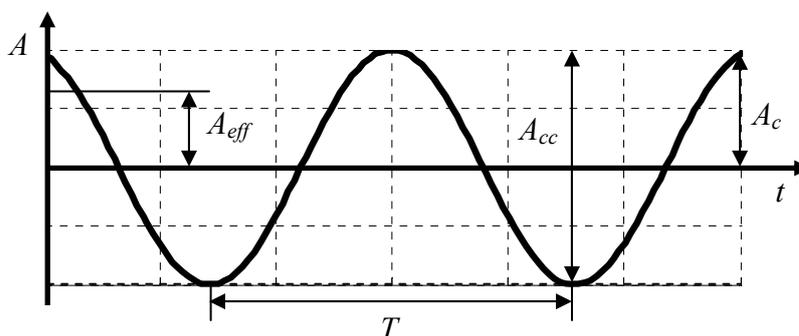
de la position d'un système mécanique, lorsque l'intensité est alternativement plus grande et plus petite qu'une certaine valeur moyenne ou de référence.

En fait, un corps est dit en vibration lorsqu'il est animé d'un mouvement oscillatoire autour d'une position d'équilibre ou de référence. Ces mouvements peuvent être soit périodiques ou apériodiques (harmoniques ou aléatoires).

Une vibration est définie par :

- Son **amplitude** ( $A$ ), qui est la valeur de ses écarts par rapport au point d'équilibre. On peut définir : l'amplitude crête ( $A_c$ ), l'amplitude crête à crête ( $A_{cc}$ ) et l'amplitude efficace ( $A_{eff}$ ).
- Sa **période** ( $T$ ), durée correspondant à l'intervalle du temps entre deux positions successives identiques; l'unité s'exprime en secondes.
- Sa **fréquence** ( $f$ ), qui est le nombre de cycles par seconde, et qui est l'inverse de la période  $T$ ; l'unité est le Hertz (Hz).

Dans le cas d'une vibration de type sinusoïdal, les différentes grandeurs définies précédemment sont décrites comme suit :



**Figure 3.1 :** Représentation d'un signal sinusoïdal

### 3.3 Principaux défauts rencontrés dans les machines tournantes

Les vibrations sont adaptées à la détection et au diagnostic des anomalies affectant les éléments mécaniques d'une machine. Un diagnostic fiable et précis n'est possible que si l'on connaît les signes associés à chaque défaut.

L'analyse fréquentielle d'une vibration produite par un élément de la machine se compose généralement des amplitudes et des fréquences. Les fréquences caractéristiques des différents éléments ne changent pas pendant le mouvement vibratoire bien que leurs niveaux puissent changer d'un endroit à l'autre. L'augmentation de ce dernier dans le spectre est révélatrice d'un signe de défaillance.

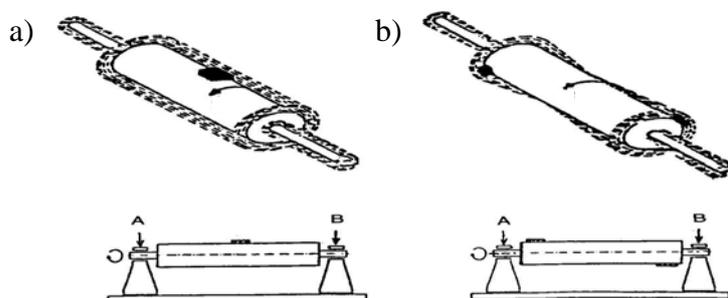
Malheureusement, un même signal vibratoire peut correspondre à plusieurs défauts. Il faut donc établir la liste de tous les défauts correspondant aux différents éléments mécaniques et leurs fréquences caractéristiques, pour aller progressivement vers l'hypothèse la plus probable.

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés principalement aux défauts de balourd, d'engrenage et de roulement.

### 3.3.1 Défaut de balourd

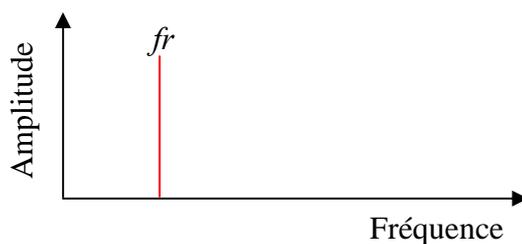
Le balourd est la principale cause des problèmes de vibrations. Il est causé par une mauvaise répartition de masses dans la structure, entraînant un déplacement du centre de gravité en dehors de l'axe géométrique du rotor. De ce fait, il en résulte l'application de forces centrifuges qui tendent à déformer le rotor. Ces déséquilibres proviennent généralement de défauts d'usinage, d'assemblage et de montage. Ce phénomène se présente selon deux types :

- **Balourd statique** : les deux paliers A et B supportant le rotor vont subir, en même temps, l'effort centrifuge du au déséquilibre (figure 3.2 (a)).
- **Balourd dynamique** : dans ce cas les deux paliers supportant le rotor vont subir les efforts centrifuges de façon alternée (figure 3.2 (b)).



**Figure 3.2** : Défaut de balourd

Le défaut de balourd se révèle dans le spectre, par une composante d'amplitude élevée à la fréquence caractéristique qui est la fréquence de rotation de l'arbre  $f_r$  ( $f_r = V/60$  avec  $V$  : la vitesse de rotation en tours par minute (tr/mn)), [TAN06], (figure 3.3).



**Figure 3.3** : Spectre théorique du défaut de balourd

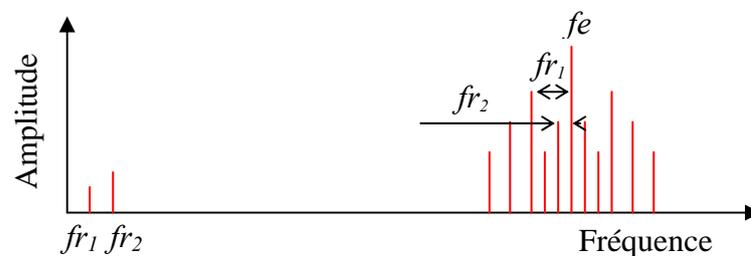
### 3.3.2 Défaut d'engrenage

Les engrenages sont des éléments importants dans la transmission de mouvement. Leur surveillance est primordiale pour assurer la conduite optimale de la machine.

Un engrenage se compose de deux roues dentées de  $Z_1$  et  $Z_2$  dents, tournant aux fréquences de rotation  $fr_1$  et  $fr_2$ . Les deux roues dentées s'engrènent à une fréquence dite la fréquence d'engrènement  $fe$ , elle est donnée par la formule suivante :

$$fe = Z_1 \times fr_1 = Z_2 \times fr_2 \quad (3.1)$$

Le défaut d'engrenage introduit une modulation d'amplitude du signal vibratoire, ce qui se traduit par l'apparition dans le spectre, de raies aux fréquences  $fr_1$  et  $fr_2$  et des bandes latérales autour de la fréquence d'engrènement et ses harmoniques [TAN06]. Ces bandes latérales se composent de plusieurs raies espacées de  $fr_1$  et  $fr_2$  (figure 3.4).



**Figure 3.4 :** Spectre théorique du défaut d'engrenage

### 3.3.3 Défaut de roulement

De nombreuses machines sont équipées de paliers à roulements, car ils présentent une meilleure solution pour lutter contre le frottement des organes en mouvement de rotation. Par ailleurs, ils représentent une source de panne fréquente. Parmi les défauts qu'on peut rencontrer sur les roulements, on trouve : l'usure, l'écaillage, le grippage, etc. [BRU02].

Les roulements défectueux génèrent des vibrations de fréquences égales aux vitesses de rotation de chaque élément du roulement (figure 3.5). Ils correspondent notamment à la rotation des billes, de la cage et au passage des billes sur les bagues intérieure et extérieure.

Pour un défaut :

- Sur la Bague Extérieure (BE), la fréquence est :

$$f_{BE} = \frac{n}{2} fr \left( 1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \quad (3.2)$$

- Sur la Bague Intérieure (BI), la fréquence est :

$$f_{BI} = \frac{n}{2} fr \left( 1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \quad (3.3)$$

– Sur l'élément roulant ou la Bille (B), la fréquence est :

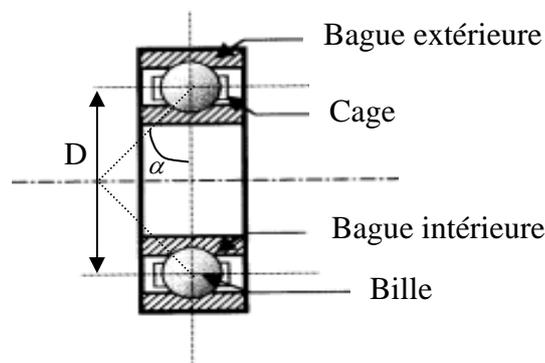
$$f_B = \frac{D}{d} f_r \left( 1 - \left( \frac{d}{D} \cos \alpha \right)^2 \right) \quad (3.4)$$

– Sur la Cage (C), la fréquence est :

$$f_C = \frac{f_r}{2} \left( 1 \pm \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \quad (3.5)$$

Avec, dans l'équation (3.5), le signe +, si la bague extérieure tourne et le signe -, si la bague intérieure tourne.

Où  $n$  est le nombre d'éléments roulants,  $f_r$  la fréquence de rotation de l'arbre,  $d$  le diamètre des éléments roulants,  $D$  le diamètre primitif et  $\alpha$  l'angle de contact.



**Figure 3.5 :** Roulement à billes

Les principales anomalies discutées précédemment et les fréquences auxquelles elles se manifestent ainsi que les directions de mesure, sont résumées dans le tableau suivant :

Type d'anomalie	Fréquence	Direction
Balourd	$f_r$	Radiale
Engrenage endommagé	$f_e$ & Bandes latérales	Radiale et/ou axiale
Détérioration de roulement	$f_{BE}, f_{BI}, f_B$ et $f_C$	Radiale et/ou axiale

**Tableau 3.1 :** Principales anomalies rencontrées dans les machines tournantes

### 3.4 Description des systèmes expérimentaux

Une surveillance fiable ne peut être obtenue que si le matériel de mesure est en adéquation avec les caractéristiques vibratoires fournies par les machines, de même que les données soient traitables avec les outils de post traitement qui doivent faciliter le diagnostic.

L'analyse des vibrations peut mettre en oeuvre différents niveaux de matériels et de techniques. Ceux-ci dépendent de l'investissement et les compétences disponibles. Il est

indispensable de posséder un matériel de mesure des vibrations, tels que les capteurs d'accélération ou les accéléromètres et le système d'acquisition de données. Dans ce travail, deux systèmes expérimentaux sont utilisés.

### 3.4.1 Système expérimental 1

Le système expérimental considéré est constitué de :

#### 3.4.1.1 Accéléromètres

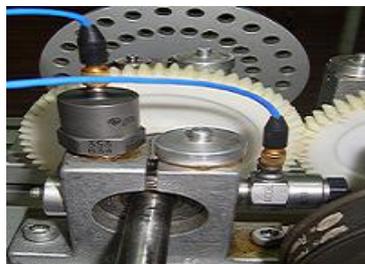
L'accéléromètre piézoélectrique est l'élément clé dans toute chaîne de mesure qui utilise l'analyse vibratoire. Son principe repose sur le fait qu'un élément piézoélectrique, soumis à une contrainte, délivre une charge électrique dont l'amplitude est proportionnelle à la force exercée.

L'accéléromètre est, aujourd'hui, le capteur le plus utilisé dans l'analyse des vibrations pour les raisons suivantes :

- Une bande passante très étendue,
- Une bonne dynamique (rapport signal/bruit),
- Une taille réduite et solide.

Afin d'assurer la surveillance et de prévoir les éventuelles anomalies qui peuvent survenir dans des conditions de mesures différentes, nous avons recueilli des mesures d'accélération par l'intermédiaire d'accéléromètres piézoélectriques de type 353B34 et 288D01 dont les caractéristiques sont mentionnées dans l'annexe.

Les accéléromètres sont vissés sur des embases collées sur les paliers, de manière à effectuer des mesures radiales (figure 3.6).



**Figure 3.6 :** Fixation des accéléromètres dans la direction radiale

#### 3.4.1.2 Système d'acquisition

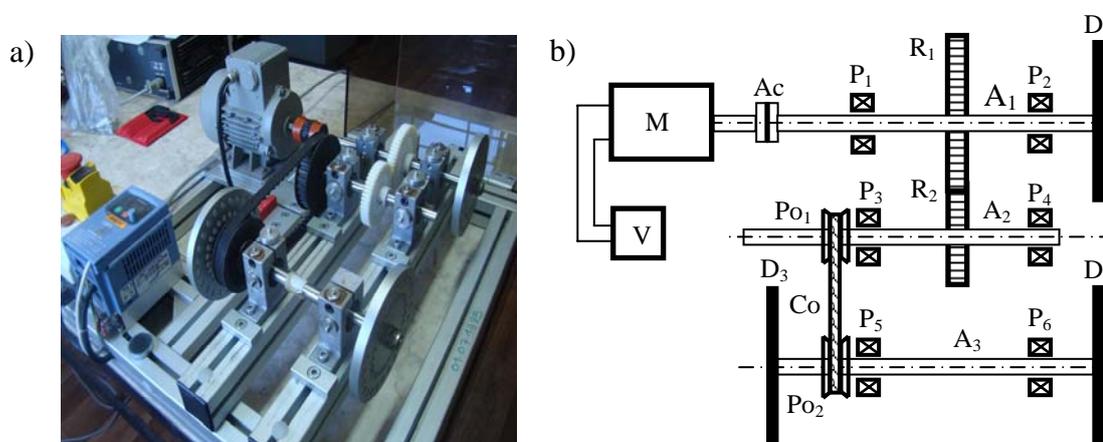
Le système d'acquisition OR25 est un collecteur de données multivoie. Son objectif est d'acquérir les mesures vibratoires des machines en fonctionnement. Il fonctionne en liaison avec un logiciel installé sur ordinateur (OR763). Ce dernier est conçu spécifiquement pour traiter les

signaux temporels enregistrés sur les organes tournants. Les caractéristiques de ce système sont présentées dans l'annexe.

### 3.4.1.3 Banc d'essais

Le banc d'essais est constitué d'un châssis en aluminium. Sur ce châssis sont montées trois lignes d'arbre par l'intermédiaire de six paliers à roulement de type rotule. Les trois lignes d'arbre sont liées en rotation par des roues dentées ayant 60 et 48 dents et une courroie de transmission (figure 3.7).

Le système est conduit par un moteur à induction délivrant une puissance de 0,18 kW, ce qui donne des vitesses de rotation nominale de 1500 tr/mn contrôlées par un variateur de vitesse.



**Figure 3.7 :** (a) Banc d'essais du système expérimental 1 et (b) Description schématique

Où, dans la figure 3.7 (b), M : moteur, V : variateur de vitesse, Ac : accouplement, P : palier, R : roue dentée, A : arbre, D : disque, Po : poulie, Co : courroie.

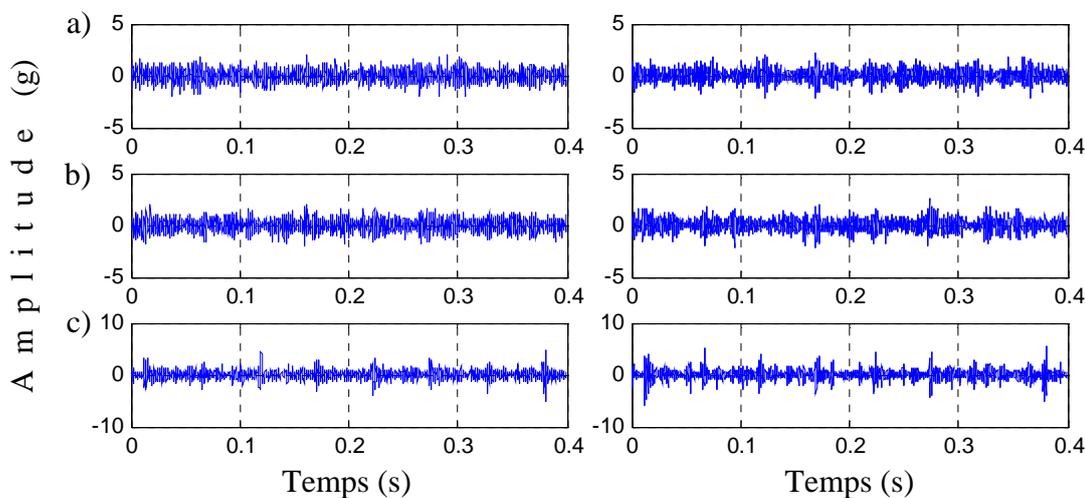
Deux défauts sont provoqués sur ce banc d'essais. Un défaut de balourd provoqué par un poids additionnel sur le disque ( $D_1$ ) et un défaut d'engrenage matérialisé par un remplissage entre deux dents.

Les techniques de diagnostic utilisées dans cette étude sont basées sur les mesures expérimentales des signaux vibratoires avec ces deux défauts. Les deux accéléromètres employés permettent de mesurer les vibrations radiales dans la Direction Verticale (DV) et dans la Direction Horizontale (DH) pour différents états du système à différentes vitesses de rotation du moteur.

Les mesures ont une longueur d'acquisition de 400 millisecondes et la fréquence d'échantillonnage utilisée est 5120 Hz avec 2048 échantillons.

La figure 3.8 représente les signaux vibratoires d'un fonctionnement normal du système, avec un défaut de balourd et avec un défaut d'engrenage. Ils sont mesurés sur le palier ( $P_1$ ) dans les

directions DV et DH. Le moteur tourne avec une vitesse de 900 tr/mn correspondant à une fréquence de 15 Hz.



**Figure 3.8 :** Signaux temporels de la direction radiale (à gauche : DV, à droite : DH) mesurés à 900 tr/mn (15 Hz) : (a) Sans défaut, (b) Défaut de balourd et (c) Défaut d'engrenage

### 3.4.2 Système expérimental 2

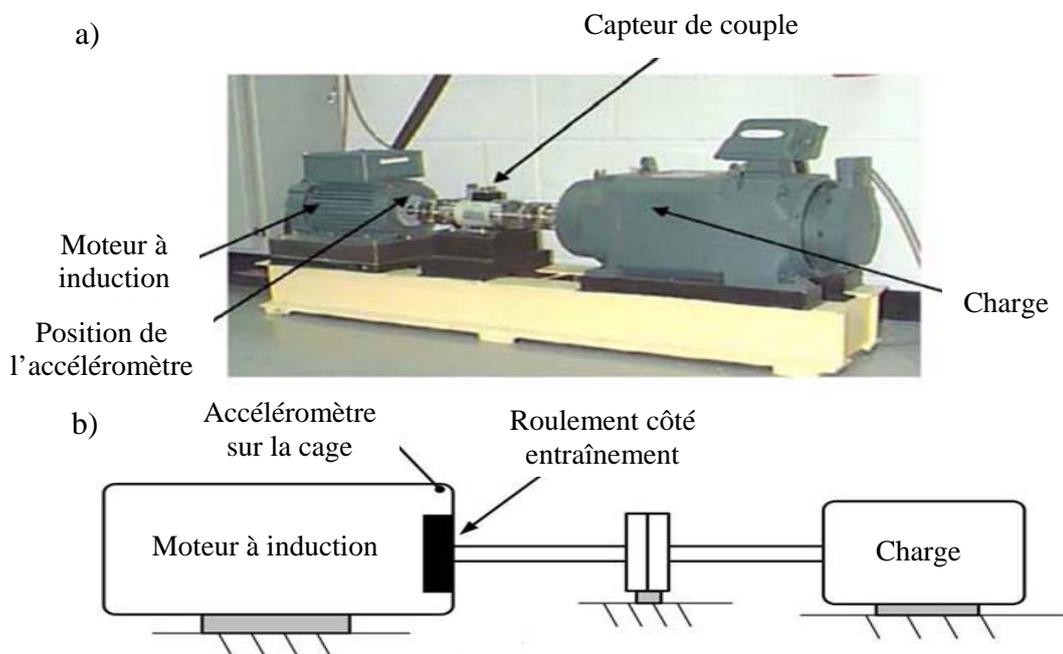
Le banc d'essais du système expérimental est composé principalement d'un moteur électrique asynchrone de 2 HP, relié à un transmetteur de couple, accouplé à une génératrice, jouant le rôle d'une charge, et permettant ainsi de varier la puissance générée par le moteur. Il est représenté sur la figure 3.9 [HUA10].

Le diagnostic de ce système est entièrement basé sur les signaux vibratoires obtenus à partir de "Bearing Data Center" [LOP03]. Ce site permet d'accéder à la base de données des roulements à billes de type SKF, normaux et défectueux.

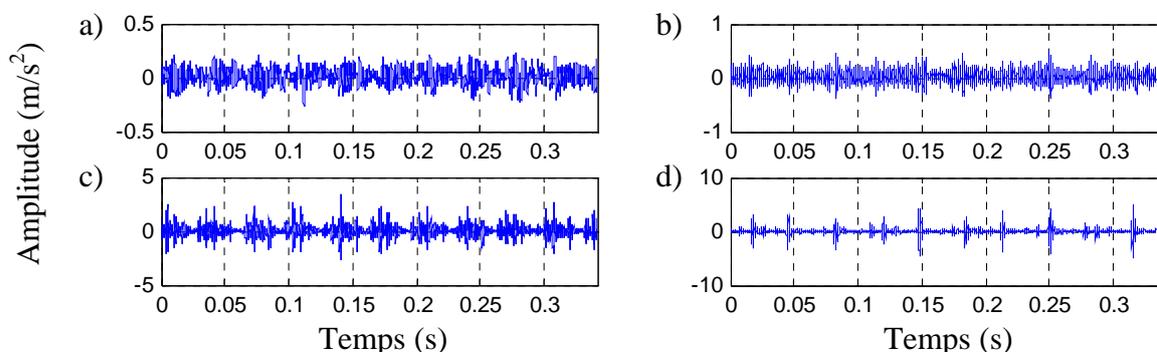
Les signaux vibratoires sont enregistrés à l'aide d'un accéléromètre fixé par aimant sur la cage du moteur (coté entraînement). Les données ont été recueillies dans quatre conditions différentes : état normal, défaut sur la bague intérieure, défaut sur la bague extérieure et défaut sur les billes. Les diamètres des défauts créés sur la bague intérieure et les billes sont 0,1778, 0,3556 et 0,5334 mm, et sur la bague extérieure sont 0,1778 et 0,5334 mm. Tous les défauts ont une profondeur de 0.2794 mm.

Les signaux sont échantillonnés à une fréquence de 12 kHz avec 122000 échantillons et la durée de chaque signal est de 10 secondes. Toutes les expériences ont été répétées pour quatre conditions de charge : 0, 1, 2 et 3 HP. Les mesures expérimentales ont été enregistrées sur une gamme de quatre vitesses différentes : 1730, 1750, 1772 et 1797 tr/mn correspondant respectivement aux environs : 28.8, 29.1, 29,5 et 30 Hz.

La figure 3.10 représente les premiers 4096 échantillons des signaux vibratoires de l'état normal et les différents états defectueux avec un défaut de diamètre 0.5334 mm et une vitesse de rotation de 1797 tr/mn (30 Hz).



**Figure 3.9 :** (a) Banc d'essais du système expérimental 2 et (b) Description schématique



**Figure 3.10 :** Signaux vibratoires mesurés à 1797 tr/mn (30 Hz) de l'état normal (a) et avec défaut de diamètre 0.5334mm sur B (b), BI (c) et BE (d)

Les vibrations excessives doivent être évitées et rapidement supprimées lorsqu'elles sont détectées, car elles ont pour effet d'accélérer l'usure de l'équipement et causer des dommages pouvant provoquer une défaillance et parfois même un accident catastrophique.

Le diagnostic repose donc sur la mesure et l'analyse permanente ou périodique de données vibratoires recueillies sur une machine en fonctionnement. Le traitement de ces informations nécessite l'application d'outils adaptés à ce type de données. Ce traitement constitue l'objet de la section suivante.

### 3.5 Outils de la détection et du diagnostic des défauts

Les machines en fonctionnement induisent généralement des vibrations. Pour assurer leurs surveillances on doit prendre en considération l'analyse de ces vibrations. Afin de détecter d'éventuels dysfonctionnements et de suivre leur évolution, certains cas nécessitent simplement un calcul ou relevé d'un indicateur suivi d'une comparaison avec un seuil. D'autres, nécessitent une analyse plus fine par outils de traitement du signal, afin de localiser les éléments défectueux.

Nous présentons dans ce paragraphe quelques outils de traitement du signal adéquats à la détection et au diagnostic des défauts.

#### 3.5.1 Analyse temporelle

Le paramètre significatif pour la surveillance d'une machine tournante est le niveau vibratoire. L'augmentation de ce dernier est révélatrice de la dégradation de l'état de cette machine.

La première observation possible d'un signal vibratoire est la représentation temporelle. Plusieurs paramètres ou indicateurs sont définis à partir de l'analyse temporelle, tels que la valeur crête, la valeur crête à crête et la valeur efficace. Autres informations utiles peuvent être extraites en employant par exemple le kurtosis et le facteur de crête. Ces derniers sont actuellement les indicateurs les plus fiables notamment pour la détection des défauts d'engrenages et de roulements [TAN99].

La surveillance par ces indicateurs, consiste à apprécier le niveau vibratoire de la machine en calculant par exemple un indicateur, puis en le comparant à une valeur recommandée. Pour illustrer cette méthode, on utilise le kurtosis comme indicateur de détection des défauts d'engrenage de la figure 3.8 (c) et de roulement de la figure 3.10 (c). Les valeurs calculées sont regroupées dans le tableau 3.2.

Engrenage				Roulement	
DV		DH		Sans défaut	Avec défaut
Sans défaut	Avec défaut	Sans défaut	Avec défaut		
3.00	5.76	3.41	7.25	2.76	7.44

**Tableau 3.2 :** Kurtosis des signaux d'engrenage et de roulement

L'avantage de ce type d'indicateur est sa simple utilisation. Par ailleurs, l'évolution d'un défaut sur une machine dont le niveau vibratoire est relativement élevé, peut être masqué par le bruit. Le paramètre calculé ne permet pas alors de détecter ce défaut, du moins pas à un stade précoce de son développement ou de sa naissance.

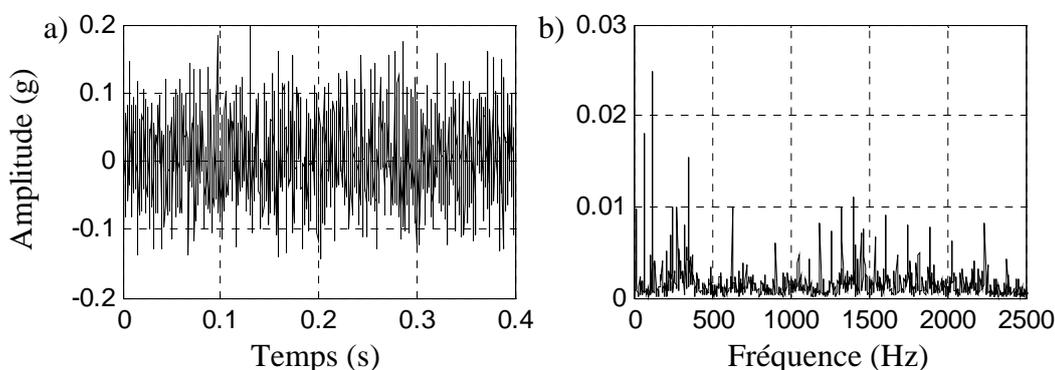
De plus, sous une mesure des indicateurs, tous les phénomènes mécaniques sont confondus (balourd, engrènement, roulement, etc.). Cette mesure permet de suivre l'état d'une machine, mais elle ne permet pas d'établir un diagnostic. Donc la surveillance par ces indicateurs ne représente qu'une politique de sécurité.

### 3.5.2 Analyse spectrale

Le signal mesuré n'est en fait que la réponse des composants constituant le système. La plupart des fréquences caractéristiques sont proportionnelles à la fréquence de rotation. L'analyse spectrale permet de mettre en évidence les différentes périodicités du signal original  $s(t)$ . Pour obtenir le spectre  $S(w)$  de  $s(t)$ , on applique la transformée de Fourier :

$$S(w) = \int_{-\infty}^{+\infty} s(t)e^{-iwt} dt \quad (3.6)$$

Dès lors qu'un défaut se présente sous forme par exemple d'un spectre net tel que le balourd ; phénomène se manifestant à la fréquence de rotation, sa surveillance par l'analyse fréquentielle s'avère difficile du fait que dans le signal figurent d'autres composantes spectrales, pouvant entraîner des conclusions erronées dans l'interprétation des résultats (figure 3.11 (b)).



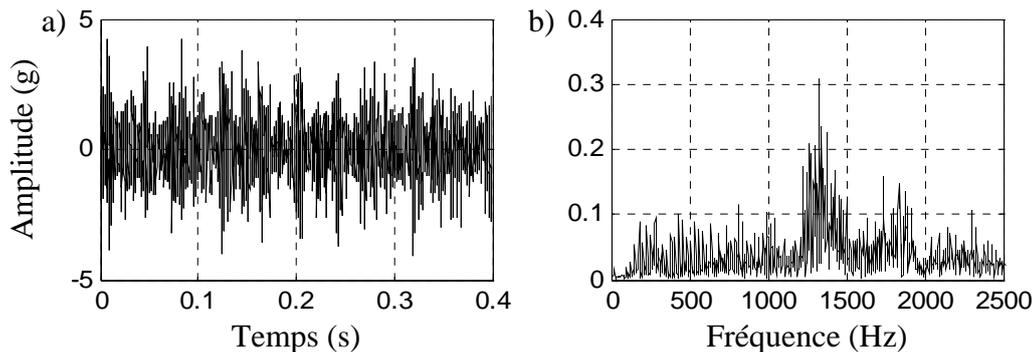
**Figure 3.11 :** (a) Signal temporel avec défaut de balourd mesuré à 20 Hz et (b) Son spectre.

(Système expérimental 1)

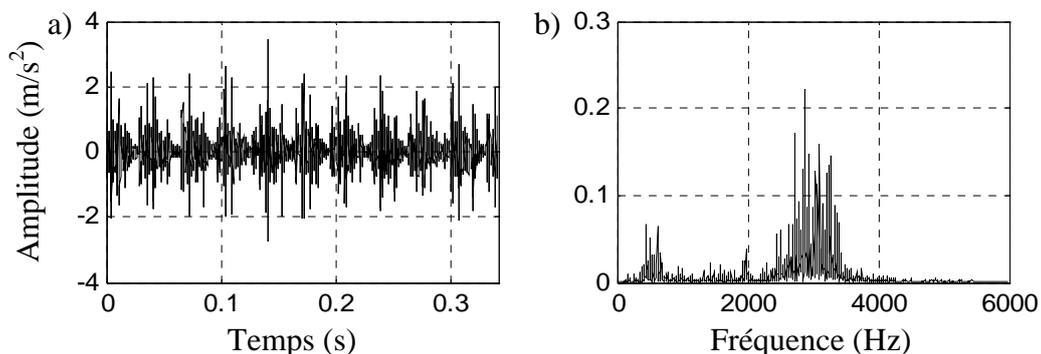
Lorsqu'on s'intéresse à des signaux générés par des chocs tels que les engrenages et les roulements, l'analyse spectrale devient limitée (voir, figures 3.12 (b) et 3.13 (b)).

Sur la figure 3.12 (b), on constate des bandes latérales autour de la fréquence d'engrènement. L'amplitude notée à cette fréquence ne représente pas uniquement le niveau vibratoire généré par le défaut mais aussi par la résonance de la structure.

Le spectre de la figure 3.13 (b) montre un pic dans les hautes fréquences suivis de bandes latérales. Ce pic ne correspond à aucune fréquence caractéristique du roulement mais à une fréquence de résonance. Il ne donne pas d'informations sur l'existence du défaut.



**Figure 3.12 :** (a) Signal temporel avec défaut d’engrenage mesuré à 20 Hz et (b) Son spectre. (Système expérimental 1)



**Figure 3.13 :** (a) Signal temporel de roulement avec défaut sur la bague intérieure mesuré à 30 Hz et (b) Son spectre. (Système expérimental 2)

L’identification visuelle des fréquences caractérisant les défauts sur le spectre n’est pas toujours évidente. Il résulte alors une lecture difficile du spectre, les pics générés par les défauts sont noyés dans l’ensemble et l’identification devient quasiment impossible.

### 3.5.3 Analyse cepstrale

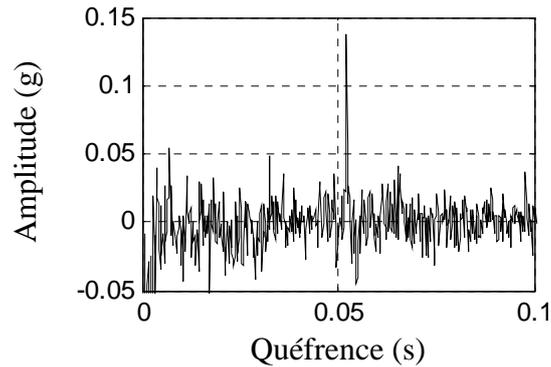
Le cepstre d’un signal temporel représente une image temporelle de ce dernier. Il se définit comme la transformée de Fourier inverse du logarithme du spectre. L’image obtenue est une courbe qui est fonction du temps (quéfrencé) [AUG01, BOU03]. Le cepstre est exprimé par :

$$C(\tau) = TF^{-1}[\log(S(w))] \tag{3.7}$$

Où  $\tau$  est la quéfrencé.

Le cepstre constitue une aide efficace à l’interprétation des spectres [AUG01]. Il permet de distinguer des défauts ayant des structures périodiques spectrales souvent complexes dues à plusieurs modulations d’amplitude. Les engrenages peuvent nécessiter ce type d’analyse.

En effet, le signal d’engrènement est souvent modulé par la fréquence de rotation des roues dentées. La figure 3.14 représente le cepstre du signal vibratoire avec défaut d’engrenage de la figure 3.8 (c). Elle montre un pic à la fréquence de rotation.



**Figure 3.14 :** Cepstre du signal avec défaut d'engrenage ( $f_r = 15$  Hz). (*Système expérimental 1*)

Rappelons que la TF est limitée aux signaux stationnaires. Ainsi, cette limitation a des répercussions sur les différentes méthodes basées sur la TF [CEX05, WU08]. Afin de procéder à un diagnostic correct, il est utile de pousser les investigations en utilisant des techniques plus adaptées.

### 3.5.4 Analyse d'enveloppe

L'analyse d'enveloppe est adaptée à la mise en évidence des défauts induisant des chocs périodiques ou une modulation en amplitude. Il consiste à filtrer le signal vibratoire par un filtre passe-bande. Le signal résultant est ensuite traité par la transformée de Hilbert afin d'obtenir l'enveloppe et son spectre.

Pour un signal temporel  $s(t)$ , la transformée de Hilbert est définie comme [BRU94] :

$$\tilde{s}(t) = \frac{1}{\pi} \int \frac{s(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (3.8)$$

Où  $\tau$  est une variable temporelle.

Le signal original  $s(t)$  et le signal  $\tilde{s}(t)$  sont additionnés pour obtenir le signal  $\hat{s}(t)$  :

$$\hat{s}(t) = s(t) + j\tilde{s}(t) \quad (3.9)$$

Le module de  $\hat{s}(t)$  définit l'enveloppe de  $s(t)$ , soit sa démodulation :

$$|\hat{s}(t)| = \sqrt{s(t)^2 + \tilde{s}(t)^2} \quad (3.10)$$

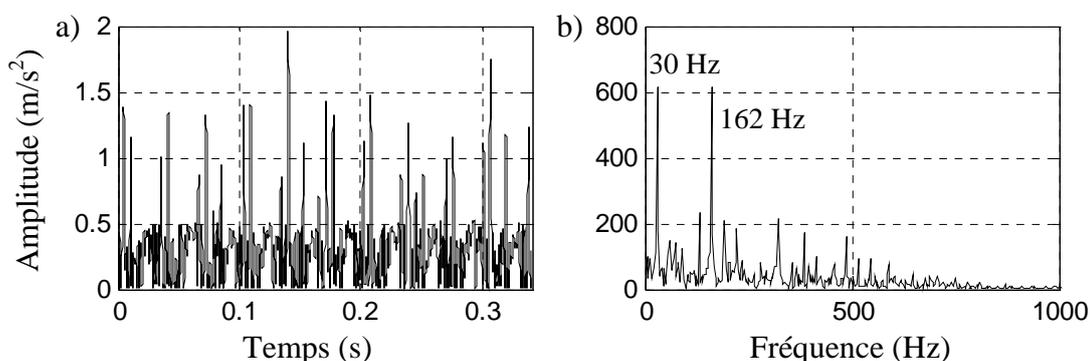
La technique de l'enveloppe par filtrage est assez sélective puisqu'elle prend en considération le mode de vibration dont le rapport signal/bruit est assez élevé. Le choix de la bande passante du filtre doit couvrir l'ensemble des composantes fréquentielles causées par la fréquence de résonance.

D'une manière générale, les défauts générant des chocs tels que les défauts de roulements, entraînent une modulation du signal. En utilisant l'analyse d'enveloppe, le pic présent dans le spectre de l'enveloppe correspond à la fréquence caractéristique du défaut.

Afin de tester la validité et l'applicabilité de cette technique, nous utilisons le signal vibratoire de roulement défectueux de la figure 3.10 (c). La fréquence caractéristique de la bague intérieure est de 162 Hz.

L'analyse spectrale de ce signal présente des émergences spectrales (voir, figure 3.13 (b)). La plus intéressante est celle se produisant à 2885 Hz correspondant à la fréquence de résonance du roulement.

L'identification de la nature de l'anomalie fait apparaître une des fréquences caractéristiques du roulement à laquelle il y a eu impact (figure 3.15 (b)). Le gabarit du filtre utilisé est choisi en fonction de la fréquence de résonance. Après un filtrage du signal dans la bande passante [2300-3300] Hz, le spectre de l'enveloppe présente bien des composantes fréquentielles à la fréquence caractéristique de la bague intérieure (162 Hz) ainsi que certaines de ses harmoniques. Ce qui confirme une détérioration sur la bague intérieure.



**Figure 3.15 :** (a) Enveloppe du signal de roulement avec défaut sur la bague intérieure et (b) Son spectre. (*Système expérimental 2*)

L'analyse d'enveloppe est une technique souvent utilisée dans le traitement des signaux vibratoires induits par des chocs périodiques. Afin de progresser au diagnostic d'autres défauts, la transformée en ondelettes est employée et nous allons montrer son application à l'aide des exemples.

### 3.5.5 Transformée en ondelettes

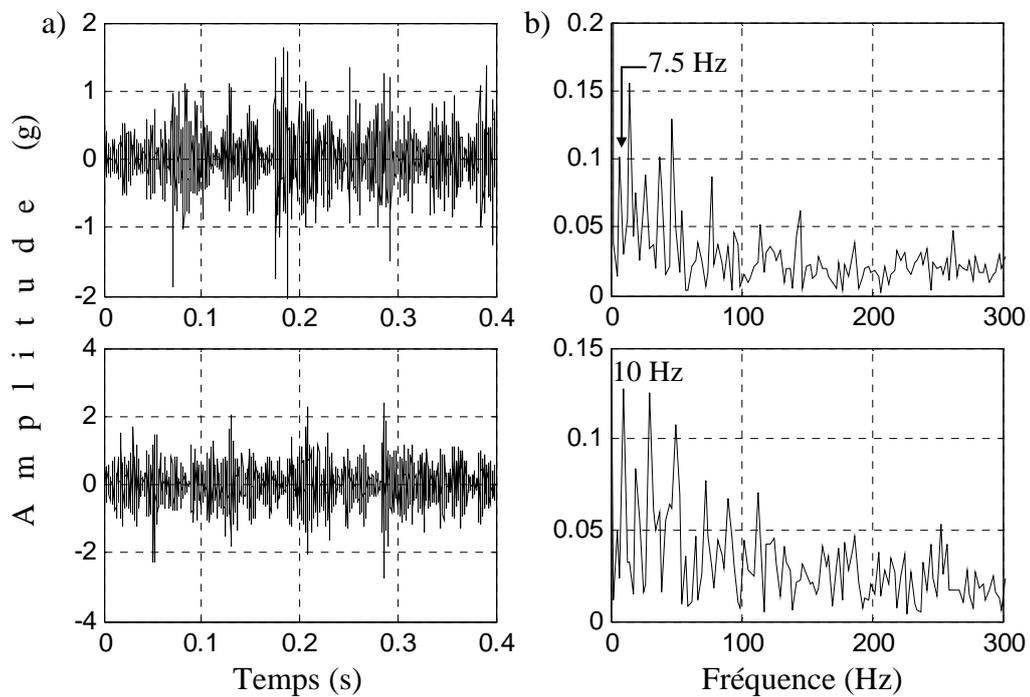
Un signal engendré par une machine contient de nombreuses informations sur son état de fonctionnement. Pour obtenir le maximum d'informations, on fait appel à des outils plus avancés de traitement du signal.

Dans cette application, nous allons utiliser la transformée en ondelettes comme outil de diagnostic [BEN11b, BEN12]. Deux variantes de la TO existent : la transformée en ondelettes continue et la transformée en ondelettes discrète. La TOC est défini comme suit :

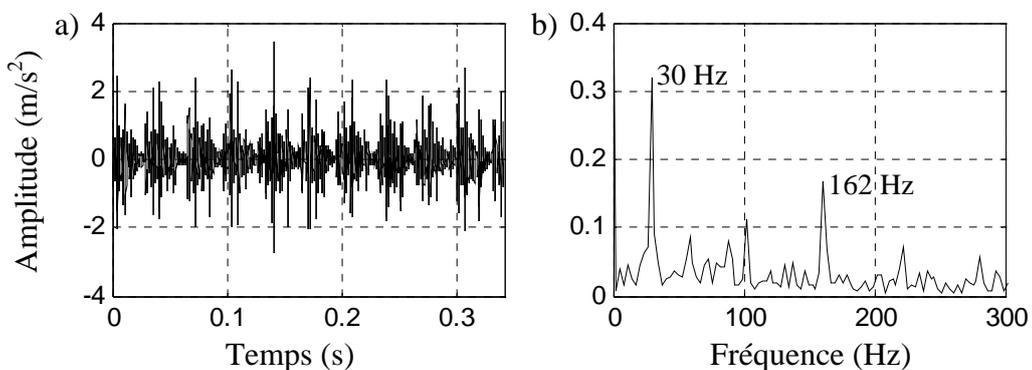
$$TOC(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi^* \left( \frac{t-b}{a} \right) dt \quad (3.11)$$

Pour bien juger l'existence d'un défaut, on effectue la TOC sur des signaux vibratoires avec de deux défauts séparés. Un défaut d'engrenage mesuré sur le palier P<sub>1</sub> à deux vitesses de rotation 7,5 et 10 Hz, et un défaut sur la bague intérieure du roulement de la figure 3.10 (c).

Les figures 3.16 (b) et 3.17 (b) montrent les résultats de l'application de l'ondelette de type Morlet. Sur la figure 3.16 (b), on voit clairement la fréquence de rotation de l'arbre et ses harmoniques, ce qui indique un défaut survenant sur l'engrenage. Le spectre de la figure 3.17 (b) met en évidence un défaut sur la bague intérieure du roulement (162 Hz).



**Figure 3.16 :** (a) Signaux temporels avec défaut d'engrenage mesurés à 7,5 et 10 Hz et (b) Leurs spectres obtenus par l'ondelette de Morlet. (*Système expérimental 1*)



**Figure 3.17 :** (a) Signal temporel de roulement avec défaut sur la bague intérieure et (b) Son spectre obtenu par l'ondelette de Morlet. (*Système expérimental 2*)

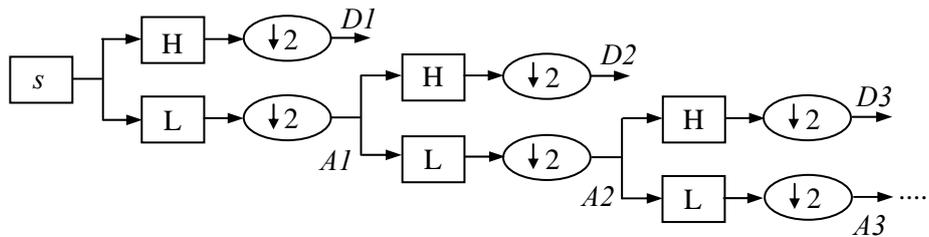
La TOD est la discrétisation de la TOC par des valeurs discrètes de  $a$  et  $b$ , avec  $a = a_0^m$  et  $b = nb_0 a_0^m$ . Elle est donnée par :

$$TOD(m, n) = a_0^{\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi(a_0^{-m} t - nb_0) dt \quad (3.12)$$

Le choix de  $a_0 = 2$  et  $b_0 = 1$  est particulièrement adapté pour l'analyse multirésolution. La TOD se réécrit alors :

$$TOD(m, n) = 2^{-\frac{m}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} s(t) \psi(2^{-m} t - n) dt \quad (3.13)$$

Le principe de l'analyse multirésolution est de faire passer un signal dans deux filtres passe-bas (L) et passe-haut (H) avec une décimation par 2 (figure 3.18). Le signal original peut être décomposé en plusieurs signaux avec différentes résolutions. L'information originale dans le domaine temporel ne sera pas perdue quand le signal est décomposé [GAI04, WU08].



**Figure 3.18 :** Décomposition en trois niveaux

Le filtre L va permettre de repérer les basses fréquences dans le signal (les approximations) et le filtre H les hautes fréquences (les détails). Les deux filtres sont construits à partir des fonctions d'échelle  $\phi(t)$  et d'ondelette  $\psi(t)$ , données par :

$$\phi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \phi(2^{-m} t - n) \quad (3.14)$$

$$\psi_{m,n}(t) = 2^{-m/2} \psi(2^{-m} t - n) \quad (3.15)$$

Le processus de décomposition peut être répété en utilisant l'approximation, de sorte qu'un signal puisse être décomposé à différentes résolutions. Les approximations et les détails sont définis comme suit :

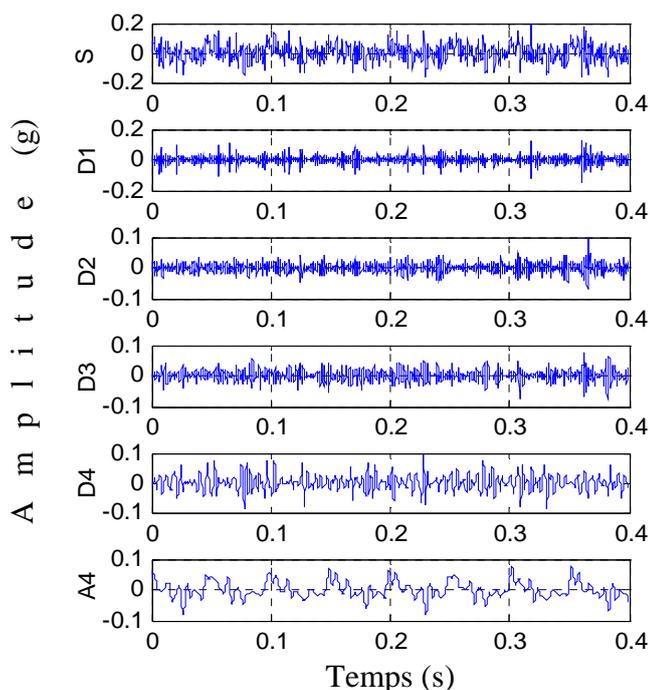
$$A_m = \sum_n \langle s, \phi_{m,n} \rangle \phi_{m,n} \quad (3.16)$$

$$D_m = \sum_n \langle s, \psi_{m,n} \rangle \psi_{m,n} \quad (3.17)$$

L'analyse multirésolution est appliquée en employant l'ondelette de Daubechies d'ordre quatre (db4) avec quatre niveaux de décomposition. Cette ondelette sert à extraire

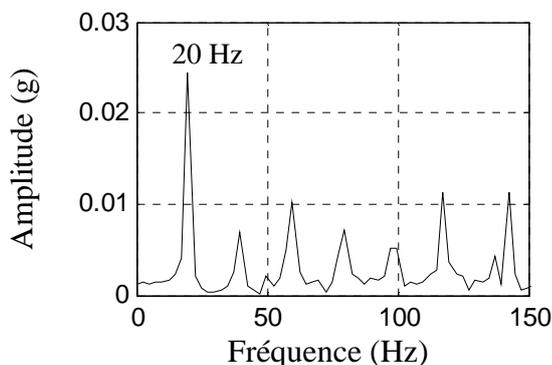
l'approximation du signal vibratoire avec défaut de balourd. Ce signal est relevé sur le palier P<sub>1</sub> de l'arbre A<sub>1</sub> seul, c'est-à-dire, sans engrènement. L'accéléromètre est fixé dans la direction verticale et le moteur tourne à 1200 tr/mn (20 Hz).

Le résultat de la décomposition est illustré sur la figure 3.19. Évidemment, il n'y a pas de démonstration particulièrement claire, de même qu'il n'est pas facile de détecter le défaut sur cette figure.



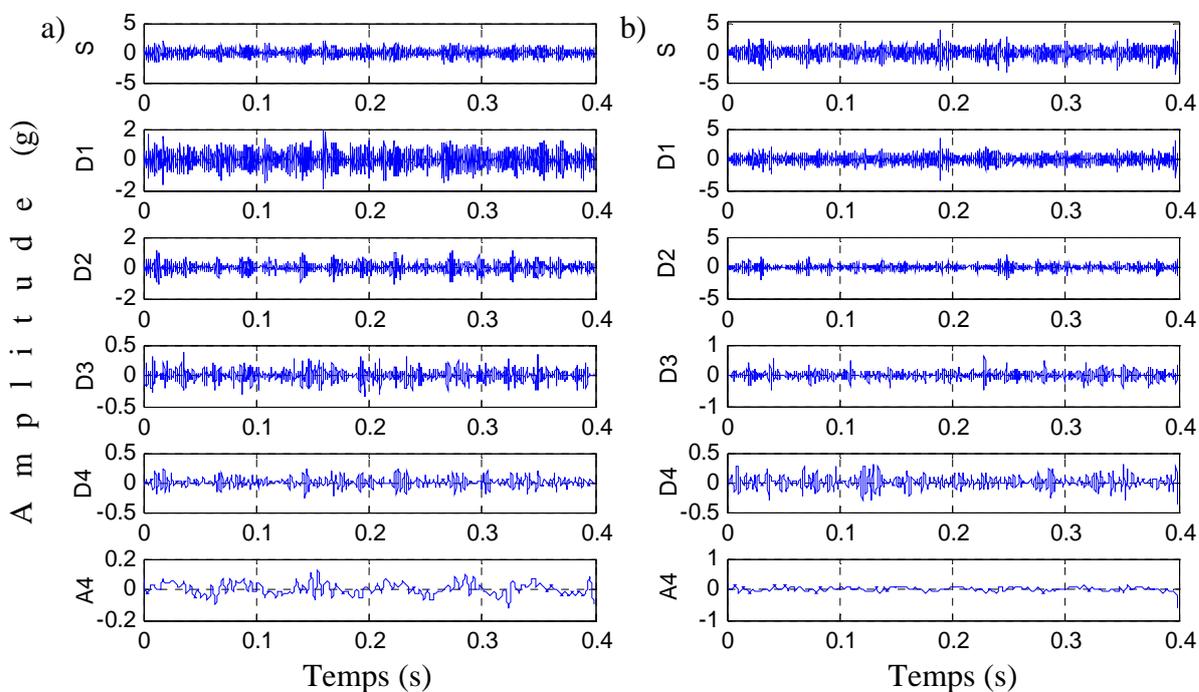
**Figure 3.19 :** Décomposition avec db4 du signal vibratoire avec défaut de balourd mesuré à 1200 tr/mn (20 Hz)

Le spectre de la quatrième approximation (A4) est présenté sur la figure 3.20. Le résultat est satisfaisant puisqu'on voit bien la composante spectrale de balourd. La méthode employée ne laisse passer que les composantes qui caractérisent le balourd.



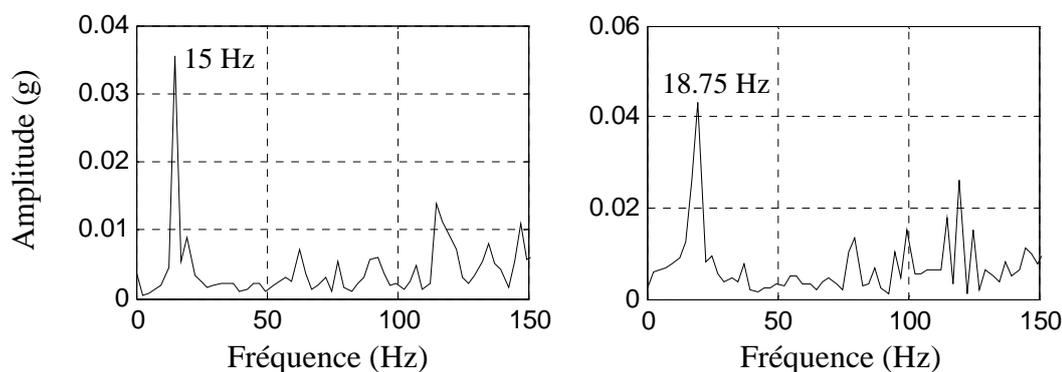
**Figure 3.20 :** Spectre de la quatrième approximation

En utilisant toujours db4 avec quatre niveaux de résolution. La figure 3.21 montre le résultat de la décomposition des signaux vibratoires avec défaut de balourd mesurés à 900 et 1125 tr/mn (15 et 18.75 Hz). Dans ce cas, les signaux sont mesurés sur le palier P<sub>1</sub> de l'arbre A<sub>1</sub> engrené avec l'arbre A<sub>2</sub>.



**Figure 3.21 :** Décomposition avec db4 des signaux vibratoires avec défaut de balourd mesurés à 900 (a) et 1125 tr/mn (b)

La figure 3.22 illustre les spectres des quatrièmes approximations. Il est clair que les pics aux fréquences 15 et 18.75 Hz sont présents. Ces fréquences représentent le défaut de balourd.



**Figure 3.22 :** Spectres des quatrièmes approximations

L'utilisation de la TO, nous a permis de remonter à la nature des défauts à savoir défaut de balourd, défaut d'engrenage et défaut de roulement, et de suivre l'influence de ces défauts sur le niveau vibratoire de la structure.

Dans la suite on utilisera la notation TO au lieu de TOD ou l'analyse multirésolution pour simplifier.

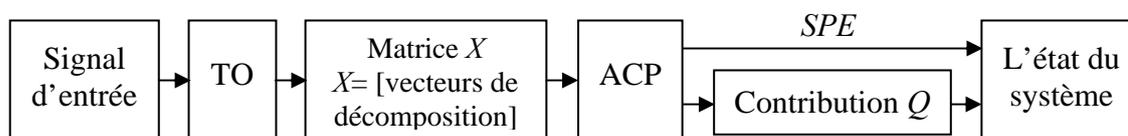
### 3.5.6 Méthodes combinées

La surveillance des vibrations contribue énormément au développement de nouvelles techniques d'analyse. Ces dernières peuvent extraire l'information utile à partir des données vibratoires et fournir de l'aide dans la détection et le diagnostic. Ce constat a été observé dans les travaux récents de plusieurs chercheurs, qui développent et appliquent différentes méthodes combinées.

Dans les mêmes tendances, nous proposons dans ce travail des méthodes combinées pour la surveillance des machines tournantes.

#### 3.5.6.1 Transformée en ondelettes et analyse en composante principale

Afin d'améliorer l'analyse des vibrations, nous proposons une méthode basée sur une combinaison entre la transformée en ondelettes et l'analyse en composante principale (TO-ACP) [BEN09, BEN10c], (figure 3.23).



**Figure 3.23** : Structure proposée du diagnostic des défauts

La combinaison proposée va nous aider à localiser le défaut dans une gamme fréquentielle basse ou haute. Cette méthode est évaluée en utilisant des données vibratoires mesurées sur le système expérimental 1, avec un défaut de balourd et un défaut d'engrenage.

Par définition, la fréquence caractéristique d'un défaut de balourd apparaît à la même fréquence de rotation de l'arbre, aux basses fréquences. Par contre, la vibration surveillée sur un engrenage défectueux montre généralement un niveau significatif à la fréquence d'engrènement et à ses harmoniques, c'est-à-dire, les hautes fréquences.

Dans ce contexte, la TO est utilisée pour extraire les vecteurs d'approximation et de détails du signal vibratoire par filtrage successif passe-bas et passe-haut. Ces vecteurs à différents niveaux de résolution sont employés comme entrée à l'algorithme de l'ACP pour détecter et localiser les situations anormales en utilisant la statistique  $Q$  ou  $SPE$  et la contribution  $Q$ , respectivement.

### 3.5.6.1.1 Acquisition de données

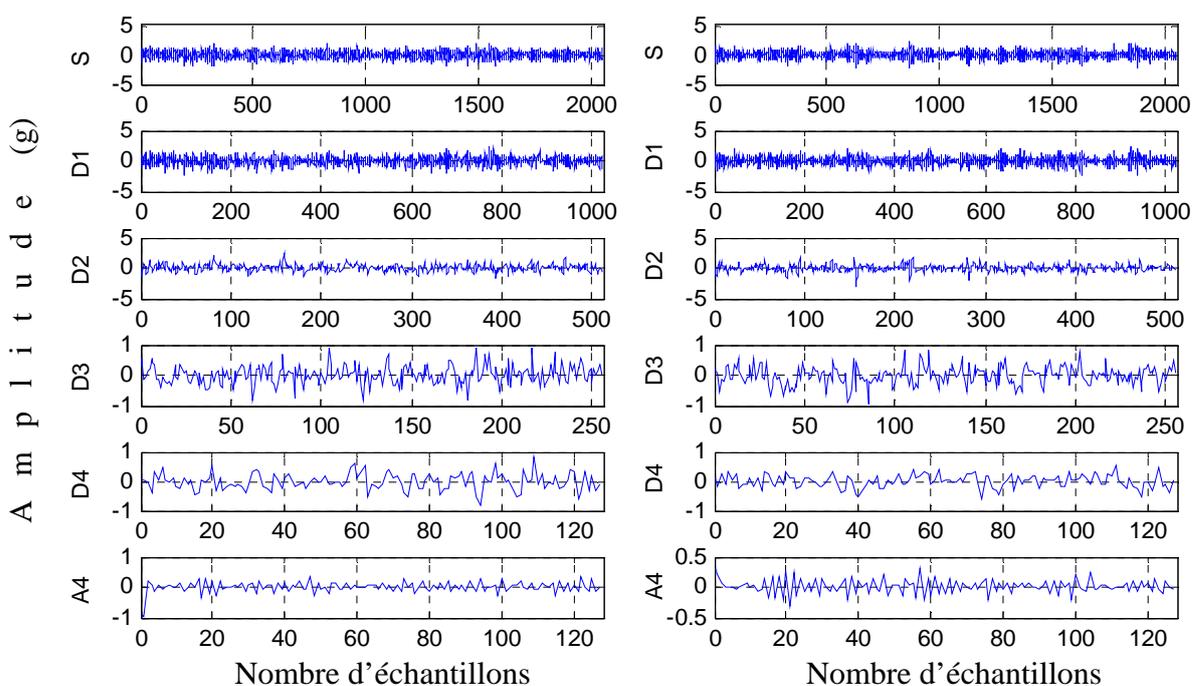
L'expérience décrite dans ce travail, contribue à la surveillance des machines tournantes afin de prévoir quelques états qui peuvent se produire sous différentes conditions de mesure. Les signaux vibratoires sont mesurés sur le palier P<sub>1</sub> dans la direction radiale à différentes vitesses de rotation.

La technique de diagnostic proposée est effectuée en deux étapes : la première étape est l'apprentissage ou le développement du modèle ACP. La deuxième étape consiste à tester la présence d'un défaut. Cette étape est basée sur le modèle développé (identique à l'organigramme de la figure 2.4). Rappelant que les mesures utilisées dans la phase d'apprentissage représentent l'état normal du système.

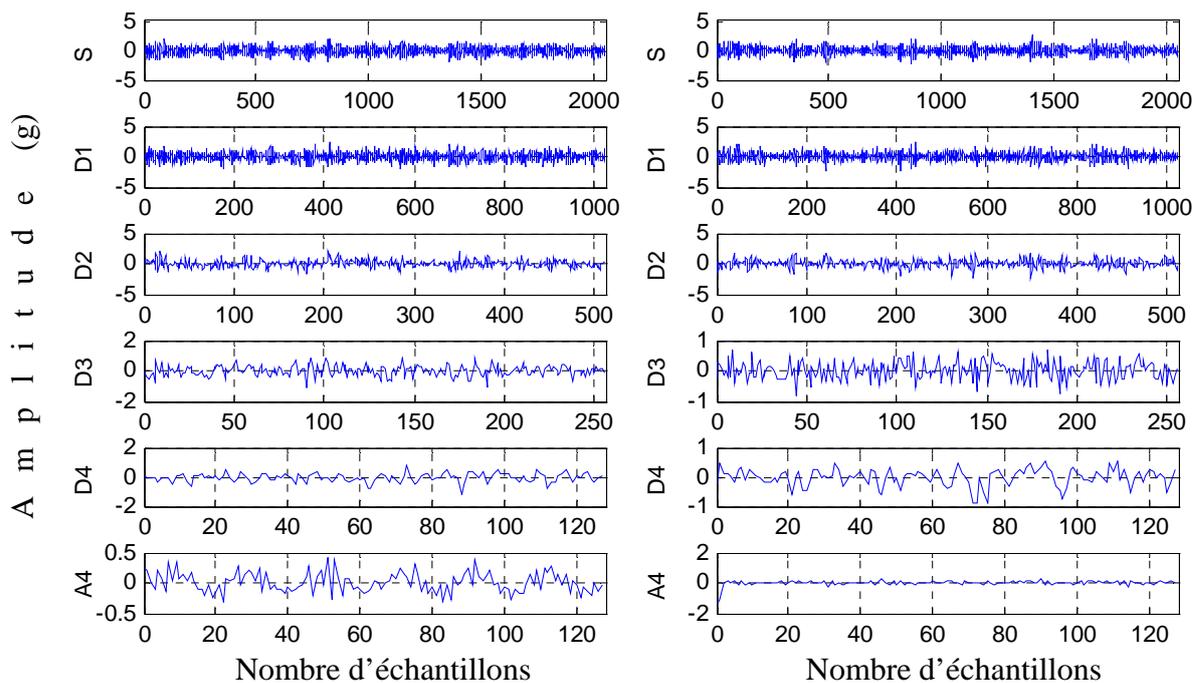
La collecte de données est effectuée selon la routine suivante : les signaux utilisés dans l'étape ou la phase d'apprentissage sont mesurés suivant sept vitesses de rotation différentes comprises entre 300 et 1275 tr/mn. Dans la phase de test, chaque signal avec défaut est mesuré à trois vitesses de rotation ; 675, 900 et 1275 tr/mn.

### 3.5.6.1.2 Détection et diagnostic des défauts par TO-ACP

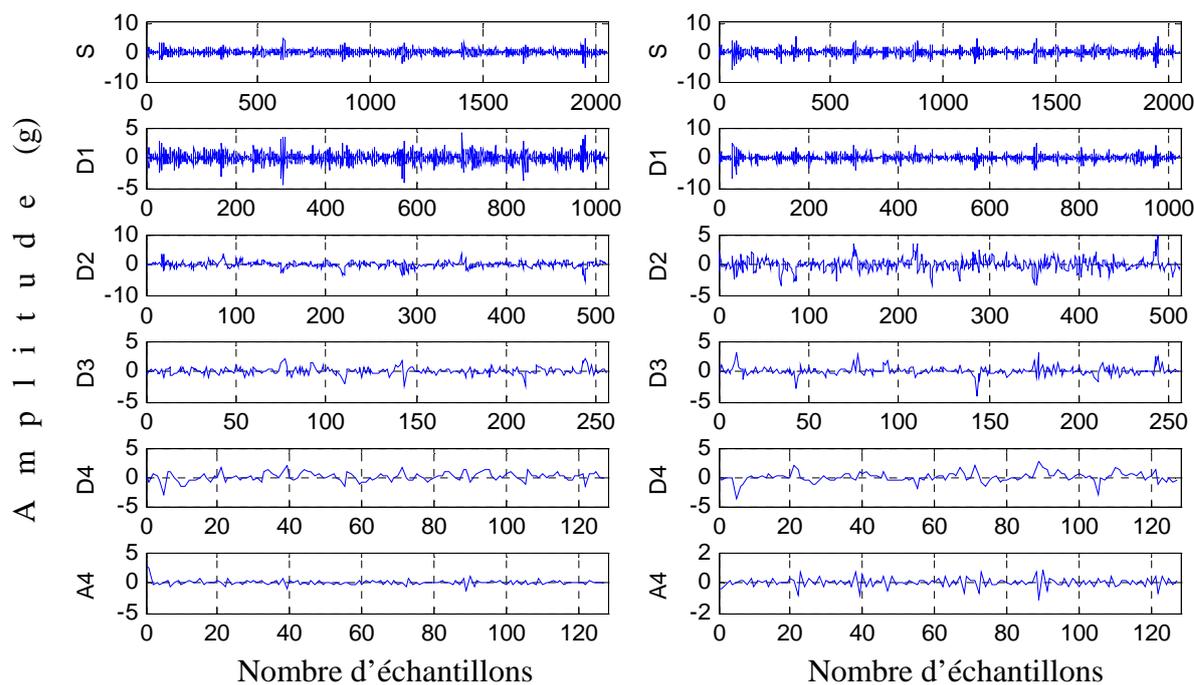
Les figures 3.24, 3.25 et 3.26 représentent respectivement les différents niveaux de résolution des signaux vibratoires avec l'ondelette de Daubechies d'ordre deux 2 (db2) et quatre niveaux de décomposition. Les signaux sont mesurés à 900 tr/mn, en considérant l'état normal, le défaut de balourd et le défaut d'engrenage.



**Figure 3.24 :** Décomposition avec db2 des signaux vibratoires de l'état normal mesurés à 900 tr/mn dans la DH (à droite) et dans la DV (à gauche)



**Figure 3.25 :** Décomposition avec db2 des signaux vibratoires avec défaut de balourd mesurés à 900 tr/mn dans la DH (à droite) et dans la DV (à gauche)



**Figure 3.26 :** Décomposition avec db2 des signaux vibratoires avec défaut d'engrenage mesurés à 900 tr/mn dans la DH (à droite) et dans la DV (à gauche)

Après traitement avec db2, les vecteurs de détails  $D1$ ,  $D2$ ,  $D3$  et  $D4$  et d'approximations  $A4$  résultant de la décomposition des signaux vibratoires prises radialement à la même vitesse de rotation, sont rassemblés dans la matrice suivante :

$$X = \begin{bmatrix} D1V^l & D2V^l & D3V & D4V^l & A4V^l & D1H^l & D2H^l & D3H & D4H^l & A4H^l \\ \vdots & \vdots \\ D1V^m & D2V^m & D3V^m & D4V^m & A4V^m & D1H^m & D2H^m & D3H^m & D4H^m & A4H^m \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

Avec, dans la matrice  $X$  (équation 3.18), le terme V désigne : Vertical et H : Horizontal.

Lors de la phase d'apprentissage, sept matrices sont rassemblées pour identifier le modèle ACP.

Le pourcentage de la variance doit satisfaire 85%. Il est calculé comme suit :

$$PCV(\ell) = 100 \left[ \frac{\sum_{j=1}^{\ell} \lambda_j}{\sum_{j=1}^n \lambda_j} \right] \% \geq 85\% \quad (3.19)$$

Le taux de sept premières composantes principales est trouvé égal à 85.93% (voir, tableau 3.3). Les sept CP sélectionnées, sont utilisées pour la détection et le diagnostic.

CP	Valeurs propres	Variance (%)	Total (%)
<b>1</b>	<b>1.8205</b>	<b>18.20</b>	<b>18.20</b>
<b>2</b>	<b>1.6721</b>	<b>16.72</b>	<b>34.92</b>
<b>3</b>	<b>1.2415</b>	<b>12.42</b>	<b>47.34</b>
<b>4</b>	<b>1.1818</b>	<b>11.82</b>	<b>59.16</b>
<b>5</b>	<b>1.0431</b>	<b>10.43</b>	<b>69.59</b>
<b>6</b>	<b>0.9053</b>	<b>09.05</b>	<b>78.64</b>
<b>7</b>	<b>0.7293</b>	<b>07.29</b>	<b>85.93</b>
8	0.6385	06.38	92.31
9	0.4135	04.13	96.44
10	0.3544	03.54	100

**Tableau 3.3 :** Variances des composantes principales

La matrice  $X \in \mathfrak{R}^{m \times 10}$  est approximée à partir des sept premières CP correspondant aux plus grandes valeurs propres de la matrice de covariance, comme suit :

$$\hat{X} = X\hat{P}\hat{P}^T \quad (3.20)$$

La matrice d'erreur est calculée par :

$$E = X - \hat{X} = X(I - \hat{P}\hat{P}^T) \quad (3.21)$$

Où  $\hat{P}$  représente la matrice des sept premiers vecteurs propres.

La présence d'un défaut provoque un changement dans les corrélations entre les variables. Pour détecter un tel changement, nous calculons la statistique  $Q$ , comme :

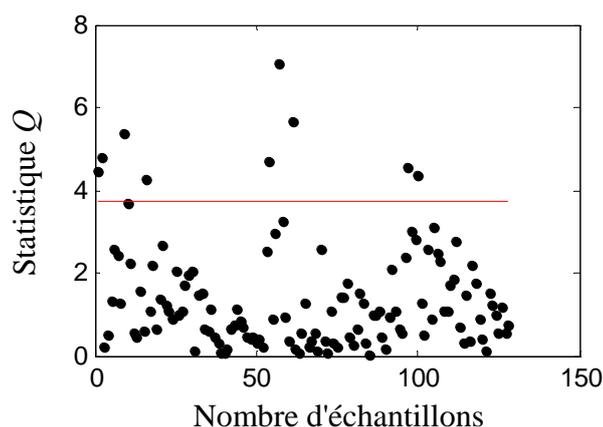
$$Q = e^T e = (x - \hat{x})^T (x - \hat{x}) \quad (3.22)$$

Le processus est en fonctionnement normal si :

$$Q \leq \delta_\alpha^2 \quad (3.23)$$

La statistique  $Q$  du modèle ACP est illustrée sur la figure 3.27. En employant une limite de fiabilité de 95%; le seuil de détection est de 3.7523. Cette valeur est représentée dans toutes les figures avec une ligne rouge.

Le taux de détection est employé pour évaluer la méthode. Sur la figure 3.27, il est montré que 7.03% des échantillons de la statistique  $Q$  sont au-dessus du seuil de détection.

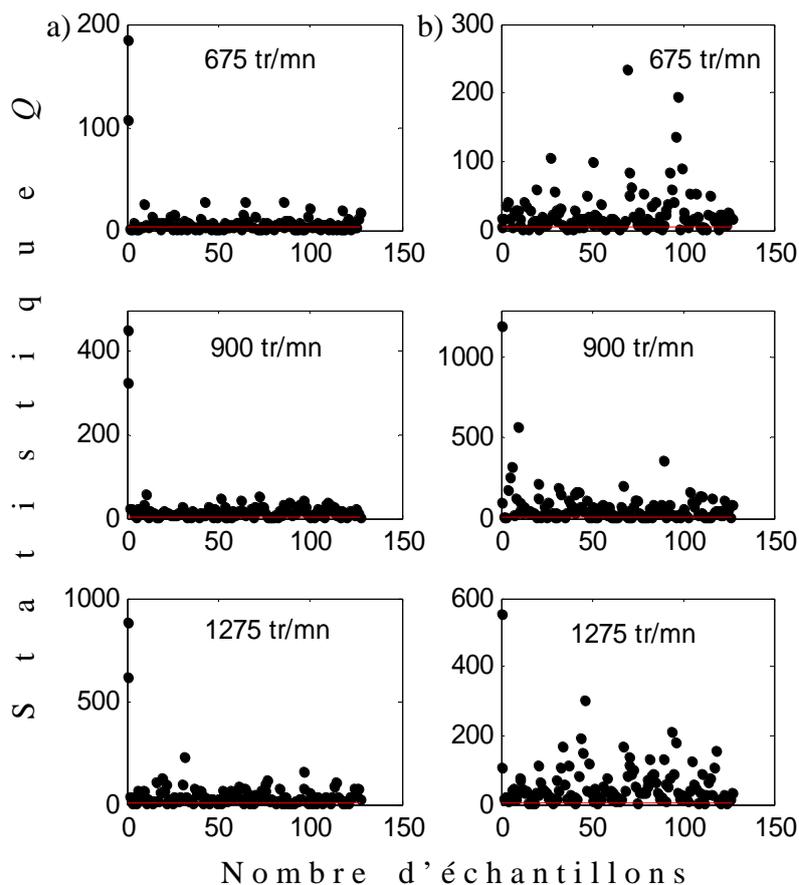


**Figure 3.27 :** Statistique  $Q$  des données d'apprentissage

Lors de la phase de test, trois matrices de chaque défaut sont rassemblées pour valider la méthode TO-ACP. Le but de la validation est de déterminer si la méthode proposée peut identifier le défaut quand il se produit. La statistique  $Q$  est utilisée pour détecter la variance anormale d'une donnée de test par rapport au modèle ACP.

Les nouvelles données sont comparées au seuil de détection du modèle. Les résultats de la détection des défauts sont représentés sur la figure 3.28 et les taux calculés sont récapitulés dans le tableau 3.4.

Nous prouvons clairement que la majorité des échantillons de la statistique  $Q$  sont au-dessus du seuil. En comparant ces pourcentages à 7.03% obtenue dans l'état normal, il est constaté qu'une situation anormale s'est certainement produite dans le processus.



**Figure 3.28 :** Statistique  $Q$  : (a) Défaut de balourd et (b) Défaut d'engrenage

Vitesse de rotation (tr/mn)	Taux de détection (%)	
	Balourd	Engrenage
675	56.25	89.06
900	89.06	98.43
1275	94.53	95.31

**Tableau 3.4 :** Taux de détection des défauts de balourd et d'engrenage

Pour localiser les défauts, nous calculons les contributions des variables à l'indice de détection  $SPE$ . Elles sont données par :

$$contribution\ Q = cont_j = \frac{\|e_j\|^2}{SPE} \quad (3.24)$$

Les variables ayant les plus grandes contributions produisent les plus mauvaises conformités au modèle ACP, et indiquent la source du défaut.

Les variables du système sont décrites par les vecteurs d'approximations et de détails de différents niveaux de décomposition. Les approximations sont données par les fréquences basses et les détails par les fréquences élevées.

La bande de fréquence de chaque niveau  $m$  revient à  $[0, f_{max} / 2^m]$  pour les approximations et  $[f_{max} / 2^m, f_{max} / 2^{m-1}]$  pour les détails. La fréquence  $f_{max}$  est la fréquence maximale du signal mesuré. Elle est donnée par :

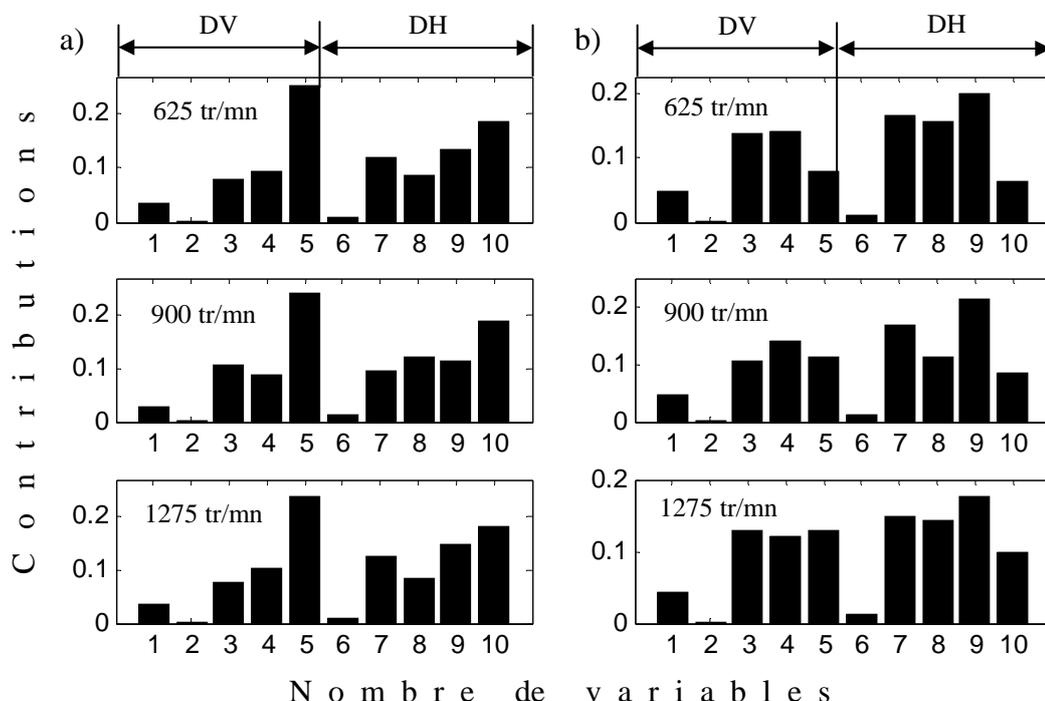
$$f_{max} = \frac{F_s}{2,56} \tag{3.25}$$

Où  $F_s$  est la fréquence d'échantillonnage.

La figure 3.29 illustre les contributions de chaque variable. Les variables de 1 à 4 et de 6 à 9 représentent respectivement les vecteurs de détails ( $D1, D2, D3$  et  $D4$ ) et les variables 5 et 10 représentent les vecteurs d'approximations ( $A4$ ).

Sur la figure 3.29 (a), il est montré clairement que les niveaux de décomposition 5 et 10 ont les plus grandes contributions. Ces niveaux appartiennent aux basses fréquences. Notons également, sur la figure 3.29 (b), que les variables 3, 4, 7, 8 et 9, ont les plus fortes contributions. Ces variables représentent les hautes fréquences. Ce constat est confirmé par la théorie des défauts de balourd et d'engrenage.

Le diagnostic en utilisant la combinaison TO-ACP montre que le défaut est localisé dans les basses ou les hautes fréquences.



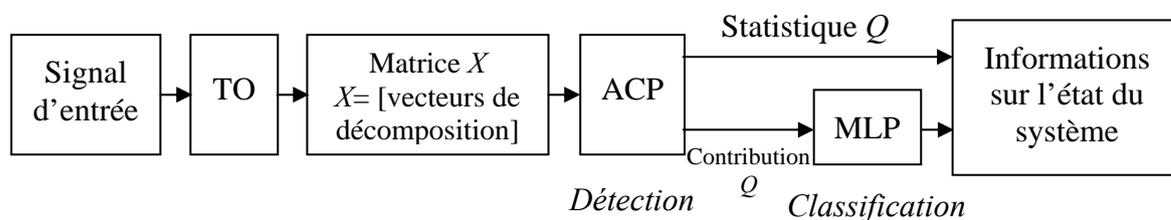
**Figure 3.29 :** Contributions de chaque variable : (a) Défaut de balourd et (b) Défaut d'engrenage

L'application de la méthode proposée a amélioré considérablement le diagnostic des machines tournantes et a donné des résultats prometteurs en localisant le défaut dans une gamme fréquentielle définie par les basses et les hautes fréquences. Néanmoins, une telle démarche ne permet pas d'identifier de manière fiable le défaut.

Une autre approche basée sur la même combinaison précédente et les réseaux neuronaux est alors proposée pour identifier les défauts.

### 3.5.6.2 Transformée en ondelettes, analyse en composante principale et réseau de neurones

Dans cette section, nous proposons une nouvelle méthode de diagnostic des défauts de balourd et d'engrenage. Elle est composée de trois méthodes différentes : la TO, l'ACP et les RN [BEN10a], (figure 3.30).



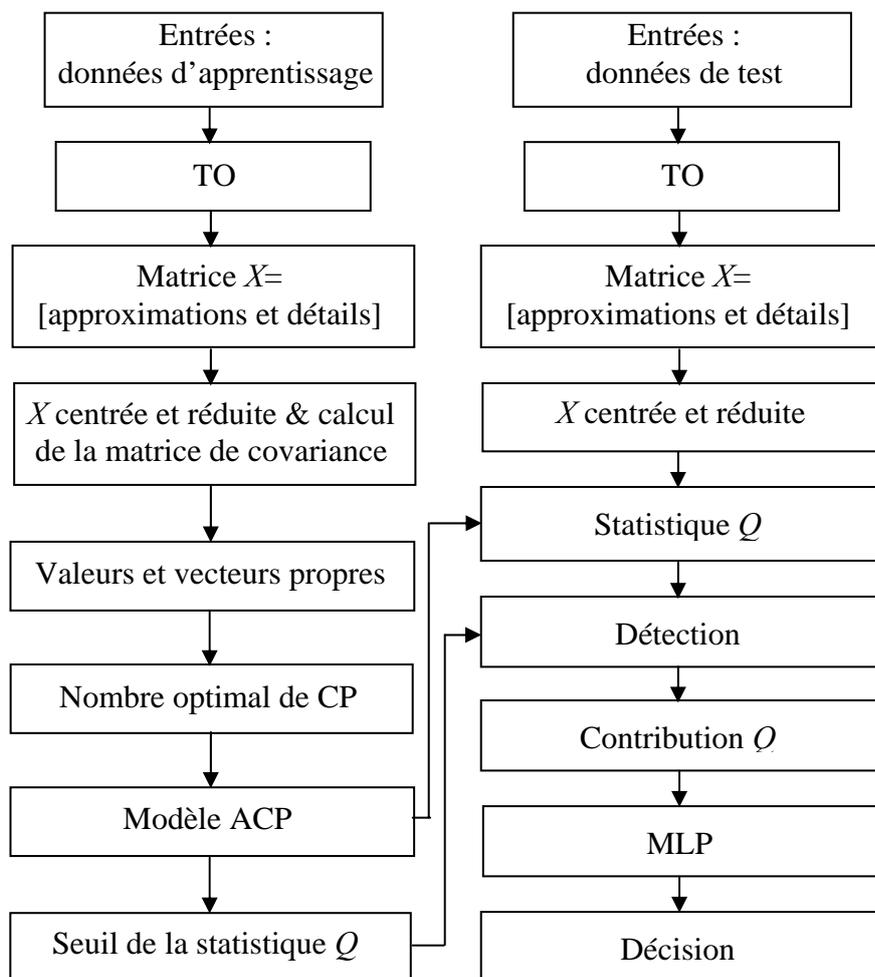
**Figure 3.30 :** Structure proposée de la classification des défauts

La TO est utilisée pour le prétraitement des données mesurées afin d'extraire les vecteurs d'approximations et de détails à différentes résolutions. Ces vecteurs sont employés à l'entrée de l'ACP pour la détection et l'extraction des caractéristiques. L'algorithme de l'ACP permet de fournir des informations sur l'état du processus en employant la statistique  $Q$ . Aussi grâce à cet algorithme, les caractéristiques des vecteurs d'approximations et de détails sont extraites par la contribution  $Q$ . Ces caractéristiques sont employées pour la classification des défauts en utilisant le réseau de neurones MLP.

Des signaux vibratoires sont employés pour vérifier la technique TO-ACP-RN en termes de classification. L'objectif principal de cette technique est d'obtenir une information plus détaillée contenue dans les données mesurées.

#### 3.5.6.2.1 Acquisition de données

L'organigramme de diagnostic est illustré sur la figure 3.31. Il nécessite deux phases pour s'exécuter : la phase d'apprentissage et la phase de test où on valide la méthode proposée. Pour les deux phases, les signaux vibratoires sont recueillis dans la direction radiale à différentes vitesses de rotation, en considérant l'état normal, le défaut de balourd et le défaut d'engrenage.



**Figure 3.31** : Organigramme du diagnostic des défauts par TO-ACP-RN

### 3.5.6.2.2 Détection et diagnostic des défauts par TO-ACP-RN

Chacun des signaux est d’abord décomposé individuellement en appliquant db2 avec cinq niveaux de décomposition. Il est à signaler que la même ondelette avec le même niveau de résolution est appliquée à chacun des signaux pour les phases d’apprentissage et de test.

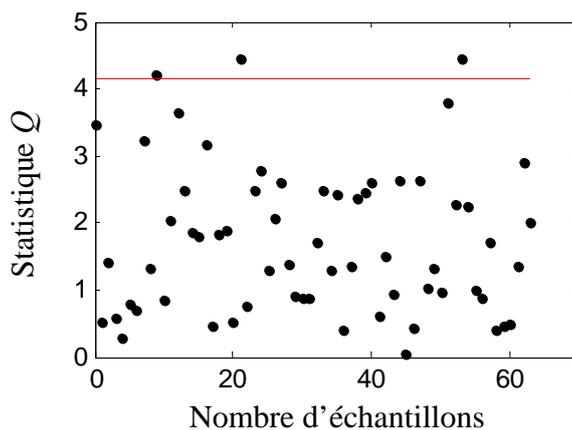
Les matrices d’entrées de l’algorithme de l’ACP sont formées à partir des différents niveaux  $D1, D2, \dots, D5$  et  $A5$  de la direction radiale à la même vitesse de rotation (identique à la méthode précédente (TO-ACP)).

Lors de la phase d’apprentissage, plusieurs ensembles de données sont rassemblés pour identifier le modèle ACP. Les valeurs propres de la matrice de covariance, qui sont les variances des CP, sont énumérées dans le tableau 3.5. D’après ce tableau, les sept premières CP représentant 85.33% de la variance totale sont sélectionnées pour le diagnostic.

CP	Valeurs propres	Variance (%)	Total (%)
<b>1</b>	<b>2.4738</b>	<b>20.6150</b>	<b>20.6150</b>
<b>2</b>	<b>1.8740</b>	<b>15.6167</b>	<b>36.2317</b>
<b>3</b>	<b>1.5956</b>	<b>13.2967</b>	<b>49.5284</b>
<b>4</b>	<b>1.3535</b>	<b>11.2792</b>	<b>60.8076</b>
<b>5</b>	<b>1.1611</b>	<b>09.6758</b>	<b>70.4834</b>
<b>6</b>	<b>0.9420</b>	<b>07.8500</b>	<b>78.3334</b>
<b>7</b>	<b>0.8407</b>	<b>07.0058</b>	<b>85.3392</b>
8	0.5458	04.5483	89.8875
9	0.4555	03.7958	93.6833
10	0.4219	03.5158	97.1991
11	0.1972	01.6433	98.8424
12	0.1389	01.1575	100.0000

**Tableau 3.5 :** Variances des composantes principales

La figure 3.32 représente la statistique  $Q$  du modèle ACP. Le seuil de détection est calculé à 4.1434. Cette figure montre que 4.68% des échantillons de la statistique  $Q$  sont au-dessus du seuil de détection.

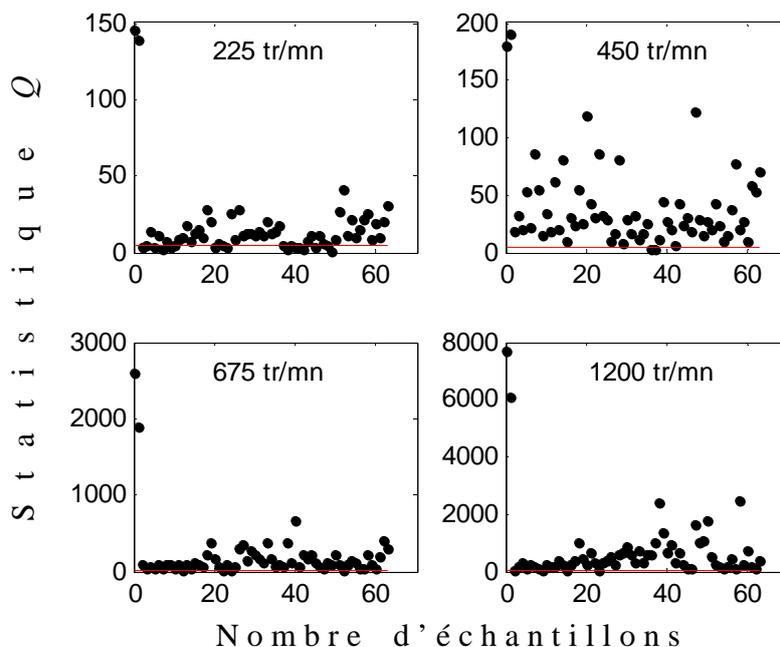


**Figure 3.32 :** Statistique  $Q$  des données d'apprentissage

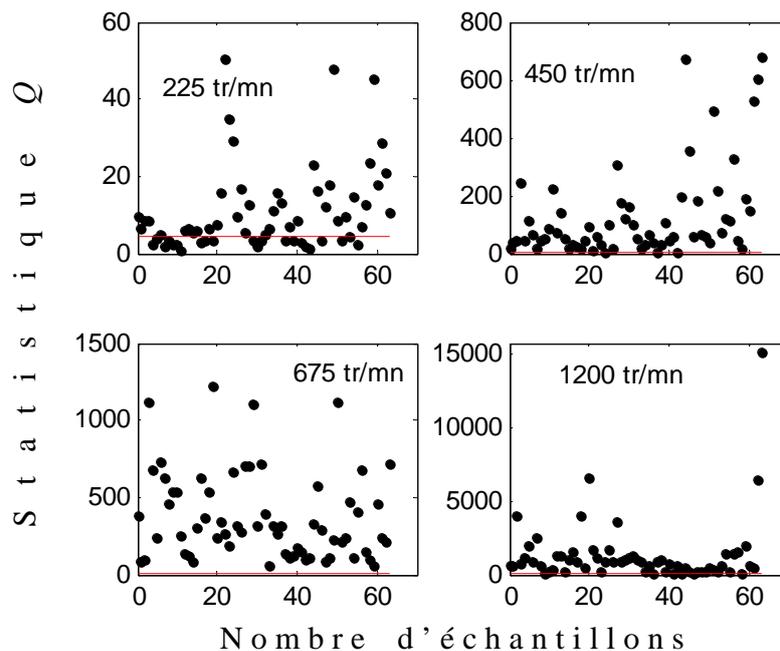
Lors de la phase de test, plusieurs ensembles de données de chaque défaut sont regroupés pour valider la méthode de diagnostic. Les nouvelles données sont comparées au seuil du modèle ACP.

Les résultats de la détection sont présentés sur les figures 3.33 et 3.34, et l'évaluation de taux de détection des défauts est récapitulée dans le tableau 3.6.

Les résultats montrent que la majorité des échantillons de la statistique  $Q$  dépassent le seuil. Sachant que le taux de détection à l'état normal est 4.68%. Ce qui mène à conclure que le processus fonctionne dans un état anormal.



**Figure 3.33 :** Statistique  $Q$  du défaut de balourd

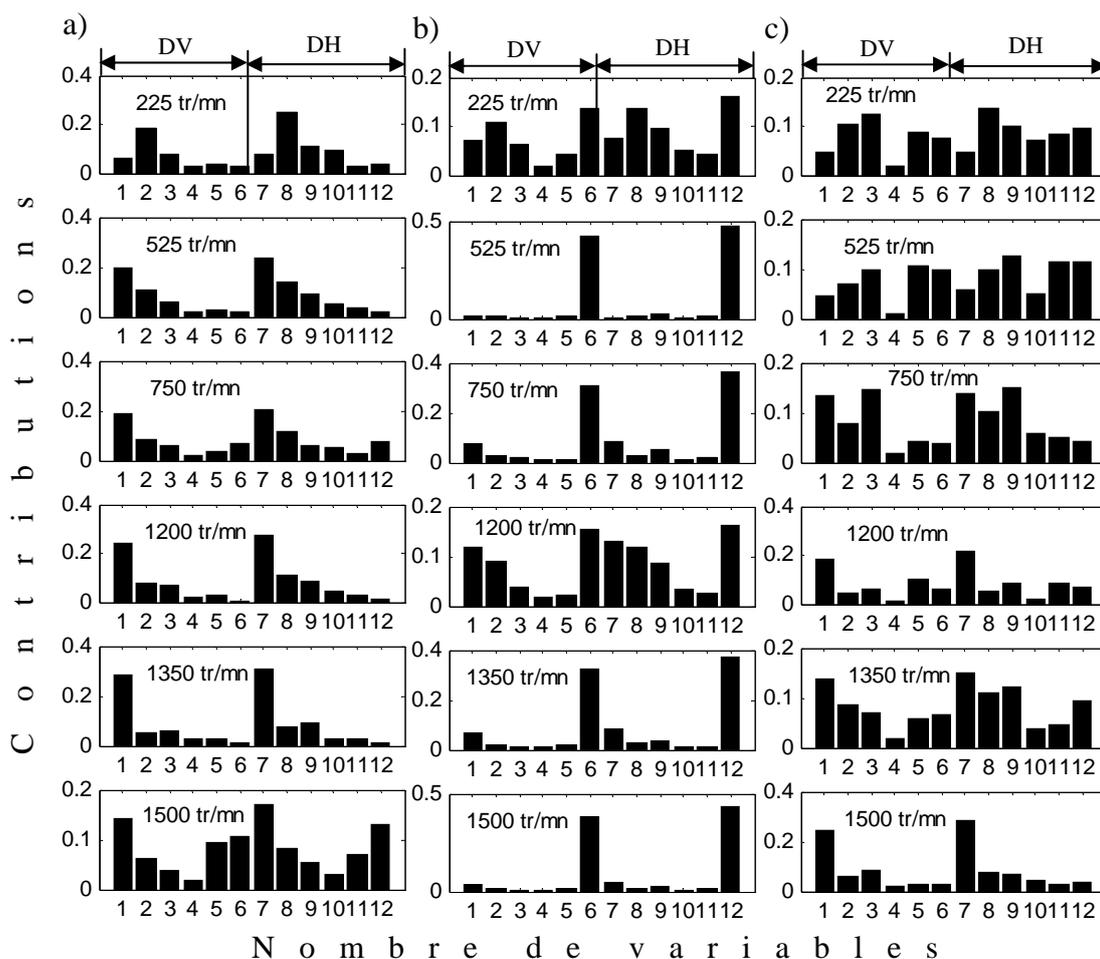


**Figure 3.34 :** Statistique  $Q$  du défaut d'engrenage

Vitesse de rotation (tr/mn)	Taux de détection (%)	
	Balourd	Engrenage
225	81.25	67.18
375	98.43	96.87
450	96.87	100
525	100	100
675	100	100
750	100	100
1200	100	100
1350	100	100
1500	100	100

**Tableau 3.6 :** Taux de détection des défauts de balourd et d’engrenage

L’objectif de la classification des défauts est de démontrer l’efficacité de l’extraction des caractéristiques proposée par le calcul des contributions des variables (équation 3.24). Ces dernières sont illustrées sur la figure 3.35.



**Figure 3.35 :** Contributions de chaque variable : (a) Etat normal, (b) Défaut de balourd et (c) Défaut d’engrenage

Nous employons donc les vecteurs des caractéristiques de chaque état du processus comme entrées au réseau MLP (équation 3.26). Ce dernier est composé d'une seule couche cachée comportant 10 neurones et une couche de sortie de 2 neurones.

La couche cachée est activée avec une fonction sigmoïde (équation 3.27) et la couche de sortie avec une fonction linéaire (équation 3.28).

$$y_j = f\left(\sum w_{ij} cont_i\right) \quad (3.26)$$

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (3.27)$$

$$f(x) = x \quad (3.28)$$

L'algorithme du réseau MLP est récapitulé comme suit :

- 1 Initialiser les poids à des valeurs aléatoires de faibles grandeurs,
- 2 Fournir le vecteur d'entrée aux neurones de la couche d'entrée,
- 3 Calculer la sortie du réseau,
- 4 Calculer l'erreur;

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^J (t_j - y_j)^2 \quad (3.29)$$

- 5 Ajuster les poids selon la procédure de LM pour réduire au minimum cette erreur;

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \Delta w_{ij}(n) \quad (3.30)$$

$$\text{Avec } \Delta w_{ij} = [J^T(w)J(w) + \mu I]^{-1} J^T(w)E(w) \quad (3.31)$$

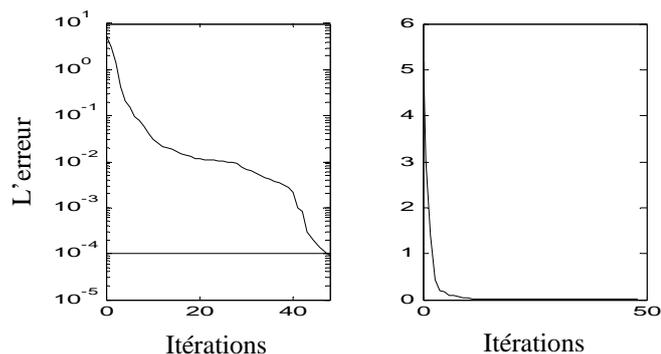
- 6 Tant que l'erreur est élevée, répéter 2-6 jusqu'à ce que les erreurs soient assez petites.

Les sorties de neurones représentent trois classes  $C1$ ,  $C2$  et  $C3$ . Ces dernières sont aux nombres binaires « 100 », « 010 » et « 001 » correspondant respectivement à l'état normal du système, au défaut de balourd et au défaut d'engrenage.

Au total, nous avons 141 ensembles de données, avec 47 ensembles de chaque classe. Lors de la classification, 30 ensembles de chaque classe sont employés pour l'apprentissage du réseau et les 17 ensembles restant sont employés pour tester le réseau proposé afin d'identifier le défaut.

La figure 3.36 montre un apprentissage satisfaisant avec une erreur cible de  $10^{-4}$ . Cette dernière a été introduite pour comparer les sorties désirées aux sorties du réseau.

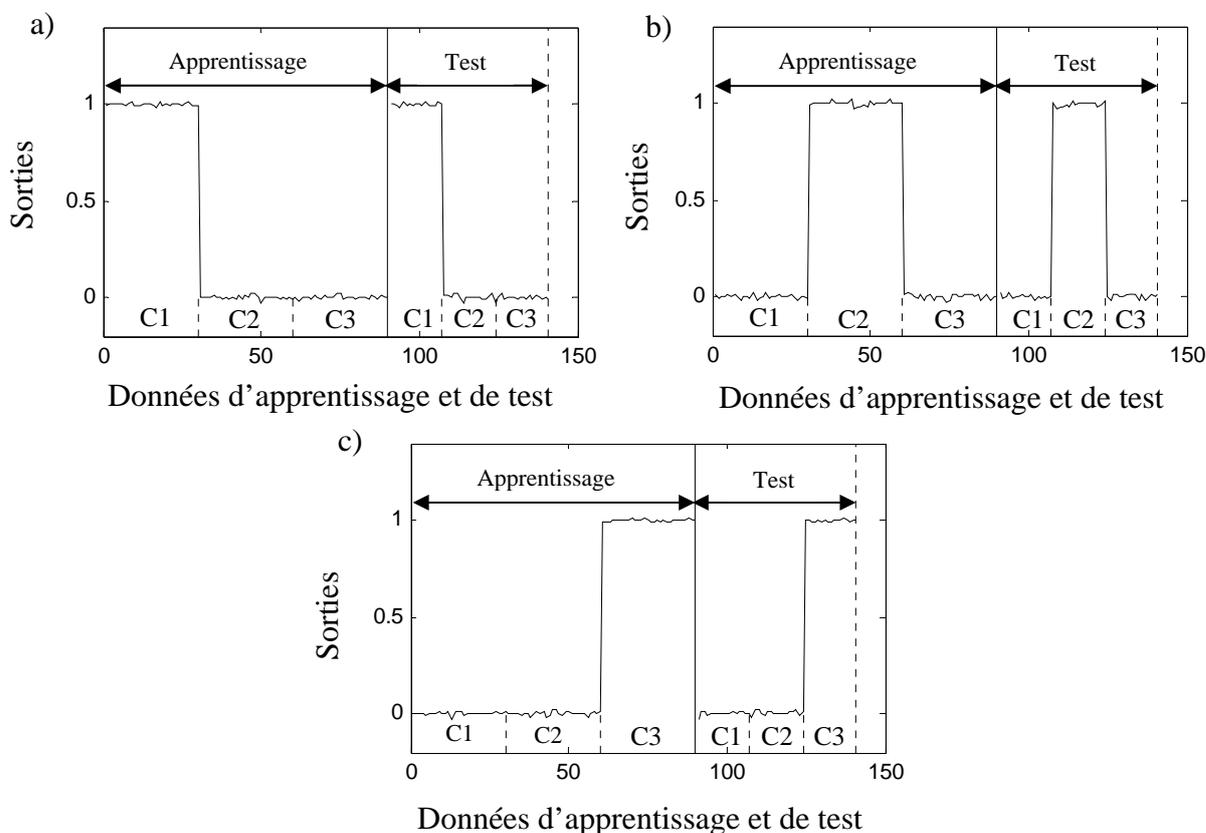
La courbe d'apprentissage avec l'algorithme LM converge vers la valeur désirée au bout de 48 itérations. Cette convergence est relativement courte par rapport à d'autres méthodes d'apprentissage.



**Figure 3.36 :** Erreur d'apprentissage du réseau MLP

Après la phase d'apprentissage, le test du réseau MLP avec LM est établi. Les données qui ne sont pas employées dans l'apprentissage sont utilisées dans la phase de test. Les trois classes durant les deux phases, sont illustrées sur la figure 3.37.

À partir de la figure 3.37, nous pouvons remarquer que le réseau délivre un nombre binaire « 1 » à la sortie du neurone approprié et « 0 » ailleurs. Ce qui mène à conclure que le réseau MLP classifie correctement et avec succès les trois états étudiés.



**Figure 3.37 :** Sorties du réseau : (a) Neurone 1, (b) Neurone 2 et (c) Neurone 3

### 3.5.6.3 Choix du niveau optimal de décomposition

La TO permet d'extraire les vecteurs d'approximations et de détails afin d'obtenir la série multiple des données à différentes résolutions. Sachant que tous les niveaux de décomposition doivent contenir des informations sur le signal original. Le défaut peut être détecté à partir d'un niveau de résolution donné. Cela repose sur un choix d'un indicateur pour connaître le meilleur niveau où le défaut peut se manifester.

Le choix de l'indicateur le plus fiable a été étudié par plusieurs auteurs [BRA02, CHI06, DJE08, LIA98]. Donc, un choix d'un nouvel indicateur semble nécessaire afin de permettre une détection maximale et la plus précoce possible.

Dans cette étude, nous avons choisi comme indicateurs ; la contribution de chaque niveau et leur distribution d'énergie. Ces indicateurs permettent de sélectionner les signes de la dégradation parmi plusieurs composantes du signal.

#### 3.5.6.3.1 Approche basée sur le calcul des contributions

L'approche proposée consiste à calculer les contributions des différents niveaux de décomposition en utilisant la même combinaison TO-ACP étudiée dans le paragraphe (3.5.6.1), sauf que dans cette application on utilise deux modèles ACP différents.

La variable ayant la plus grande contribution représente le niveau qui contient le maximum d'informations sur le défaut.

L'étude est menée sur les défauts de balourd et d'engrenage. Les signaux vibratoires sont recueillis dans la direction radiale (DV et DH) à quatre vitesses de rotation : 900, 975, 1275 et 1425 tr/mn correspondant respectivement aux fréquences 15, 16.25, 21.25 et 23.75 Hz.

Les signaux sont décomposés en utilisant l'ondelette de Daubechies d'ordre deux avec quatre niveaux de résolution.

L'apprentissage est effectué en retenant huit composantes principales. Les seuils de détection représentant 95% du seuil de confiance, sont calculés à 2.91 et 2.79 pour le défaut de balourd et le défaut d'engrenage, respectivement.

En utilisant la statistique  $Q$ , les résultats de la détection sont illustrés sur les figures 3.38 et 3.39. Les taux de détection des défauts sont résumés dans le tableau 3.7.

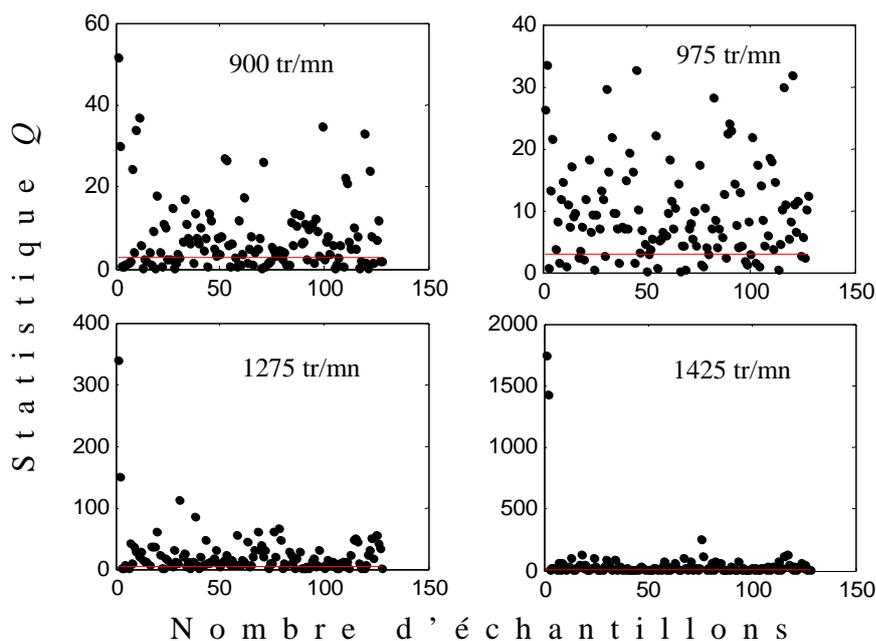


Figure 3.38 : Statistique  $Q$  du défaut de balourd

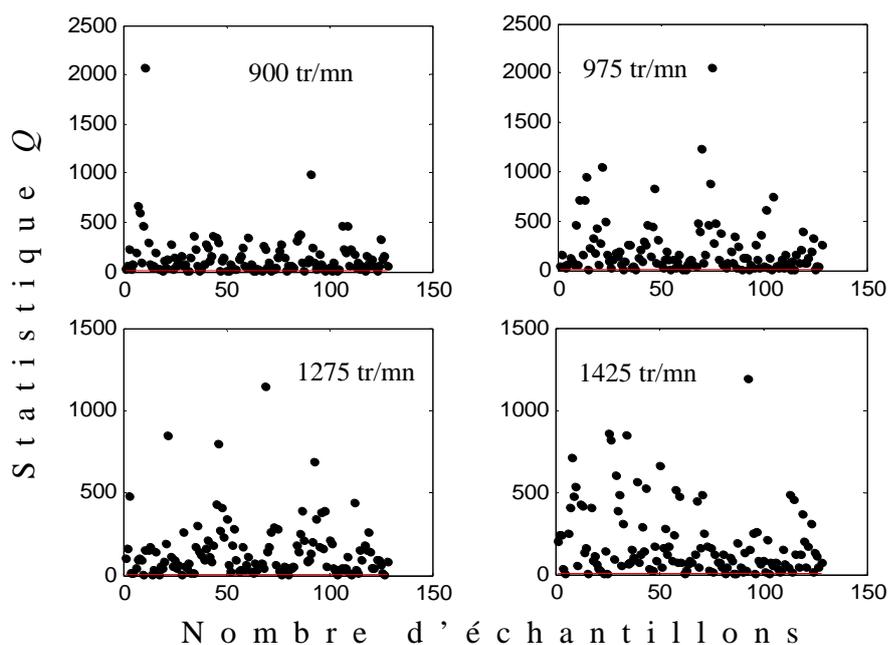


Figure 3.39 : Statistique  $Q$  du défaut d'engrenage

Vitesse de rotation (Hz)	Taux de détection (%)	
	Balourd	Engrenage
900	65.62	100
975	81.25	98.43
1275	82.81	98.43
1425	86.71	99.21

Tableau 3.7 : Taux de détection des défauts de balourd et d'engrenage

Les contributions de chaque variable sont calculées à partir de l'équation 3.24. Elles sont représentées sur les figures 3.40 et 3.41.

Les variables 5 et 10 représentent les vecteurs d'approximations ( $A4$ ) du signal mesuré dans la direction radiale et les variables 1, 2, 3, 4 et 6, 7, 8, 9 représentent les détails ( $D1, D2, D3, D4$ ) du signal recueilli dans la même direction.

Notre choix est fixé sur la quatrième approximation des signaux vibratoires avec défaut de balourd (figure 3.40), sur le quatrième détail du signal avec défaut d'engrenage (figure 3.41) et sur le troisième détail pour les mesures restantes (figure 3.41).

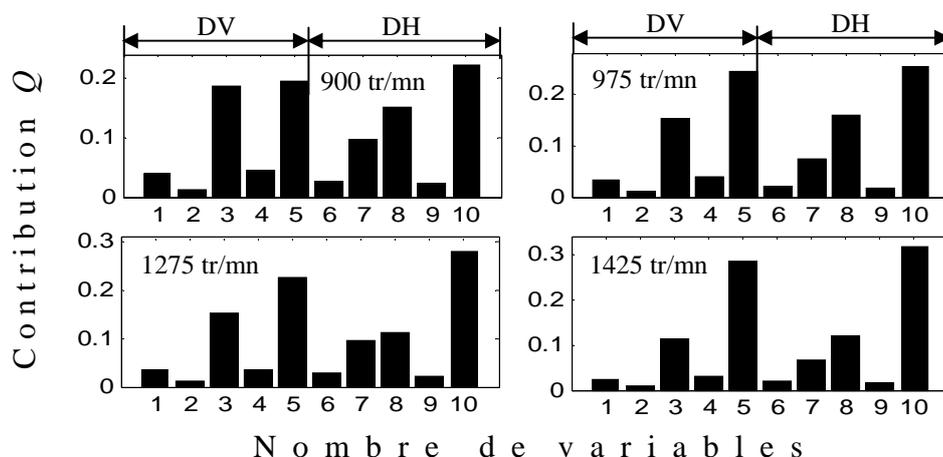


Figure 3.40 : Contributions des variables. (Défaut de balourd)

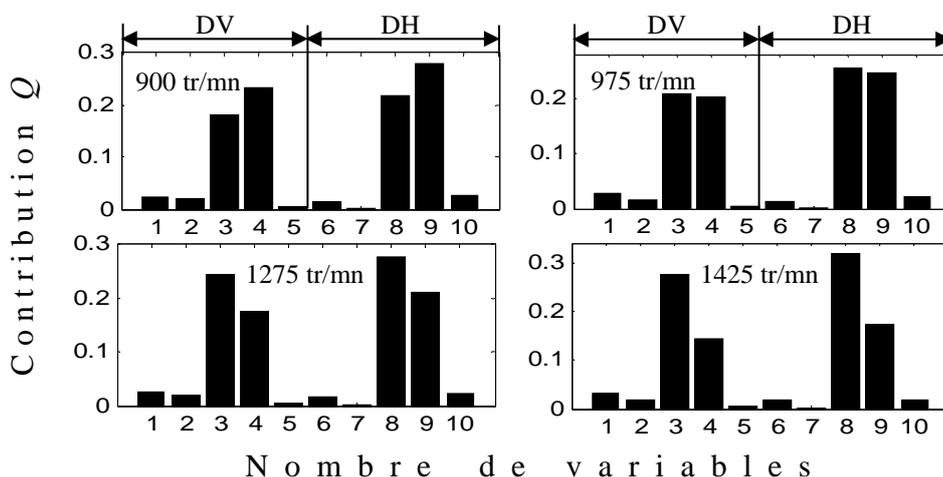
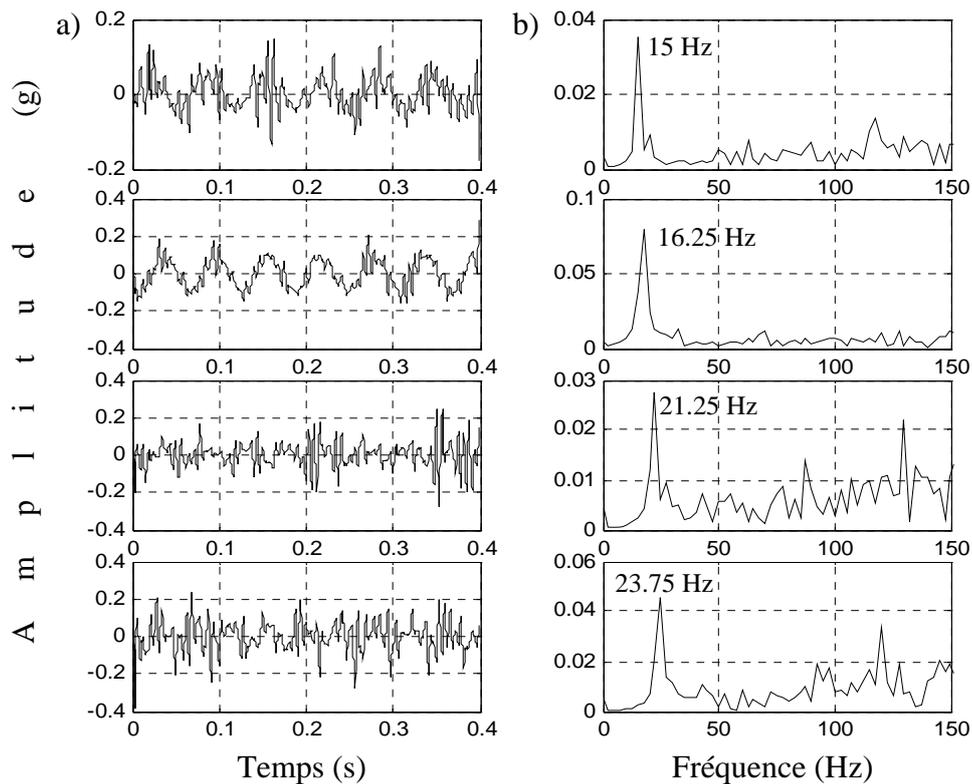


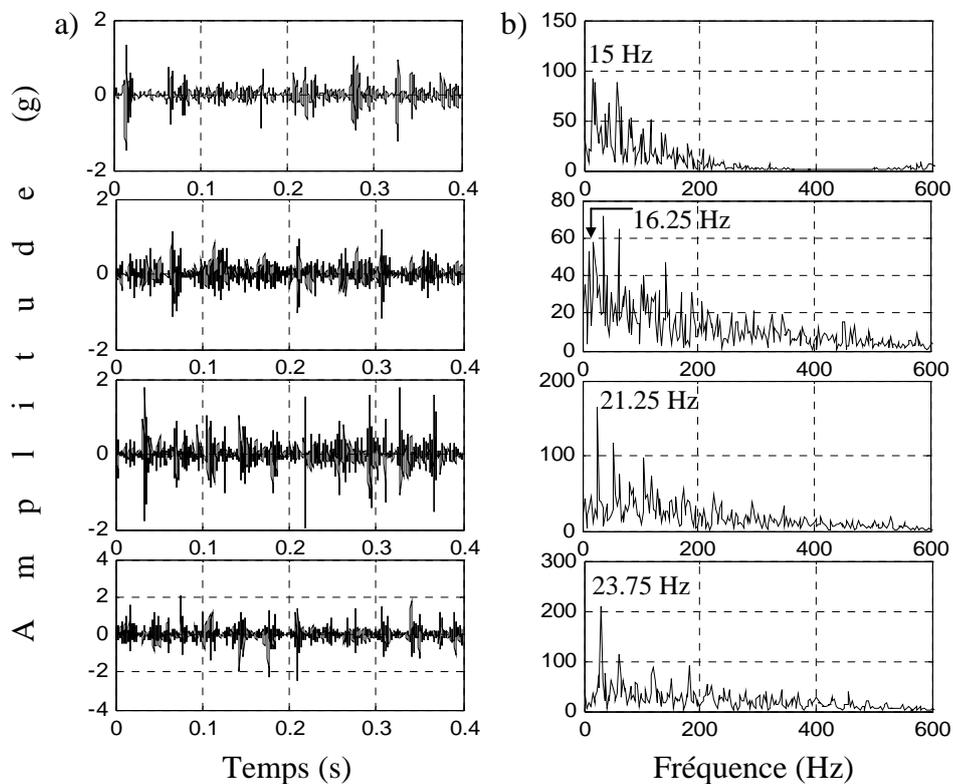
Figure 3.41 : Contributions des variables. (Défaut d'engrenage)

Afin de localiser les défauts de balourd et d'engrenage, on utilise respectivement, db2 et l'analyse d'enveloppe.

Les figures 3.42 et 3.43 montrent clairement les pics des défauts aux fréquences de rotation, et leurs harmoniques dans le cas du défaut d'engrenage.



**Figure 3.42 :** (a) Quatrièmes approximations obtenues par db2 et (b) Leurs spectres.  
(Défaut de balourd)



**Figure 3.43 :** (a) Différents détails choisis et (b) Spectres de leurs enveloppes.  
(Défaut d'engrenage)

### 3.5.6.3.2 Approche basée sur le calcul de la distribution d'énergie

Dans cette approche, on effectue la décomposition par la TO. Vu que l'énergie d'un signal est une caractéristique liée à la quantité de l'information représentée [WU08]. Le choix du vecteur optimal est basé sur le calcul de la distribution d'énergie de chaque niveau de décomposition en utilisant le théorème de Parseval. Le vecteur ayant la plus grande énergie sera le niveau qui contient le maximum d'informations sur le signal.

En mathématiques le théorème de Parseval se réfère au résultat que la somme des carrés d'une fonction est égale à la somme des carrés de sa transformée.

En utilisant la TO, ce théorème peut être défini comme suit : l'énergie d'une fonction dans le domaine temporel est égal à la somme de toute les énergies des différents niveaux de décomposition.

L'énergie des signaux qui passent par la décomposition en ondelettes est décrite par :

$$\sum_l^N |s(t)|^2 = \sum_l^N |A_m(t)|^2 + \sum_l^m \sum_l^N |D_m(t)|^2 \quad (3.32)$$

Où  $N$  est le nombre d'échantillons et  $m$  le nombre maximal de niveaux.

Le terme à gauche de l'équation (3.32) représente l'énergie totale, le premier et le second terme à droite désignent respectivement, l'énergie de l'approximation au niveau  $m$  et les énergies des détails aux niveaux compris entre 1 et  $m$ .

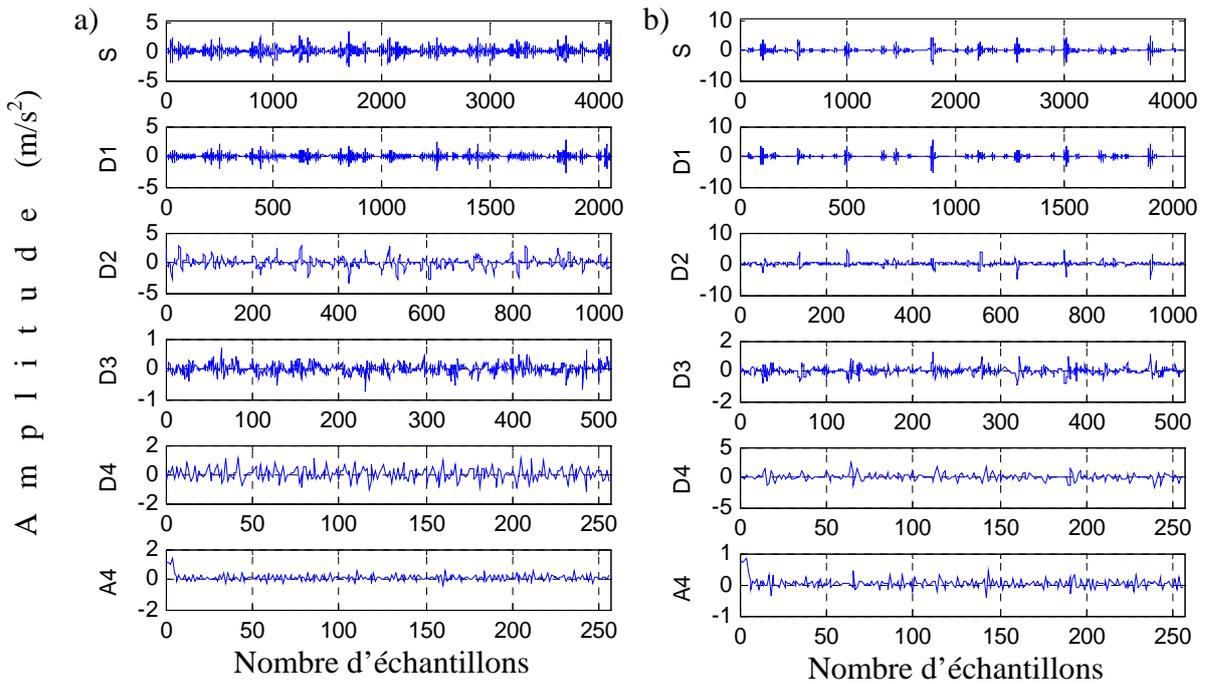
Afin d'extraire le maximum d'informations contenues dans les niveaux de décomposition, nous calculons la distribution d'énergie de l'approximation et les différents détails du signal. Elle est donnée par :

$$P_a = \frac{\|A\|^2}{N_m} \quad (3.33)$$

$$P_d = \frac{\|D_m\|^2}{N_m} \quad (3.34)$$

La méthode est appliquée au diagnostic du roulement SKF avec défaut sur la bague intérieure (voir, figure 3.10 (c)) et avec défaut sur la bague extérieure (voir, figure 3.10 (d)). Le moteur tourne avec une vitesse de 1797 tr/mn (30 Hz).

Dans cette application, un vecteur d'approximation ( $A4$ ) et quatre vecteurs de détails ( $D1$ ,  $D2$ ,  $D3$ ,  $D4$ ) sont obtenus par la décomposition de chaque signal vibratoire avec db4 (figure 3.44).

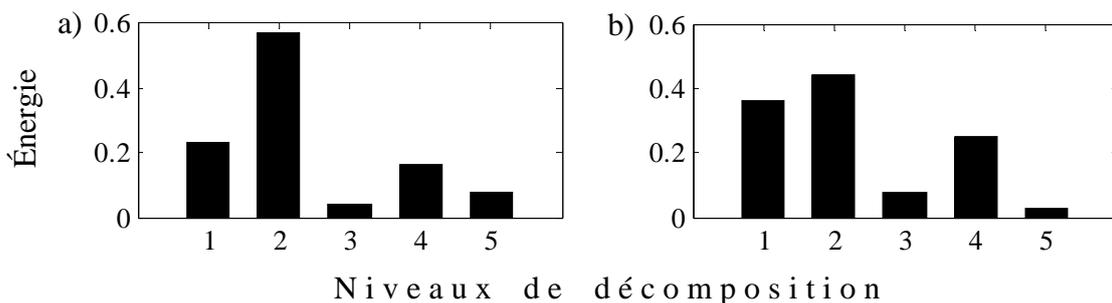


**Figure 3.44 :** Décomposition avec db4 des signaux vibratoires avec défaut sur :  
(a) Bague intérieure et (b) Bague extérieure

La distribution d'énergie de chaque niveau de décomposition est représentée sur la figure 3.45. Cette dernière montre la différence évidente entre les niveaux. Sachant que les vecteurs de 1 à 4 représentent les détails et le vecteur 5 représente l'approximation.

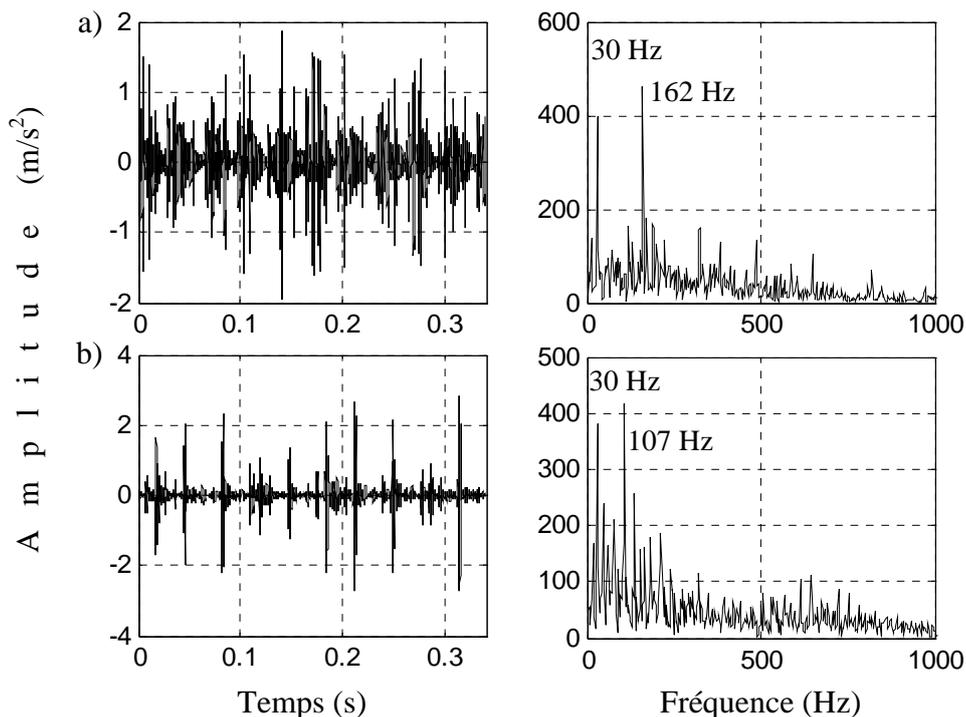
La distribution d'énergie en utilisant db4 survient dans le deuxième niveau pour les deux défauts. Donc, notre choix est fixé sur le détail *D2*.

Pour l'identification des défauts, nous utilisons l'analyse d'enveloppe.



**Figure 3.45 :** Distribution d'énergie des différents niveaux de décomposition avec défaut sur :  
(a) Bague intérieure et (b) Bague extérieure

La figure 3.46 illustre le niveau choisi et le spectre de son enveloppe. Il est montré que ce niveau présente bien les chocs générés par les deux défauts. Les spectres des enveloppes montrent clairement la fréquence de rotation (30 Hz) et les fréquences caractéristiques des bagues, intérieure (162 Hz) et extérieure (107 Hz).



**Figure 3.46** : Détail *D2* et le spectre de son enveloppe : (a) Bague intérieure et (b) Bague extérieure

### 3.6 Conclusion

Ce chapitre nous a permis de s’initier au domaine de la surveillance par l’analyse des vibrations, de présenter ses fondements théoriques et de décrire les principaux outils standards et proposés utilisés dans la détection et le diagnostic des défauts des machines tournantes.

Dans ce travail, des méthodes combinées ont été présentées et discutées. Elles sont utiles pour améliorer le diagnostic vibratoire. Les méthodes proposées ont été appliquées sur des signaux vibratoires avec défaut de balourd, défaut d’engrenage et défaut de roulement. L’application de ces méthodes s’est avérée prometteuse et a donné des résultats satisfaisants du point de vue identification des défauts.

## Chapitre 4

# Détection et diagnostic des défauts des matériaux

### 4.1 Introduction

Dans ce chapitre nous concentrons notre étude sur le diagnostic des défauts des matériaux par une technique fiable appartenant à la gamme des techniques de contrôle non destructif (CND). En effet, ces techniques permettent de déterminer les différentes anomalies existant dans les matériaux. Parmi les techniques utilisées dans ces investigations on trouve : les rayons X, les ultrasons, l'imagerie micro-onde et les courants de Foucault. Dans notre cas, nous nous sommes intéressés au contrôle non destructif par les rayons X.

Les rayons X sont devenus un outil essentiel qui contribue énormément au diagnostic. Les techniques d'imagerie par rayon X, telles que la radiographie, la radioscopie et la tomographie, sont employées dans différents secteurs, notamment dans l'industrie et en médecine. Dans ces secteurs, ces techniques sont de plus en plus perfectionnées et aboutissent à des meilleurs résultats [ANO06, DIN94, KAZ02].

Il est clair que le CND peut se faire expérimentalement par des mesures directes, néanmoins, l'obtention de ces mesures peut être coûteuse d'un point de vue sécurité humaine et matérielle. De plus, la réalisation des mesures peut être très complexe et parfois impossible pour des matériaux de petites tailles ou d'accès difficile. La simulation numérique est alors une méthode de vérification et de contrôle pouvant remédier à ces inconvénients.

La formation de l'image se base sur l'atténuation du faisceau de rayon X lors de son parcours dans des milieux de différentes densités. Cela repose sur des phénomènes physiques intervenant lors de l'interaction élémentaire entre les photons X et les milieux traversés [DUT80, GUI65, KNO89]. Au cours de cette interaction, la matière modifie la propagation des ondes électromagnétiques, notamment par les effets d'absorption et de diffusion. La simulation numérique dans ce domaine a connu un grand développement. Plusieurs travaux ont été publiés [DUV00, FUR05, GIE08, LI08, PET07].

C'est dans ce contexte que nous avons réparti notre étude en deux volets. Dans le premier temps, nous considérons l'inspection et le contrôle de la qualité des matériaux et des produits en utilisant la radioscopie microfoyer à rayons X. Ensuite, nous proposons une méthode de simulation qui peut apporter des informations essentielles sur l'état des matériaux en utilisant une combinaison entre la méthode de Monte Carlo (MC) et le réseau de neurones multicouche. Cette méthode est basée sur le calcul de la probabilité d'apparition des différents phénomènes physiques.

## 4.2 Radioscopie microfoyer à rayons X

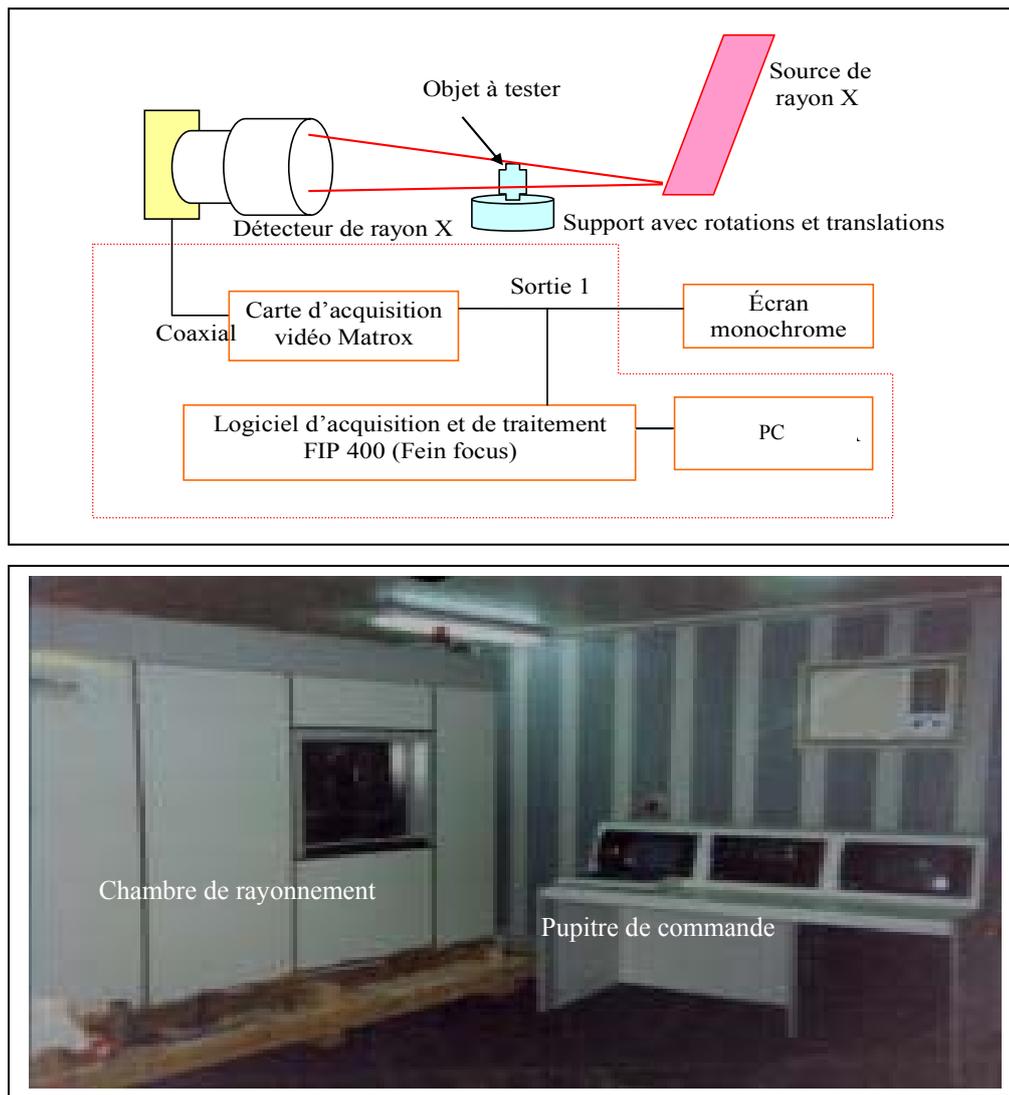
La chaîne d'imagerie à rayons X utilisée dans cette partie permet d'observer l'état des matériaux et des produits. Elle est de type FeinFocus (FXS160.50) à foyer fin, de l'ordre de 10 $\mu$ m de diamètre et génère un faisceau polychromatique d'une cible en molybdène. Elle permet de travailler en temps réel et visualiser des détails de l'ordre de quelques microns.

Cette chaîne est composée essentiellement d'un pupitre de commande et d'une chambre à rayonnements blindée où sont installés, le tube générateur, la source de haute tension et le porte échantillon. Ce dernier possède six degrés de libertés entre translations, rotations et inclinaisons. Cela permet de faire la projection suivant des directions et des orientations différentes pour pouvoir connaître l'aspect géométrique du défaut.

La formation de l'image commence sur une face d'un détecteur composé d'une couche d'Iodide de Césium (CsI) qui convertit les photons X en photons visibles. Sa composante permet d'avoir en sortie un signal récupéré sur une carte d'acquisition de type Matrox. La figure 4.1 illustre le schéma du radioscope.

Les principales caractéristiques de ce système sont :

- **Radioscope** : type FXS160.50 FeinFocus.
- **Source** : Rayons X polychromatique, cible Molybdène.
- **Détecteur** : H641VR02 (FeinFocus) + Convertisseur en RS170.
- **Acquisition** : Support Matrox MVP + Logiciel FIP400 v4.0.



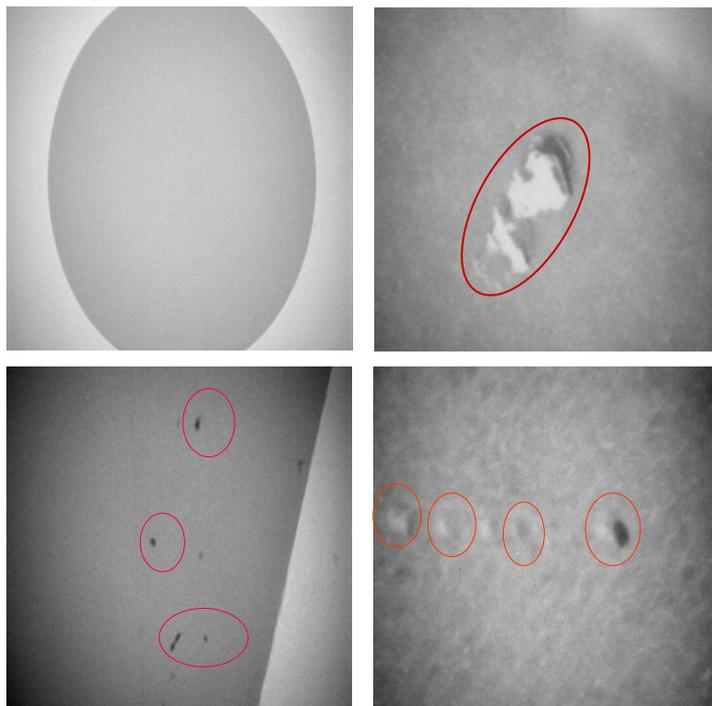
**Figure 4.1** : Radioscope FXS 160.50

### 4.2.1 Détection et diagnostic des défauts

Le contrôle par transmission de rayonnements X permet d'une part de détecter les défauts sur la surface et dans le volume de l'échantillon, et d'autre part de connaître leurs impacts progressifs et les imperfections qu'ils engendrent et qui peuvent altérer les caractéristiques du produit.

Les résultats exposés dans ce travail sont obtenus en effectuant une série d'exams sur les substrats en silicium et sur les composants métalliques. Les essais sont effectués sous une tension de moins de 50 kV et un courant de l'ordre de 50  $\mu$ A.

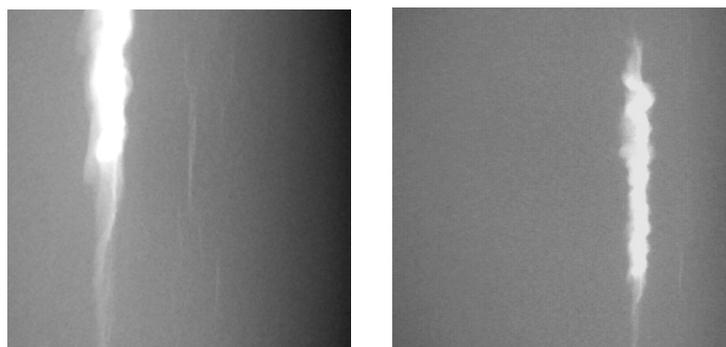
Sur la figure 4.2, nous observons la clarté des images des substrats en silicium. La nuance de gris obtenue permet de visualiser l'état des matériaux. Sur cette figure, nous remarquons dans les substrats analysés soit l'absence totale des défauts soit la présence des corps étrangers.



**Figure 4.2 :** Analyse des substrats en silicium

Cette technique permet aussi de contrôler les composants métalliques tels que les modules mécaniques de faibles épaisseurs, les tubes et les plaquettes.

L'examen d'un tube en acier a donné des images au niveau de gris interprétables et portant des informations sur la qualité du produit (figure 4.3).



**Figure 4.3 :** Rupture d'une paroi d'un tube en acier

Cette technique d'imagerie permet le diagnostic de plusieurs défauts tels que les fissures, le manque de pénétration du métal, les corps étrangers et les bulles d'air.

Les images brutes ont la dimension de 512x512 pixels, et portent beaucoup de bruit. Les outils d'amélioration de l'image, basés sur des algorithmes de traitement avancés ont été introduits pour améliorer les résultats [BEN10b].

La mesure directe par les techniques de CND améliore considérablement le contrôle et le diagnostic des matériaux et des produits. Par ailleurs, l'obtention d'une telle mesure est parfois difficile à réaliser. Le recours à la simulation numérique devient indispensable.

La simulation est une étape importante pouvant contribuer à mieux comprendre les phénomènes, ce qui fournira de l'aide dans le diagnostic des anomalies.

Dans ce travail, nous proposons une méthode de simulation pour identifier l'état des matériaux. Elle est basée sur le principe de l'interaction des rayons X avec la matière comme source principale d'informations.

### 4.3 Généralités sur les rayons X

Les rayons X sont des radiations électromagnétiques ayant des longueurs d'onde comprises entre 0.01 nm et 10 nm. Ils possèdent, comme toute forme d'énergie radiante, un double caractère ondulatoire et corpusculaire.

Ils peuvent être assimilés à un ensemble de particules (photons). Ces particules se propagent à la vitesse de la lumière, leur énergie est donnée par :

$$E = h\nu = h\left(\frac{c}{\lambda}\right) \quad (4.1)$$

Où  $h$  est la constante de Planck,  $c$  la vitesse de la lumière,  $\lambda$  la longueur d'onde et  $\nu$  la fréquence de la radiation.

#### 4.3.1 Production des rayons X

Les faisceaux de rayons X sont généralement produits par des tubes à rayons X. Un tube à rayons X comprend une source d'électrons, appelée cathode, et une cible, l'anode. Les électrons émis par la cathode sont accélérés vers l'anode sous l'influence d'une différence de potentiel élevée.

L'émission des rayons X est la conséquence des interactions qui se produisent entre les électrons rapides et les particules du métal dans lequel ils pénètrent. Ces interactions sont de deux types : collision avec les électrons du milieu, et freinage avec les noyaux [DUT80, GUI65, KNO89].

#### 4.3.2 Détection des rayons X

Les rayons X ne sont pas perceptibles à l'œil nu, ils peuvent être transformés en radiations visibles [DUT80, KNO89].

### 4.3.3 Interaction des rayons X avec la matière

Le faisceau de photons X est progressivement atténué lors de son passage à travers un milieu matériel. Cette diminution est due à l'interaction d'un certain nombre de photons incidents avec les particules matérielles. Les principales interactions sont [DUT80, GUI65] :

- Avec *électrons* : effet photoélectrique, effet Compton, diffusion simple (Thomson-Rayleigh).
- Avec *noyaux* : matérialisation, réactions nucléaires.

#### 4.3.3.1 Effet photoélectrique

Le phénomène photoélectrique est considéré comme l'absorption par un atome de la totalité de l'énergie  $E$  du photon incident, (figure 4.4). Cette énergie est transférée à un électron pour l'éjecter de sa couche électronique et emporte l'excédent sous forme d'énergie cinétique :

$$E_a = E - W_i \quad (4.2)$$

Où  $W_i$  est l'énergie de liaison de l'électron.

L'effet photoélectrique ne peut avoir lieu, avec un électron d'une couche  $i$ , que si  $E > W_i$ .

L'ionisation sur la couche  $i$  à laquelle appartenait l'électron est suivie de l'émission de photons de fluorescence ou, pour les milieux de  $Z$  relativement faible, de la projection d'électron Auger [DUT80].

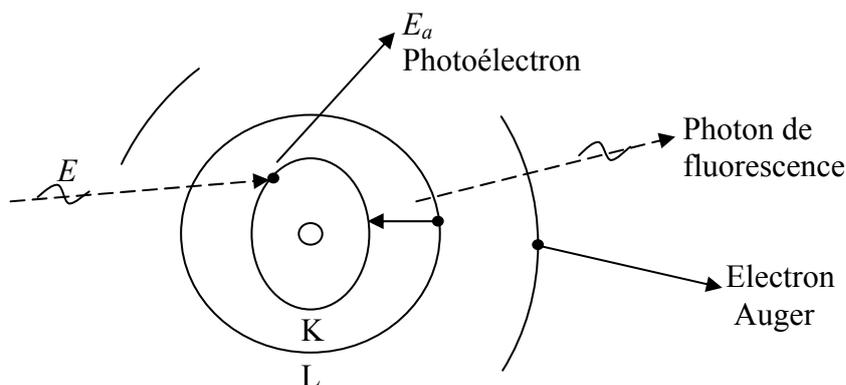
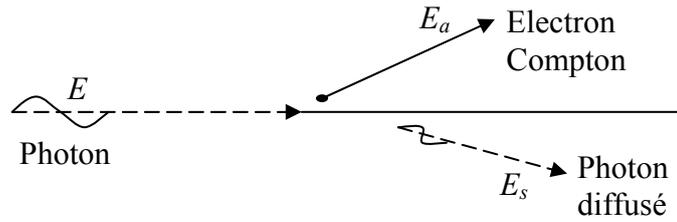


Figure 4.4 : Effet photoélectrique

#### 4.3.3.2 Effet Compton

Le photon incident d'énergie  $E$  entrant en interaction avec un électron, considéré libre, transfère à ce dernier une énergie  $E_a$ , le reste de l'énergie  $E_s$  est emporté par le photon diffusé. La figure 4.5 illustre ce principe. On a donc :

$$E = E_a + E_s \quad (4.3)$$



**Figure 4.5 : Effet Compton**

Dans ce mécanisme, la part de l'énergie initiale cédée à l'électron est emportée sous forme d'énergie cinétique. Elle est absorbée par le milieu au voisinage du point d'interaction. La part de l'énergie diffusée selon un angle  $\theta$  dépend de l'énergie du photon incident. Elle est définie comme :

$$E_s = \frac{E}{1 + \varepsilon(1 - \cos \theta)} \quad (4.4)$$

$$\text{Avec } \varepsilon = \frac{E}{m_e c^2} \quad (4.5)$$

Où  $m_e c^2 = 0.511 \text{ MeV}$  est l'énergie au repos de l'électron et  $\theta$  l'angle entre la direction du photon diffusé et celle du photon incident.

Donc, la perte d'énergie  $T$  est calculée comme :

$$T = E_a = E - E_s \quad (4.6)$$

Pour  $\theta = 180^\circ$ :

- L'énergie maximale de l'électron Compton est égale à :

$$E_{a \max} = \frac{2\varepsilon}{1 + 2\varepsilon} E \quad (4.7)$$

- Le photon incident est rétrodiffusé avec une énergie minimale égale à :

$$E_{s \min} = E - E_{a \max} = \frac{E}{1 + 2\varepsilon} \quad (4.8)$$

#### 4.3.3.3 Diffusion simple

Le photon incident absorbé par l'atome est réémis avec la même énergie  $E$  dans une direction quelconque. Ce phénomène équivaut à un simple changement de direction du photon incident.

#### 4.3.3.4 Matérialisation

Vu l'énergie élevée du photon incident, le photon peut se matérialiser sous forme de deux électrons positif et négatif (production de paires) [DUT80].

### 4.3.3.5 Réaction nucléaire

Un photon peut être absorbé par un noyau qui se trouve porté à un état d'instabilité et se désintègre généralement en émettant un neutron [DUT80].

Dans la gamme des basses énergies, la matérialisation et la réaction nucléaire ne peuvent pas se produire, elles sont négligées. Les principales interactions qu'on prend en considération sont l'effet photoélectrique et l'effet Compton. Dans ces mécanismes, le photon est soit absorbé soit diffusé.

Ces différentes interactions entraînent une diminution du nombre de photons incidents. Cette diminution est appelée atténuation, et résulte de l'interaction d'un certain nombre de photons avec les atomes du matériau traversé.

## 4. 4 Loi d'atténuation des photons

La loi d'atténuation exprime la variation du nombre de photons en fonction de l'épaisseur traversée. Considérant un nombre de photons  $N_0$  d'énergie  $E$  traversant un matériau d'épaisseur  $dx$ , il se produit un nombre d'interactions  $dN$  proportionnel à  $N$  et à  $dx$ , représentant les divers types d'interactions décrits précédemment.

Chaque interaction correspond à la disparition d'un photon incident. La variation du nombre  $N$  est donnée par :

$$dN = -\mu N dx \quad (4.9)$$

Après intégration, on déduit la loi d'atténuation, donnée par :

$$N = N_0 e^{-\mu x} \quad (4.10)$$

Le coefficient de proportionnalité  $\mu$  est appelé coefficient d'atténuation linéique. Il représente la probabilité pour qu'un photon subisse une interaction à la traversée du matériau. Il dépend de la nature du milieu traversé et de l'énergie  $E$ . Pour analyser sa variation, il est pratique de distinguer les coefficients relatifs à chacun des effets.

Dans la loi d'atténuation classique [DUT80], le coefficient d'atténuation total est égal à la somme des coefficients d'atténuations correspondant à chaque effet physique considéré :

$$\mu = \sum_i \mu_i \quad (4.11)$$

A basse énergie, on se limite qu'aux deux principaux effets photoélectrique et Compton qui sont introduits séparément sans considérer d'autres effets intervenant dans le mécanisme de l'interaction.

Nous devons considérer respectivement leurs coefficients d'atténuations  $\mu_{ph}$  et  $\mu_c$  exprimant la probabilité pour qu'un photon subisse une interaction de type photoélectrique ou Compton à la traversée du matériau. Les nombres de photons ayant subis ces deux effets sont :  $\mu_{ph}Ndx$  et  $\mu_cNdx$ . Au total nous avons :  $(\mu_{ph}+\mu_c)Ndx$

Le coefficient d'atténuation linéique  $\mu$  et la section efficace d'interaction  $\sigma$  sont liés par la relation suivante :

$$\mu = \frac{\rho N_A}{A} \sigma \quad (4.12)$$

Où  $\rho$  représente la densité du matériau,  $A$  est la masse atomique,  $\sigma$  la section efficace totale et  $N_A$  le nombre d'Avogadro.

À chaque effet physique, il est associé une section efficace d'interaction dépendant de l'énergie des photons et du numéro atomique  $Z$  du matériau traversé.

#### 4.4.1 Section efficace photoélectrique

L'effet photoélectrique se produit exclusivement avec les électrons les plus liés. La section efficace photoélectrique par atome est approximativement en [LAZ03] :

$$\sigma_{ph} \propto \frac{Z^5}{E^{3,5}} \quad (4.13)$$

Il faut remarquer que l'effet photoélectrique est le mode d'interaction prédominant pour les rayonnements de faible énergie et dans les milieux de numéro atomique élevé (voir, figure 4.6).

#### 4.4.2 Section efficace Compton

La section efficace différentielle par angle solide et par électron en fonction de l'énergie  $E$  du photon incident est donnée par la formule Klein-Nishima [EDE06, LAZ03] :

$$\frac{d\sigma}{d\Omega} = \frac{1}{2} r_0^2 \left( \frac{E_s}{E} \right)^2 \left( \frac{E}{E_s} + \frac{E_s}{E} - \sin^2 \theta \right) \quad (4.14)$$

Où  $r_0$  est le rayon classique de l'électron.

En tenant compte de l'équation (4.4), la section efficace en fonction de l'angle de diffusion  $\theta$  est devenue :

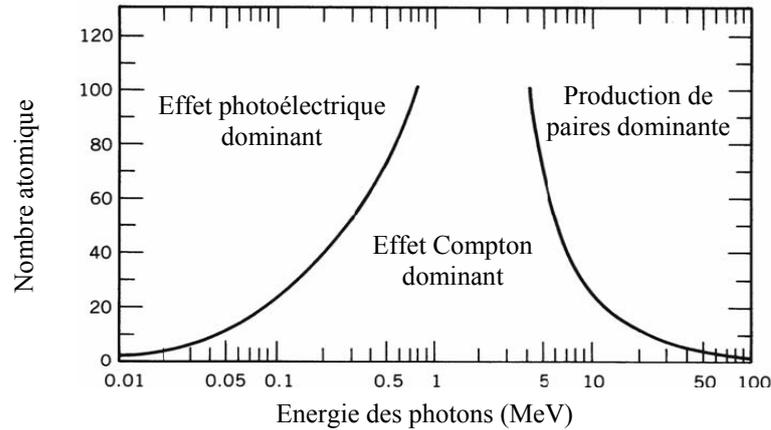
$$\frac{d\sigma}{d\Omega} = \frac{1}{2} r_0^2 \left\{ \frac{1}{[1 + \varepsilon(1 - \cos \theta)]^2} \left[ 1 + \cos^2 \theta + \frac{\varepsilon^2 (1 - \cos \theta)^2}{1 + \varepsilon(1 - \cos \theta)} \right] \right\} \quad (4.15)$$

On obtient la section efficace Compton en intégrant l'équation sur tous les angles. Elle est approximé à :

$$\sigma_c \propto \frac{Z}{E} \quad (4.16)$$

L'effet Compton est inversement proportionnel à  $E$ . Il devient le mécanisme d'interaction dominant pour des énergies de photons comprises entre 0.1 MeV et 1 MeV (voir, figure 4.6).

La figure 4.6 permet de déterminer quel effet est dominant en fonction du nombre atomique  $Z$  du milieu et de l'énergie des rayonnements incidents [EVA55].



**Figure 4.6 :** Importance relative des effets résultant de l'interaction des photons avec la matière

Le coefficient d'atténuation linéique  $\mu$  est donc la somme des coefficients d'atténuation linéiques associés à chacune des interactions présentées ci-dessus :

$$\mu = \mu_c + \mu_{ph} = \frac{\rho N_A}{A} (\sigma_c + \sigma_{ph}) \quad (4.17)$$

## 4.5 Méthode de diagnostic

Le but de la méthode proposée est d'identifier l'état des matériaux. Son principe repose sur le calcul de la probabilité d'apparition des différents phénomènes physiques. Ce calcul représente la source principale d'informations.

Lors de l'interaction, les photons qui ne se trouvent pas dans le faisceau émergent peuvent subir diverses transformations. Ils peuvent être absorbés par les atomes (effet photoélectrique) ou ils changent leur trajet, avec et sans perte d'énergie (effet Compton et diffusion simple).

Ces effets peuvent se produire avec des probabilités différentes selon l'énergie des photons et la nature du matériau traversé. Afin de déterminer les différentes probabilités, nous avons fait recours à la méthode de Monte Carlo pour décrire l'histoire des photons X lors de l'interaction, en tenant compte de la probabilité pour que l'événement se produise avec l'élément constituant la cible. On peut ainsi déterminer le nombre de photons absorbés ou diffusés.

### 4.5.1 Méthode de Monté Carlo

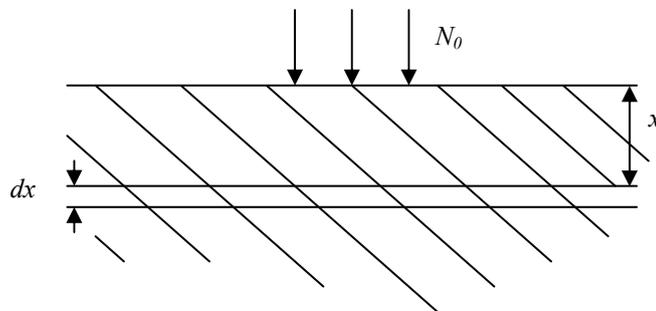
La méthode de MC est connue et utilisée par de nombreux auteurs pour des applications dans les domaines les plus divers [MAR11].

Résoudre un problème probabiliste par la méthode de MC consiste à observer des nombres aléatoires choisis de telle façon qu'ils simulent directement les processus physiques aléatoires du problème initial, et à tirer la solution désirée de la conduite de ces nombres aléatoires.

Aujourd'hui, la méthode de MC est indispensable dans le domaine de l'interaction rayonnement matière, étant donné qu'elle est capable de prendre en compte l'ensemble des interactions. Il est à noter que dans ce travail, nous avons utilisé la méthode MC de type « au coup par coup » [DJA08, TER78].

Le principe de base de cette méthode est fondé sur l'utilisation d'une séquence de nombres aléatoires associée aux probabilités d'interactions des photons afin de tirer des conclusions sur les phénomènes qui peuvent se produire entre les photons incidents et le milieu traversé.

Soit un faisceau de photons X monochromatique d'énergie  $E$  et d'un nombre de photons  $N_0$  tombant sur un matériau (figure 4.7). Lors de la traversée de l'élément  $dx$  à la profondeur  $x$ , l'affaiblissement  $dN$  du faisceau est proportionnel à  $N(x)$ , à l'épaisseur traversée  $dx$  et à un coefficient d'atténuation  $\mu$  rapporté à un atome ou une molécule (voir, équation 4.9).



**Figure 4.7 :** Atténuation d'un faisceau lors de la traversée d'un matériau

La probabilité pour qu'un photon du faisceau subisse sa première interaction entre  $x$  et  $x + dx$  est proportionnelle à  $N(x)$  et l'on peut donc écrire :

$$dp = -p(x) \mu dx \quad (4.18)$$

$P(x)$  est une densité de probabilité. Elle dépend de la largeur du matériau.

#### 4.5.1.1 Matériau semi infini

Dans un matériau semi infini on peut dire que la densité de probabilité  $p(x)$  doit vérifier la condition suivante :

$$\int_0^{\infty} p(x)dx = 1 \quad (4.19)$$

En intégrant (4.18) et en tenant compte de (4.19) on obtient :

$$p(x) = \mu e^{-\mu x} \quad (4.20)$$

Si le matériau ralentisseur est composé de  $n$  constituants, et si  $\mu_i$  est la somme de tous les coefficients d'atténuation décrivant les divers types d'interaction du photon incident d'énergie  $E$  avec un atome ou une molécule du  $i^{\text{ème}}$  constituant. Dans ces conditions, le photon X peut se caractériser par le libre parcours moyen. Ce dernier est défini comme :

$$\lambda = \frac{\int_0^{\infty} xp(x)dx}{\int_0^{\infty} p(x)dx} \quad (4.21)$$

On dit qu'un photon subit sa première interaction à la profondeur  $x$  est équivalent à dire qu'il parcourt la distance  $x$  sans interaction. Alors la profondeur parcourue par le photon sans subir d'interaction est :

$$\lambda = \left| \frac{1}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \right| \quad (4.22)$$

La probabilité pour que le photon interagisse avec un atome ou une molécule du  $i^{\text{ème}}$  constituant, sachant qu'il y a une interaction, est :

$$p_i = \mu_i \lambda \quad (4.23)$$

S'il existe  $k_i$  types d'interactions différentes du photon incident avec le  $i^{\text{ème}}$  constituant, la probabilité pour que l'interaction soit de type  $j$ , sachant que l'interaction a lieu avec le  $i^{\text{ème}}$  constituant, est alors :

$$p_{ij} = \frac{\mu_{ij}}{\sum_{l=1}^{k_i} \mu_{il}} \quad (4.24)$$

On aura une interaction avec le  $i^{\text{ème}}$  constituant si le nombre  $i$  vérifie la relation :

$$\sum_{l=1}^{i-1} p_l < R_1 \leq \sum_{l=1}^i p_l \quad (4.25)$$

Et l'interaction sera de type  $j$  sur le  $i^{\text{ème}}$  constituant si  $j$  vérifie :

$$\sum_{l=1}^{j-1} p_{il} < R_2 \leq \sum_{l=1}^j p_{il} \quad (4.26)$$

$R_1$  et  $R_2$  sont des nombres équadistribués entre 0 et 1. Pour  $i = 1$  et  $j = 1$  on a :

$$\sum_{l=1}^{i-1} p_l = 0, \quad \sum_{l=1}^{j-1} p_{il} = 0 \quad (4.27)$$

#### 4.5.1.2 Matériau de largeur $a$

Nous supposons maintenant, que le photon X transporté par le faisceau subit une interaction avec une probabilité  $R$  lors de sa pénétration dans un matériau de largeur  $a$ , on peut écrire donc :

$$\int_0^a p(x) dx = R \quad (4.28)$$

En intégrant (4.18) et en tenant compte de (4.28) on obtient :

$$p(x) = \frac{R\mu}{[1 - e^{-\mu a}]} e^{-\mu x} \quad (4.29)$$

Et la distance parcourue par les photons est définit comme suit :

$$\lambda = \left| \frac{\frac{1}{\sum_{i=1}^n \mu_i} - \left( \frac{1}{\sum_{i=1}^n \mu_i} + a \right) e^{-a \sum_{i=1}^n \mu_i}}{1 - e^{-a \sum_{i=1}^n \mu_i}} \right| \quad (4.30)$$

Pour déterminer la probabilité d'interaction avec le  $i^{\text{ème}}$  constituant et le type d'interaction, nous suivons les mêmes étapes précédentes (équations 4.23, 4.24, 4.25, 4.26 et 4.27).

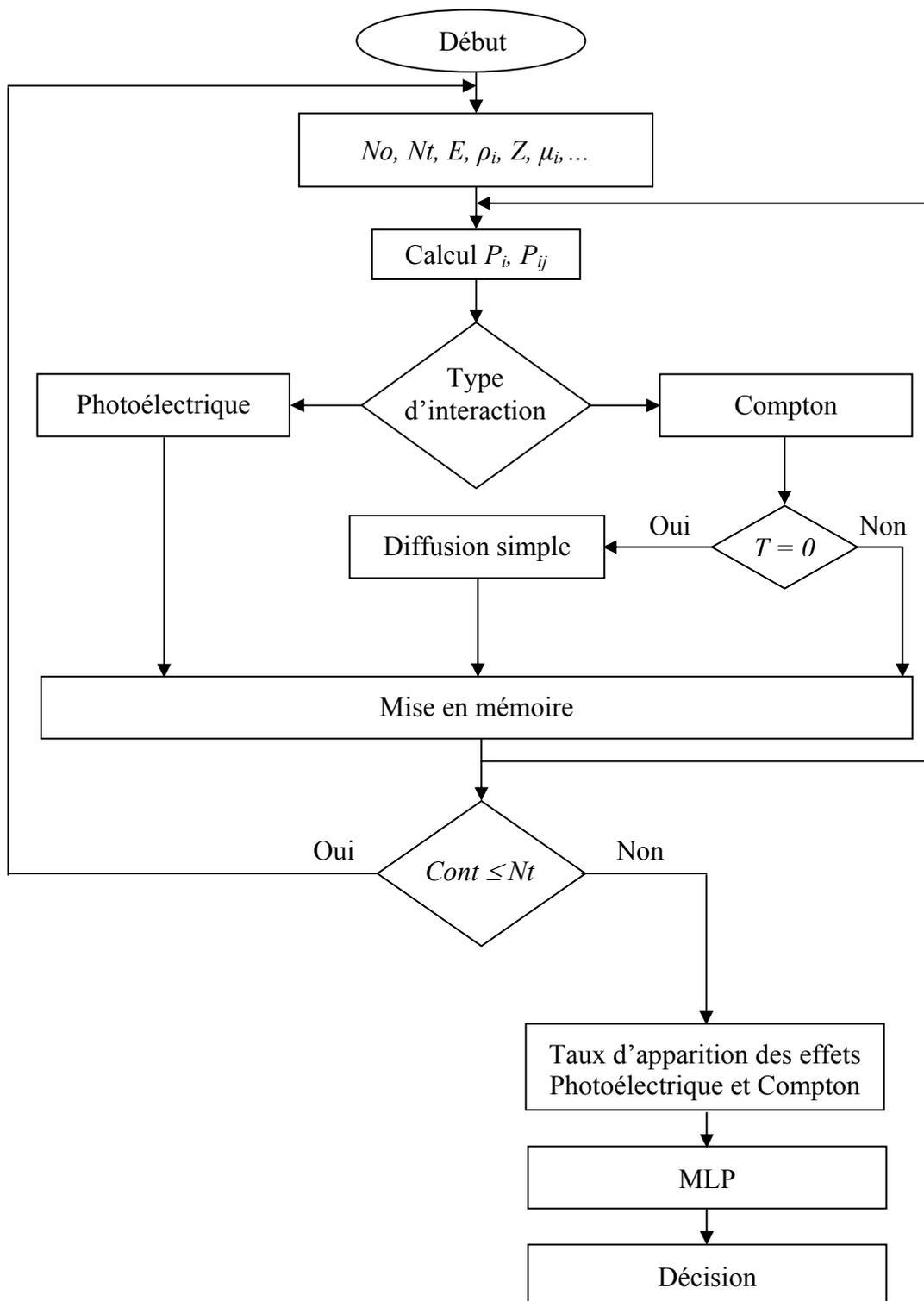
La figure 4.8 représente l'organigramme général de la méthode proposée. Lors de la simulation, on définit en premier lieu le type d'interaction; photoélectrique ou Compton. Si l'effet Compton qui s'est produit, on doit échantillonner la perte d'énergie  $T$  (équation 4.4) en utilisant la section efficace différentielle de Klain-Nushima (équation 4.14). Cette opération va nous servir de tirer aléatoirement  $T$ , caractérisant le phénomène physique ; diffusion simple ou diffusion Compton. Les différents types d'interaction sont mémorisés.

Nous procédons ensuite au calcul des taux d'apparition des effets considérés. Ce taux représentent le pourcentage des différentes probabilités d'apparition correspondant aux nombres de photons ayant subit une interaction.

Le taux d'apparition des effets photoélectrique et Compton est utilisé comme entrée au classificateur afin de classifier les différents éléments du matériau et de tirer des conclusions sur son état. Comme outil de classification, il est utilisé un réseau MLP en adoptant comme méthode

d'apprentissage l'algorithme de Levenberg-Marquard. La théorie du réseau MLP ainsi que sa formulation mathématique, ont été discutées dans le premier chapitre.

Le programme permet de suivre les interactions avec les éléments de la cible et de fournir des informations essentielles sur l'état du matériau.



**Figure 4.8 :** Organigramme général de la méthode proposée

## 4.6 Résultats et discussions

L'objectif de la méthode proposée est de diagnostiquer l'état d'un matériau par la classification des taux d'apparition des phénomènes physiques intervenant lors de l'interaction des rayons X avec le matériau. Les taux d'apparition doivent être d'abord évalué et quantifié.

La méthode de MC a pour but d'estimer le nombre de photons qui ont subi une interaction. Pour ce faire, on a choisi un nombre initial de photons  $N_0 = 1000$  pour limiter le temps de calcul. Dans cette simulation, il est considéré un matériau semi infini et fini de largeur 1 cm. Le matériau est constitué de silicium et d'oxygène ( $\text{SiO}_2$ ). Il peut représenter un substrat de silicium avec un défaut de bulle d'air.

Nous donnons dans les tableaux 4.1 et 4.2, les taux d'apparition des différents évènements physiques pouvant se produire lors de l'interaction des photons incidents avec  $\text{SiO}_2$ . Ces taux sont basés sur le calcul de pourcentage lié au nombre de tirage fixé auparavant à  $Nt = 100$ . Les photons incidents interagissent avec les atomes de chaque constituant avec des probabilités d'apparition différentes, selon une loi de probabilité Exponentielle. Les figures 4.9 et 4.10 représentent les probabilités des différents phénomènes physiques induits par des photons X d'énergie  $E = 50$  KeV.

Les résultats obtenus montrent que l'interaction avec l'oxygène est plus importante qu'avec le silicium. Il est bien clair que le taux d'apparition de l'effet photoélectrique est supérieur à celui de l'effet Compton.

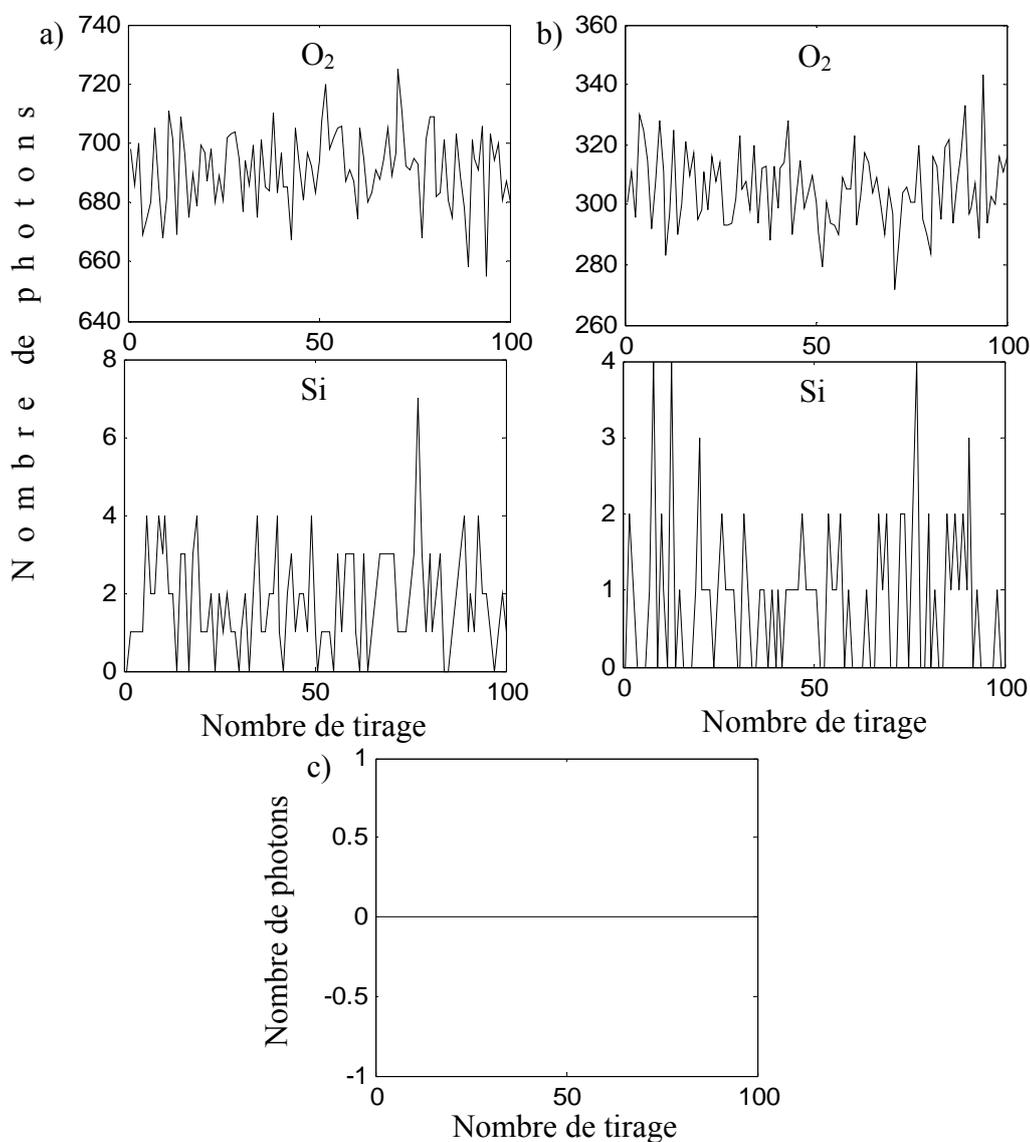
On remarque aussi que dans le cas du matériau de largeur finie, les photons qui n'ont pas subi d'interaction représentent le taux le plus élevé. Dans l'autre cas tous les photons ont interagit avec le matériau. D'où l'on peut confirmer que la largeur de la zone d'interaction influe considérablement sur les résultats.

Taux (%) $E$ (KeV)	Photoélectrique ( <i>interaction photons-Si</i> )	Compton ( <i>interaction photons-Si</i> )	Photoélectrique ( <i>interaction photons-O<sub>2</sub></i> )	Compton ( <i>interaction photons-O<sub>2</sub></i> )	Diffusion simple ( <i>Sans interaction</i> )
10	0.178	0.088	69.03	30.59	0
20	0.179	0.085	69.01	30.60	0
30	0.194	0.096	68.90	30.69	0
40	0.180	0.095	69.07	30.52	0
50	0.181	0.086	69.12	30.50	0
60	0.207	0.091	68.92	30.63	0
70	0.179	0.093	69.06	30.52	0
80	0.192	0.088	68.87	30.72	0
90	0.199	0.087	69.10	30.49	0
100	0.168	0.107	69.09	30.50	0

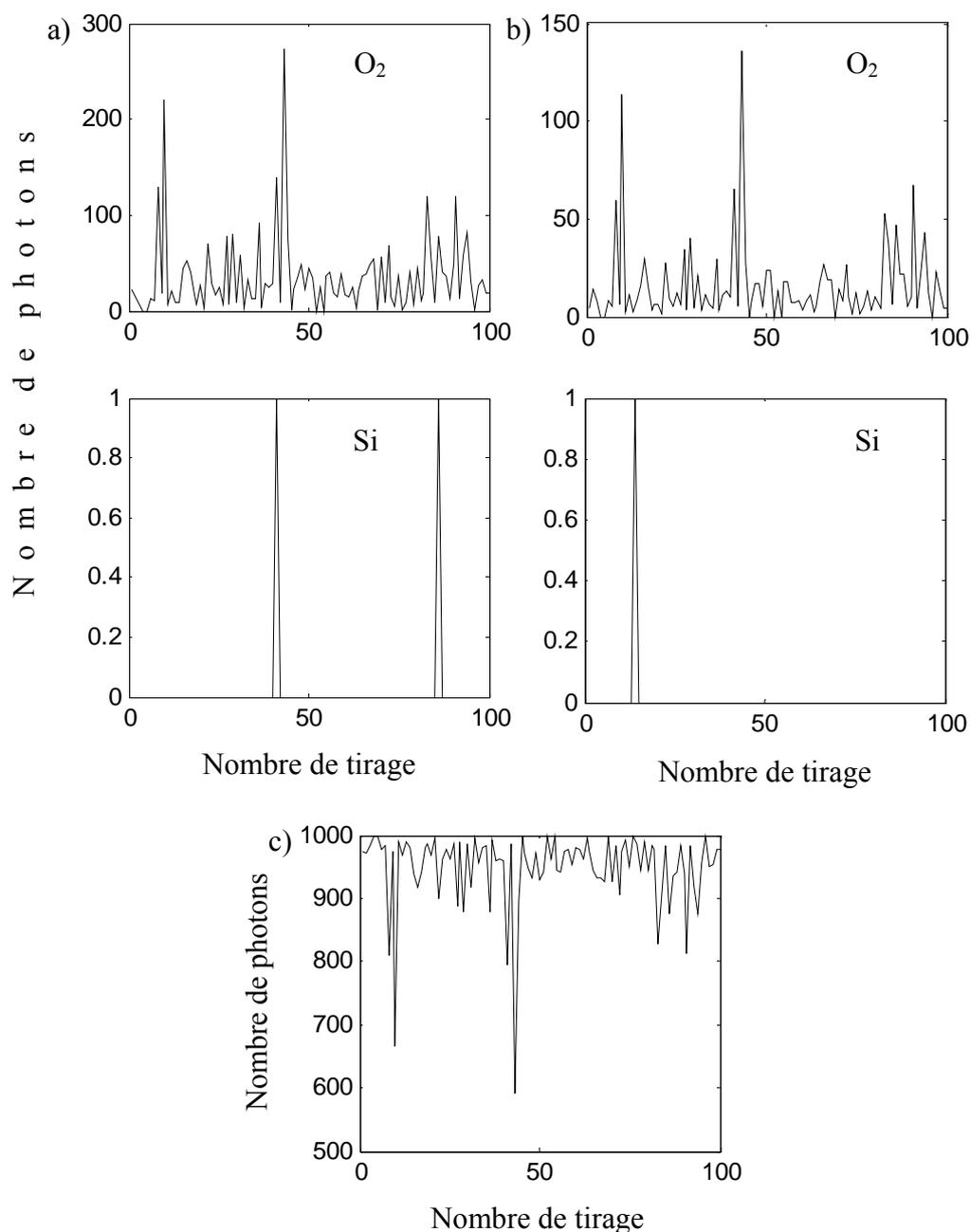
**Tableau 4.1 :** Taux d'apparition des différents effets. ( $\text{SiO}_2$  semi infini)

Taux (%) $E$ (KeV)	Photoélectrique (interaction photons-Si)	Compton (interaction photons-Si)	Photoélectrique (interaction photons-O <sub>2</sub> )	Compton (interaction photons-O <sub>2</sub> )	Diffusion simple (Sans interaction)
10	0.007	0.002	14.39	6.39	79.19
20	0.003	0.003	9.72	4.23	86.02
30	0.007	0.001	5.95	2.59	91.43
40	0.001	0.002	4.4	1.97	93.62
50	0.002	0.001	3.59	1.62	94.76
60	0.001	0.002	2.95	1.25	95.78
70	0.002	0	2.79	1.27	95.93
80	0.001	0.001	2.39	1.04	96.55
90	0.001	0	1.94	0.85	97.20
100	0.001	0.001	1.69	0.75	97.55

**Tableau 4.2 :** Taux d'apparition des différents effets. (*SiO<sub>2</sub> de largeur 1cm*)

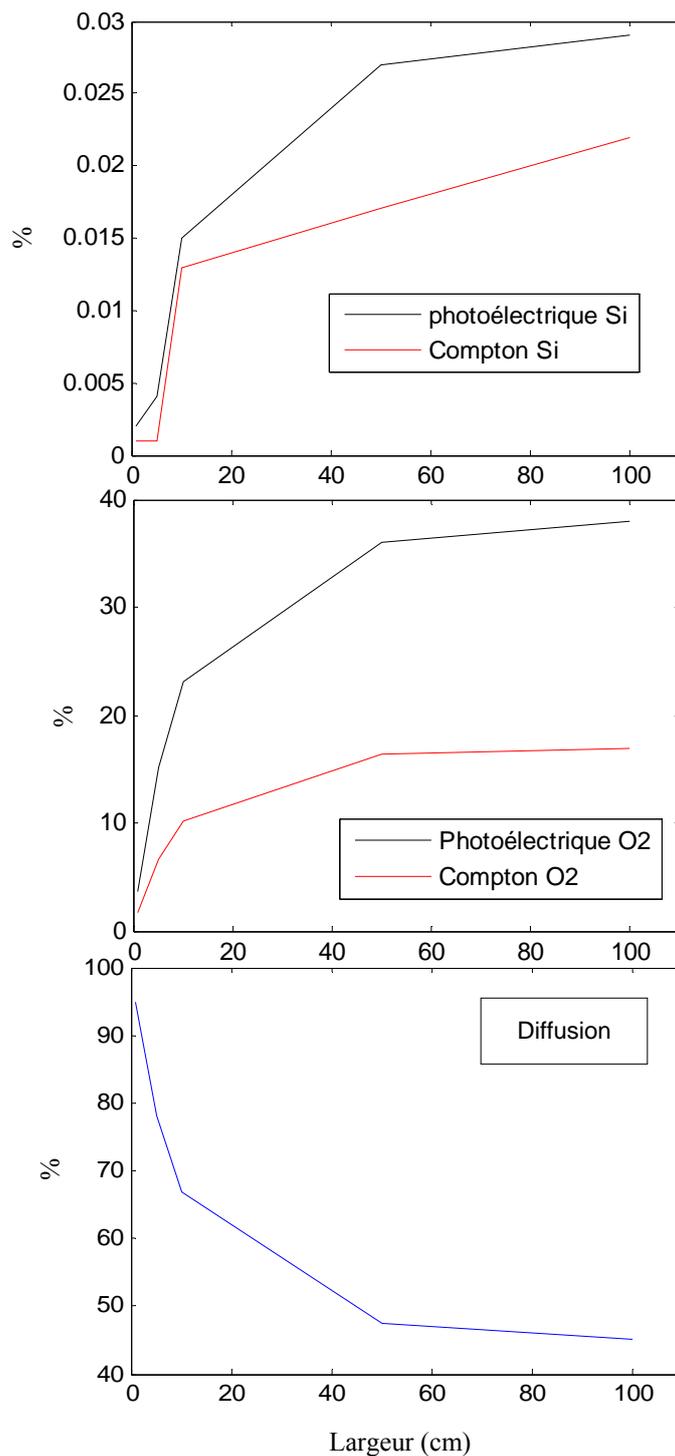


**Figure 4.9 :** Résultats de l'interaction des photons X d'énergie 50 KeV avec SiO<sub>2</sub> semi-infini :  
(a) Effet photoélectrique, (b) Effet Compton et (c) Diffusion simple.



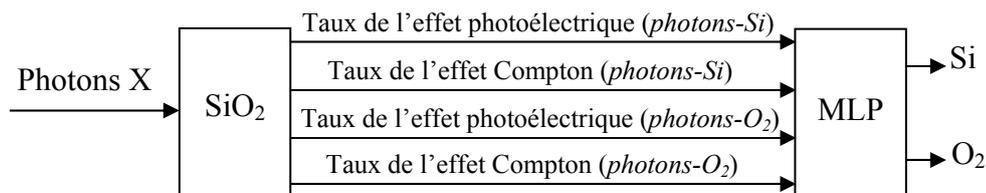
**Figure 4.10 :** Résultats de l'interaction des photons X d'énergie 50 KeV avec SiO<sub>2</sub> de l'argeur 1cm : (a) Effet photoélectrique, (b) Effet Compton et (c) Diffusion simple.

La figure 4.11 montre l'influence de la largeur du matériau sur l'apparition aléatoire des évènements physiques. On constate que le taux d'apparition augmente quand la largeur du matériau augmente sauf dans le cas de la diffusion. Le taux de cette dernière tend vers zéro dans le milieu large, cela s'explique par l'interaction de tous les photons X. On remarque aussi que l'effet photoélectrique est dominant pour le nombre de photons qui ont subi d'interaction.



**Figure 4.11 :** Variation du taux d'apparition des différents effets en fonction de la largeur

D'après les tableaux 4.1 et 4.2, on constate que le pourcentage d'apparition des effets physiques est différent pour chaque constituant du matériau. Ce pourcentage est utilisé comme information d'entrée au réseau MLP. Ce réseau permet de classifier les différents éléments du matériau considéré (figure 4.12).

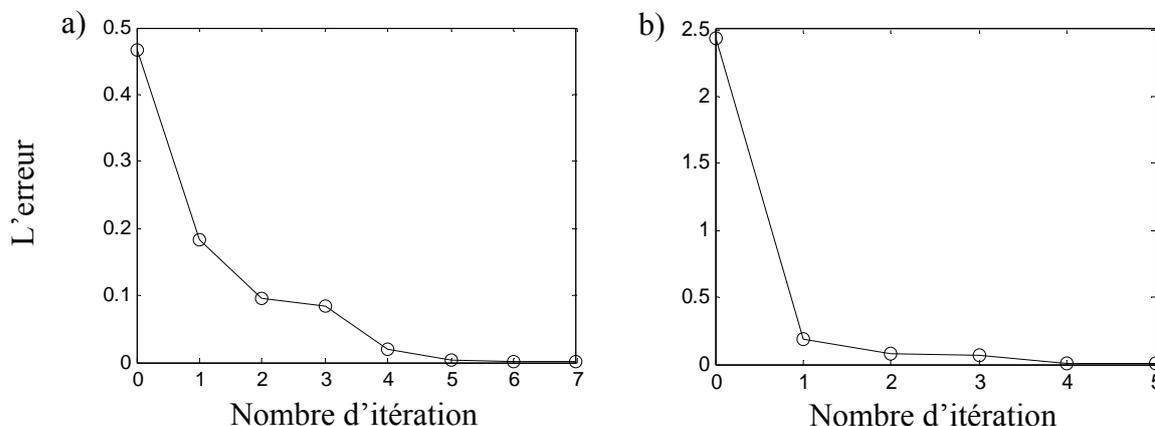


**Figure 4.12 :** Classification des éléments du matériau SiO<sub>2</sub>

Le réseau MLP est composé d'une seule couche cachée comportant 8 neurones et une couche de sortie de 2 neurones. La couche cachée est activée avec une fonction sigmoïde et la couche de sortie avec une fonction linéaire. Les neurones de sortie doivent avoir la combinaison binaire « 10 » pour le silicium et la combinaison « 01 » pour l'oxygène.

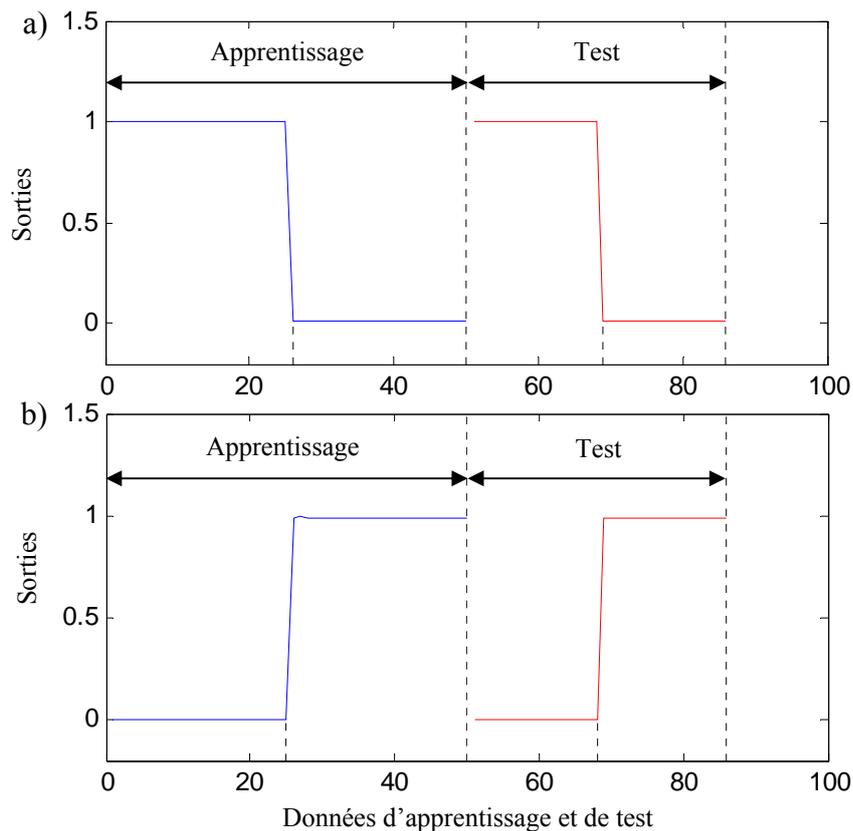
Les données d'entrée du réseau sont constituées de 43 ensembles pour chaque élément (Si et O<sub>2</sub>). Nous avons utilisé 25 ensembles pour l'apprentissage et le reste est employé pour le test.

Lors de l'apprentissage, l'erreur cible est fixée à 10<sup>-4</sup>. En utilisant l'algorithme de LM, cette valeur est atteinte au bout de 7 itérations dans le cas du matériau semi infini et de 5 itérations dans l'autre cas, (figure 4.13).

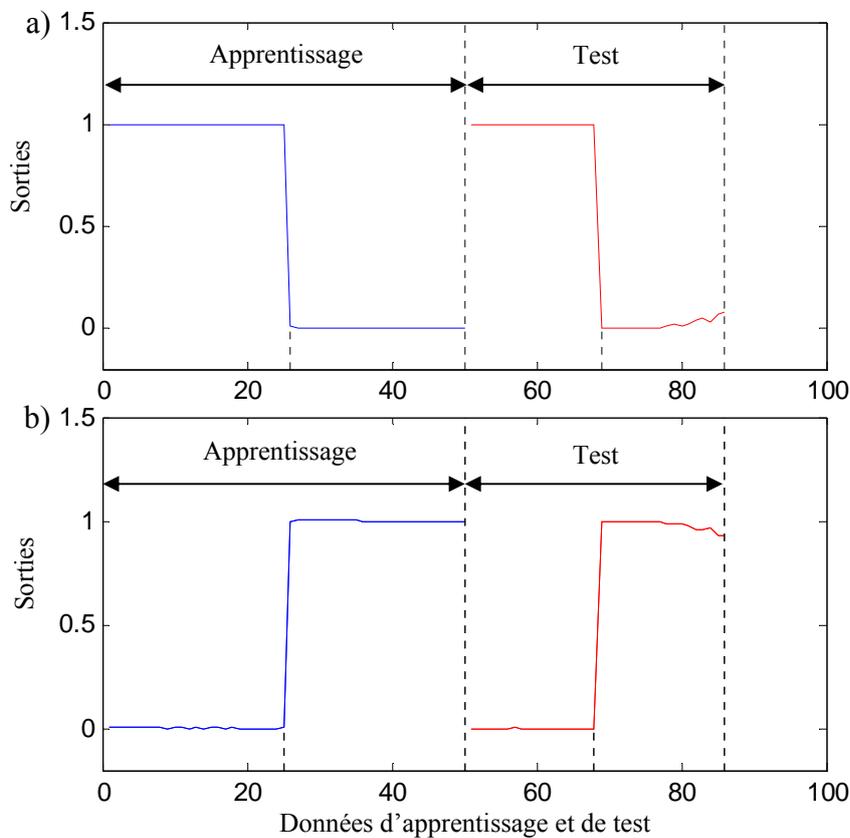


**Figure 4.13 :** Erreur d'apprentissage du réseau MLP : (a) SiO<sub>2</sub> semi infini et (b) SiO<sub>2</sub> de largeur 1 cm

Les figures 4.14 et 4.15 montrent que le réseau MLP donne des meilleurs résultats dans les deux cas; SiO<sub>2</sub> semi infini et SiO<sub>2</sub> de largeur 1 cm. On voit bien que la valeur de sortie du premier neurone est de « 1 » pour le Si et de « 0 » pour l'O<sub>2</sub>. La même chose pour le deuxième neurone, la valeur est de « 1 » pour l'O<sub>2</sub> et de « 0 » pour le Si. Les résultats obtenus présentent une très bonne classification des éléments constituant le matériau.



**Figure 4.14 :** Sorties du réseau : (a) Neurone 1 et (b) Neurone 2. ( $SiO_2$  semi infini)



**Figure 4.15 :** Sorties du réseau : (a) Neurone 1 et (b) Neurone 2. ( $SiO_2$  de largeur 1cm)

## 4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à la détection et au diagnostic des défauts des matériaux en utilisant la radioscopie microfoyer à rayons X. Nous avons discuté dans un premier temps le principe de fonctionnement de la chaîne d'imagerie et ses différents blocs. Ensuite, nous avons présenté les résultats issus de cette chaîne.

En second lieu, nous avons proposé une approche combinée entre la méthode de Monte Carlo et le réseau de neurones multicouche, permettant le diagnostic d'un matériau en silicium. Cette méthode est basée sur le calcul des probabilités d'apparition des différents événements qui peuvent se produire lors de l'interaction des rayons X avec le matériau considéré.

Ce calcul est fondé principalement sur la méthode de MC, où les taux d'apparition de l'effet photoélectrique et l'effet Compton constituent la clé du réseau MLP pour une classification des différents éléments constituant le matériau.

La méthode peut être appliquée pour différents matériaux. Vu qu'elle met en évidence la dépendance de l'interaction avec la largeur du matériau.

La méthode présente une idée de base (à cause des simplifications) dont l'extension peut être considérée pour d'autres paramètres et d'autres effets tels que les photons secondaires et les électrons secondaires. Cet apport nous permettra d'avoir des résultats plus précis.

## Conclusion générale

Le travail présenté dans cette thèse contribue essentiellement à la détection et au diagnostic des défauts des systèmes dynamiques et des matériaux. Nous nous sommes concentrés sur le système de moulage, les machines tournantes et l'imagerie par les rayons X. Le travail réalisé est divisé en deux parties :

Dans la première partie, nous avons commencé par les concepts des mots clés liés à la détection et au diagnostic et nous avons aussi exposé les différentes techniques d'analyse pour un éventuel diagnostic fin et précis, à savoir la transformée en ondelettes, l'analyse en composante principale et le réseau de neurones multicouche.

Par la suite, les contributions de cette partie ont été présentées. Nous nous sommes intéressés dans un premier temps au diagnostic du processus de moulage par modèle perdu sous basse pression, où il est constaté que le produit final comporte séparément deux défauts, défaut de surface et défaut de pénétration du métal.

Il est nécessaire donc d'éviter ce genre de défauts afin de garantir le bon fonctionnement du système. Pour cette raison, nous avons proposé d'appliquer l'analyse en composante principale, permettant la détection et le diagnostic des défauts du processus en utilisant la statistique  $T^2$  de Hotelling, la statistique  $Q$  et la contribution  $Q$ . La méthode employée a permis de détecter les défauts et d'identifier les causes possibles de l'apparition de ces derniers. Elle constitue donc une bonne contribution à la surveillance du processus et la qualité du produit.

En second lieu, on a orienté notre travail vers la recherche des nouvelles méthodes de diagnostic des machines tournantes. Nous nous sommes intéressés plus particulièrement aux méthodes combinées qui ont un intérêt considérable dans ce domaine. Afin de vérifier nos contributions, plusieurs signaux vibratoires ont été obtenus par le biais des accéléromètres piézoélectriques placés sur deux bancs d'essais différents.

Sur le premier banc d'essais nous avons simulé les défauts de balourd et d'engrenage et sur le deuxième nous avons acquis des signaux vibratoires avec défaut de roulement. Des méthodes simples et combinées ont été appliquées sur les signaux enregistrés afin de localiser les défauts.

Initialement, nous avons écarté les méthodes basées sur la transformée de Fourier, car elles ne sont pas bien adaptées aux signaux non stationnaires. Par contre nous avons utilisé deux

méthodes de diagnostic des défauts en l'occurrence l'analyse d'enveloppe et la transformée en ondelettes. Les défauts considérés sont : le défaut de balourd, le défaut d'engrenage et le défaut de roulement. Dans un souci d'avoir un meilleur diagnostic, nous nous sommes orientés vers l'utilisation des méthodes combinées.

La première méthode représente une combinaison entre la transformée en ondelettes et l'analyse en composante principale (TO-ACP) pour le diagnostic des défauts de balourd et d'engrenage. Les résultats obtenus montrent une amélioration considérable en localisant le défaut dans une gamme fréquentielle définie par les basses et les hautes fréquences.

La deuxième combinaison a été appliquée sur les mêmes défauts en utilisant la transformée en ondelettes, l'analyse en composante principale et le réseau de neurones multicouche pour la classification. Plusieurs signaux vibratoires ont été recueillis pour valider la méthode. Les trois états étudiés ont été correctement classifiés à savoir l'état normal, le défaut de balourd et le défaut d'engrenage.

Une troisième application nous a servi de sélectionner le niveau optimal de la décomposition en ondelettes, en employant la combinaison TO-ACP. Le meilleur niveau a été choisi suite au calcul des contributions des variables. Le diagnostic a été considérablement amélioré en utilisant l'ondelette de Daubechies pour le défaut de balourd et l'analyse d'enveloppe pour le défaut d'engrenage.

La dernière méthode a été appliquée pour le diagnostic des défauts de roulement de type SKF, où nous avons encore utilisé le choix du niveau optimal de la décomposition en ondelettes. La décomposition des signaux vibratoires a été effectuée par l'ondelette de Daubechies. Il est à signaler que la distribution d'énergie par le théorème de Parseval a été employée pour définir le meilleur niveau de résolution et l'analyse d'enveloppe pour traiter le niveau sélectionné.

Les résultats obtenus de ces différentes méthodes d'analyse montrent l'importance de ces dernières dans le domaine du diagnostic vibratoire.

Dans la deuxième partie, nous nous sommes intéressés à la détection et au diagnostic des défauts des matériaux en utilisant la radioscopie microfoyer à rayons X. Au départ, nous avons discuté le principe de fonctionnement de la chaîne d'imagerie et ses différents blocs. Ensuite, nous avons présenté les résultats issus de cette chaîne, où nous avons considéré les substrats en silicium et les composants métalliques. Il est à noter que cette chaîne d'imagerie permet de donner plus de détails sur ces matériaux, et ceci dans le but d'obtenir des informations essentielles sur leur état.

Nous avons clôturé cette partie par une contribution proposée pour le diagnostic d'un matériau en silicium avec un défaut de bulle d'air. La méthode proposée est basée sur le calcul

des taux d'apparition des phénomènes physiques intervenant lors de l'interaction des rayons X avec le matériau considéré. Ce calcul est fondé principalement sur la méthode de Monte Carlo. Les informations obtenues sont utilisées comme entrée au réseau multicouche pour la classification des différents éléments du matériau.

Le matériau employé dans la simulation est de type  $\text{SiO}_2$  et le faisceau de rayons X utilisé est monochromatique.

Nous avons constaté une classification prometteuse de silicium et d'oxygène. Cependant, à cause des hypothèses simplificatrices, la méthode utilisée nécessite une étude plus approfondie permettant de considérer d'autres paramètres et d'autres phénomènes.

Pour terminer, nous pensons que le travail présenté dans cette thèse ouvre de nouvelles perspectives selon les principaux axes suivants :

- L'extension des méthodes proposées pour le diagnostic permanent ou périodique des processus et des produits.
- L'application de ces méthodes sur d'autres types de défauts.
- La combinaison de ces méthodes entre elles ou avec d'autres méthodes pour améliorer les performances du diagnostic.
- L'extension de la méthode de Monte Carlo et le réseau multicouche, en tenant compte d'autres effets tels que les photons secondaires et les électrons secondaires.
- Le développement des techniques considérées dans cette thèse pour le diagnostic des défauts des matériaux en vue d'une comparaison avec les techniques de la mécanique de la rupture (cas de propagation de fissure).

## Bibliographie

- [ABD06] M. Abdelrahman, J. P. Arulanantham, R. Dinwiddie, G. Walford, F. Vondra, “Monitoring metal-fill in a lost foam casting process”, *ISA Transactions*, Vol. 45, No 4, pp. 459–475, 2006.
- [ALH02] E. Alhoniemi, “Unsupervised pattern recognition methods for exploratory analysis of industrial process data”, Thèse de Doctorat, Université de Technologie, Helsinki, Finlande, 2002.
- [ALT99] J. Altmann, “Application of discrete wavelet packet analysis for the detection and diagnosis of low speed rolling-element bearing faults”, Thèse de Doctorat (Ph.D), Université Monash, Melbourne, Australie, 1999.
- [ANO06] S. M. Anuncia, R. Saravanan, “Non destructive testing using radiographic images – A survey”, *Insight: Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, Vol. 48, No. 10, pp. 592–597, 2006.
- [AUG01] D. Augeix, “Analyse vibratoire des machines tournantes”, *Techniques de l’ingénieur - Traité génie mécanique*, BM 5 145, Vol. BD 2, pp. 1–22, 2001.
- [BAK02] S. I. Bakhtiyarov, R. A. Overfelt, A. Suryawanshi, “Liquid metal stream junction defects in aluminum lost foam casting”, *Proceedings of the ASME International Mechanical Engineering Congress & Exposition (IMECE)*, New Orleans, Louisiana, USA, pp. 9–13, November 2002.
- [BAK00] S. I. Bakhtiyarov, R. A. Overfelt, “Polymeric foam-liquid metal interface dynamics in vacuum assisted counter gravity casting”, *Proceedings of the ASME Fluids Engineering Division Summer Meeting (FEDSM)*, Boston, USA, pp 639–644, June 2000.
- [BAS06] J. Bast, M. Aitsuradse, T. Hahn, R. Winzer, “Measurement system for a study of mold filling in low-pressure lost foam casting”, *Transactions of the American Foundry Society*, Vol. 114, pp. 979–986. 2006.
- [BAS04] J. Bast, M. Aitsuradse, T. Hahn, “Advantages of the low pressure lost foam casting process”, *Transactions of the American Foundry Society*, Vol. 112, pp. 1131–1144, 2004.
- [BAT95] C. E. Bates, H. E. Littleton, D. Askeland, J. Griffin, B. A. Miller, D. S. Sheldon, “Advanced lost foam casting technology”, Summary report DOE, AFS, No. UAB-MTG-EPC95SUM, 1995.
- [BAY01] N. Baydar, A. Ball, “A comparative study of acoustic and vibration signals in detection of gear failures using wigner-ville distribution”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 15, No. 6, pp. 1091–1107, 2001.
- [BEE01] P. Beeley, “*Foundry technology*”, Oxford: Butterworth Heinemann, 2001.
- [BEN09] **H. Bendjama**, S. Bouhouche, M. S. Boucherit, “Combined use of wavelet transform and principal component analysis for vibration analysis of rotating machinery”, *École sur les nouvelles avancées numériques (ENAN)*, Annaba, Algérie, Décembre 2009.
- [BEN10a] **H. Bendjama**, S. Bouhouche, M. S. Boucherit, M. Mansour, “Vibration signal analysis using Wavelet-PCA-NN technique for fault diagnosis in rotating machinery”, *The Mediterranean Journal of Measurement and Control*, Vol. 6, No. 4, pp. 145–154, Octobre 2010.
- [BEN10b] **H. Bendjama**, M. S. Boucherit, S. Bouhouche, Y. Laïb et R. Halimi, “Restauration des signaux 1d et 2d par la transformée en ondelettes”, *Conférence Internationale sur le Soudage, le CND et l’Industrie des Métaux (IC-WNDT-MI)*, Oran, Algérie, Novembre 2010.
- [BEN10c] **H. Bendjama**, M. S. Boucherit, S. Bouhouche, “Fault diagnosis of rotating machinery using wavelet transform and principal component analysis”, *Proceeding of the International Arab Conference on Information Technology (ACIT)*, Université de Garyounis, Benghazi, Libye, Décembre 2010.
- [BEN11a] **H. Bendjama**, M. S. Boucherit, S. Bouhouche, J. Bast, “Fault detection and diagnosis using principal component analysis. Application to low pressure lost foam casting process”, *International journal of Modelling, Identification and Control*, Vol. 14, No. 1/2, pp. 102–111, Septembre 2011.
- [BEN11b] **H. Bendjama**, S. Bouhouche, M. S. Boucherit, “Vibration monitoring for fault diagnosis in rotating machinery using wavelet transform”, *Proceedings of the ASME International Conference on Advanced Computer Theory and Engineering (ICACTE)*, Duabi, UAE, pp. 167–170, Décembre 2011.
- [BEN12] **H. Bendjama**, S. Bouhouche, M. S. Boucherit, “Application of wavelet transform for fault diagnosis in rotating machinery”, *International Journal of Machine Learning and Computing*, Vol. 2, No. 1, pp. 82–87, Février 2012.
- [BEN01] S. Bennet, M. Tschopp, A. Vrize, E. Zerkovich, C. W. Ramsay, D. R. Askeland, “Observation on the effect of gating design on metal flow and defect formation in Aluminum LFC, Part I”, *Transactions of the American Foundry Society*, Vol. 59, pp. 1–15, 2001.
- [BOO09] C. A. Boonyaprasorn, “Fault detection and diagnosis process for cracked rotor vibration systems using model-based approach”, Thèse de Doctorat (Ph.D), Université Case Western Reserve, USA, 2009.

- [BOU03] A. Boulenger, C. Pachaud, “Analyse vibratoire en maintenance”, Edition Dunod, 2003.
- [BRA02] S. Brabhakar, A. R. Mohanty, A. S. Sekhar, “Application of discrete wavelet transform for detection of ball bearings race faults”, *Tribology International*, Vol. 35, pp. 793–800, 2002.
- [BRU02] C. Bruneur, “Eléments de maintenance préventive de machines tournantes dans le cas de défauts combinés d’engrenages et de roulements”, Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, France, 2002.
- [BRU94] Bruel, Kjaer, “Détection des défauts de roulement par calcul du facteur de crête et analyse d’enveloppe”, *Notes d’applications*, BO 0367-11–Copenhague, 11 pages, 1994.
- [BÜH88] H. Bühler, “Conception de systèmes automatiques”, Presses Polytechniques Romandes, 1988.
- [BYC02] G. E. Byczynski, J. Campbell, “The effects of oxide film defects on the strength and reliability of 319 alloy casting”, *Proceedings of the 2<sup>nd</sup> international aluminum casting technology symposium*, Columbus, USA, ASM International, pp. 65–74, October 2002.
- [CAO04] J. Cao, “Principal component analysis based fault detection and isolation”, Thèse de Doctorat (Ph.D), Université George Masson, USA, 2004.
- [CEX05] J. C. Cexus, “Analyse des signaux non-stationnaires par Transformation de Huang, Opérateur de Teager-Kaiser, et Transformation de Huang-Teager (THT)”, Thèse de Doctorat, Université de Rennes, France, 2005.
- [CHA93] J. N. Chatain, “Diagnostic par système expert, traité des nouvelles technologies, série Diagnostic et Maintenance”, Edition Hermès, Paris, 1993.
- [CHE08] J. Cheng, D. Yu, J. Tang, Y. Yang, “Application of frequency family separation method based upon EMD and local Hilbert energy spectrum method to gear fault diagnosis”, *Mechanism and Machine Theory*, Vol. 43, pp. 712–723, 2008.
- [CHE06] G. A. Cherry, “Methods for improving the reliability of semiconductor fault detection and diagnosis with principal component analysis”, Thèse de Doctorat (Ph.D), Université de Texas at Austin, USA, 2006.
- [CHI06] K. Chinmaya, A. R. Mohanty, “Monitoring gear vibrations through motor current signature analysis and wavelet transform”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 20, No. 1, pp. 158–187, 2006.
- [CHI01] L. H. Chiang, E. L. Russell, R. D. Braatz, “Fault detection and diagnosis in industrial systems”, Springer Verlag, London, 2001.
- [CHO05] C. Y. Cho, J. Y. Uan, H. J. Lin, “Surface compositional inhomogeneity and subsurface microstructures in a thin-walled AZ91D plate formed by hot-chamber die casting”, *Materials Science and Engineering A*, Vol. 402, No. 1–2, pp. 193–202, 2005.
- [DAU92] I. Daubechies, “Ten lectures on wavelets”, Philadelphie: Society for industrial an Applied Mathematics, 1992.
- [DAV93] J. R. Davis, “Aluminum and Aluminum alloys”, ASM specialty handbook. Materials Park, Ohio, USA: ASM International, 1993.
- [DIN94] J. M. Dinten, P. Dziopa, A. Koenig, “X-rays image analysis for defects detection and characterization in metallic samples”, *Proceedings of the first IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Austin, Texas, USA, pp. 321–325, Novembre 1994.
- [DJA08] D. Djamaï, H. Oudira, A. Saïfi, “Application d’un modèle hybride à l’étude des dommages radio-induits par un faisceau d’électrons sur la molécule d’ADN dans son environnement”, *Radioprotection*, Vol. 43, No. 3, pp. 357–387, 2008.
- [DJE08] A. Djebala, “Application de la transformée par ondelettes à l’étude et l’analyse vibratoire des systèmes mécaniques”, Thèse de Doctorat, Université de Guelma, Algérie, 2008.
- [DOB06] L. A. Dobrzański, M. Krupiński, J. H. Sokolowski, P. Zarychta, A. Włodarczyk-Fligier, “Methodology of analysis of casting defects”, *Journal of Achievements in Materials and Manufacturing Engineering*, Vol. 18, No. 1-2, pp. 267–270, 2006.
- [DU07] Z. Du, X. Jin, “Detection and diagnosis for multiple faults in VAV systems”, *Energy and Buildings*, Vol. 39, pp. 923–934, 2007.
- [DUT80] J. Dutreix, A. Desgrez, B. Bok, J. M. Vinot, “Biophysique des radiations”, Edition Masson, Paris, 1980.
- [DUV00] P. Duvauchelle, N. Freud, V. Kaftandjian, D. Babot, “A computer code to simulate X-ray imaging techniques”, *Nuclear instruments and methods in physics research B*, Vol. 170, No. 1/2, pp. 245–258, 2000.
- [EDE06] S. Edel, “Modélisation du transport des photons et des électrons dans l’ADN plasmide”, Thèse de Doctorat, Université Paul Sabatier, Toulouse, France, 2006.
- [EVA55] R. D. Evans, “The atomic Nucleus”, McGraw-Hill, 1955.
- [FER95] L. Ferré, “Selection of components in principal component analysis: A comparison of methods”, *Computational Statistics and Data Analysis*, Vol. 19, No. 6, pp. 669–682, 1995.
- [FOX00] S. Fox, J. Campbell, “Visualisation of oxide film defects during solidification of Aluminium alloys”, *Scripta materialia*, Vol. 43, pp. 881–886, 2000.
- [FRA89] P. M. Frank, J. Wünnenberg, “Robust fault diagnosis using unknown input observer schemes”, Dans: R. J. Patton, P. M. Frank, R. N. Clark (Eds), “Fault diagnosis in dynamic systems-theory and applications”, Prentice Hall, London, 1989.

- [FUR05] H. Furukawa, Y. Kozaki, K. Yamamoto, T. Johzaki, K. Mima, "Simulation on interactions of X-ray and charged particles with first wall for IFE reactor", *Fusion Engineering and Design*, Vol. 73, No. 2-4, pp. 195–103, 2005.
- [GAI04] Z. L. Gaing, "Wavelet-based neural network for power disturbance recognition and classification", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 19, pp. 1560–1568, 2004.
- [GER98] J. Gertler, "Fault detection and diagnosis in engineering systems", Marcel Dekker, New York, 1998.
- [GIE08] J. Giersch, J. Durst, "Monte Carlo simulations in X-ray imaging", *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, Vol. 591, No. 1, pp. 300–305, 2008.
- [GRO84] A. Grossmann, J. Morlet, "Decomposition of hardy functions into square integrable wavelets of constant shape", *SIAM Journal on Mathematical Analysis*, Vol. 15, No. 4, pp. 723–736, 1984.
- [GRU90] J. E. Gruzleski, B. M. Closset, "The treatment of liquid aluminum–silicon alloys", American Foundrymen's Society, Inc., Des Plaines, Illinois, USA, 1990.
- [GUI65] A. Guinier, "Théorie et technique de la radiocristallographie", Edition Dunod, 1965.
- [HAL95] V. Hale, J. Mathew, "High and low speed bearings, in Condition Monitoring Frontiers", *The second (CM)<sup>2</sup> Forum*, Melbourne, Australia, pp. 21–30, 1995.
- [HAN01] D. Hand, H. Mannila, P. Smyth, "principles of data mining", The MIT Press, USA, 2001.
- [HAR03] M. F. Harkat, "Détection et localisation de défauts par analyse en composantes principales", Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, France, 2003.
- [HE06] T. He, W. R. Xie, Q. H. Wu, T. L. Shi, "Process fault detection and diagnosis based on principal component analysis", *Proceedings IEEE of the Fifth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, Dalian, Chine, Août 2006.
- [HES04] D. R. Hess, "Comparison of Aluminum alloys and EPS foams for use in the lost foam casting process", *Transactions of the American Foundry Society*, Vol. 112, pp. 1161–1174, 2004.
- [HÉN86] G. Hénon, C. Mascré, G. Blanc, "Recherche de la qualité des pièces de fonderie", Editions Techniques des Industries de la Fonderie, Paris, 1986.
- [HOP99] W. Hopf, J. Bast, B. Radoev, "Modellierung der formfüllung beim vollformgießen. Teil 1, mathematisches modell: Wärme-und massebilanz", *Gießereiforschung*, Vol. 51, No. 4, pp. 145–153, 1999.
- [HUA10] Y. Huang, C. Liu, X. F. Zha, Y. Li, "A lean model for performance assessment of machinery using second generation wavelet packet transform and Fisher criterion", *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, pp. 3815–3822, 2010.
- [HUA99] Y. Huang, J. Gertler, "Fault isolation by partial PCA and partial NLPFA", *14<sup>th</sup> IFAC Triennial world congress*, Beijing, Chine, pp. 545–550, 1999.
- [HUB98] B. B. Hubbard, "The World according to wavelets: The story of a mathematical technique in the making", Deuxième édition, A K Peters/CRC Press; 1998.
- [ISE93] R. Isermann, "Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing", *Automatica*, Vol. 29, No. 4, pp. 815–835, 1993.
- [JAC79] J. E. Jackson, G. S. Mudholkar, "Control procedures for residuals associated with principal component analysis", *Technometrics*, Vol. 21, No. 3, pp. 341–349, 1979.
- [JOL02] I. T. Jolliffe, "Principal component analysis", Springer Verlag, New York, 2002.
- [JUR66] J. M. Juran, "Quality problems, remedies and nostrums", *Industrial Quality Control*, Vol. 22, No. 12, pp. 647–653, 1966.
- [KAL03] M. Kalkat, S. Yildirim, I. Uzman, "Rotor dynamics analysis of rotating machine systems using artificial neural networks", *International Journal of Rotating Machinery*, Vol. 9, pp. 255–262, 2003.
- [KAN07] P. Kannan, J. J. Biernacki, D. P. Visco, "A review of physical and kinetic models of thermal degradation of expanded polystyrene foam and their application to the lost foam casting process", *Journal of Analytical and Applied Pyrolysis*, Vol. 78, pp. 162–171, 2007.
- [KAZ02] I. Kazantsev, I. Lemahieu, G. Salov, R. Denys, "Statistical detection of defects in radiographic images in nondestructive testing", *Signal Processing*, Vol. 82, No. 5, pp. 791–801, 2002.
- [KLU07] S. Kluska-Nawarecka, Z. Górny, D. Wilk-Kołodziejczyk, A. Smolarek-Grzyb, "Diagnostics of crack formation in castings using the logic of plausible reasoning", *Archives of Materials Science and Engineering*, Vol. 28, No. 8, pp. 479–482, 2007.
- [KNO89] G. F. Knoll, "Radiation detection and measurement", deuxième édition John Wiley & Sons, USA, 1989.
- [KOU05] T. Kourti, "Application of latent variable methods to process control and multivariate statistical process control in industry", *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, Vol. 19, No. 4, pp. 213–246, 2005.
- [KRU04] U. Kruger, Y. Zhou, G. Irwin, "Improved principal component monitoring of large-scale processes", *Journal of Process Control*, Vol. 14, pp. 879–888, 2004.
- [KUU03] J. H. Kuo, J. C. Chen, Y. N. Pan, W. S. Hwang, "Mold filling analysis in lost foam casting process for aluminum alloys and its experimental validation", *Materials Transactions*, Vol. 44, No. 10, pp. 2169–2174, 2003.

- [LAN05] J. Landré, “Analyse multirésolution pour la recherche et l’indexation d’images par le contenu dans les bases de données images. Application à la base d’images paléontologique Trans’Tyfipal”, Thèse de Doctorat, Université de Bourgogne, France, 2005.
- [LAN99] L. Lang, “Development and testing of a low pressure lost foam casting machine and an examination of the process”, Thèse de Doctorat (Ph.D), Université de Freiberg, Germany, 1999.
- [LAZ03] D. Lazaro, “Validation de la plate-forme de simulation GATE en tomographie d’émission monophotonique et application au développement d’un algorithme de reconstruction 3D complète”, Thèse de Doctorat, Université Blaise Pascal, France, 2003.
- [LEP04] R. Lepage, “Reconnaissance d’algues toxiques par vision artificielle et réseau de neurones”, Maître es sciences appliquées (M.Sc.A.), Université de Québec, Canada, 2004.
- [LI08] N. Li, H. X. Zhao, S. H. Cho, J. G. Choi, M. H. Kim, “A fast algorithm for voxel-based deterministic simulation of X-ray imaging”, *Computer Physics Communications*, Vol. 178, No. 7, pp. 518–523, 2008.
- [LIA98] J. Liang, S. Elangovan, J. B. X. Devotta, “A wavelet multiresolution analysis approach to fault detection and classification in transmission lines”, *Electrical Power & Energy Systems*, Vol. 20, No. 5, pp. 327–332, 1998.
- [LOP03] K. A. Loparo, Bearings vibration data set, Case Western Reserve University, (<http://www.eecs.cwru.edu>), 2003.
- [LUO02] A. A. Luo, “Magnesium: Current and potential automotive applications”, *Journal of the Minerals, Metals and Materials*, Vol. 54, No. 2, pp. 42–48, 2002.
- [MAL99] S. Mallat, “A wavelet tour of signal processing”, Deuxième édition, Academic press, 1999.
- [MAL89] S. Mallat, “A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 11, No. 7, pp. 674–693, July 1989.
- [MAR01] M. Martinet, “Analyse multirésolution en ondelettes du rayonnement acoustique des structures planes”, Thèse de Doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon, France, 2001.
- [MAR11] S. Mark, S. Mordechai, “Application of Monte Carlo method in science and engineering”, InTech, 2011.
- [MIL98] P. Miller, R. E. Swanson, C. E. Heckler, “Contribution plots: A missing link in multivariate quality control”, *Applied Mathematics and Computer Science*, Vol. 8, No. 4, pp. 775–792, 1998.
- [MIR04] S. H. M. Mirbaghri, J. R. Silk, P. Davami, “Modelling of foam degradation in lost foam casting process”, *Journal of materials science*, Vol. 39, pp. 4593–4603, 2004.
- [MOL05] A. O. Molina, “Méthodologie pour le placement des capteurs à base de méthodes de classification en vue du diagnostic”, Thèse de Doctorat, Université de Toulouse, France, 2005.
- [NAR07] C. V. I. Narvaez, “Diagnostic par techniques d’apprentissage floues: Conception d’une méthode de validation et d’optimisation des partitions”, Thèse de Doctorat, Université de Toulouse, France, 2007.
- [NØR00] M. Nørgaard, O. Ravn, N. K. Poulsen, L. K. Hansen, “Neural networks for modeling and control of dynamic systems”, Springer-Verlag, London, 2000.
- [NOM95] P. Nomikos, J. F. MacGregor, “Multivariate SPC charts for monitoring batch processes”, *Technometrics*, Vol. 37, No. 1, pp.41–59. 1995.
- [NYA98] C. Nyahumwa, N. R. Green, J. Campbell, “Effect of mold-filling turbulence on fatigue properties of cast aluminum alloys”, *Transactions of the American Foundry Society*, Vol. 58, pp. 215–223, 1998.
- [PAC08] T. Pacyniak, “The effect of refractory coating permeability on the lost foam process”, *Archives of Foundry Engineering*, Vol. 8, No. 3, pp. 199–204, 2008.
- [PEK04] K. M. PEKPE, “Identification par les techniques des sous-espaces application au diagnostic”, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, France, 2004.
- [PET07] A. Peterzol, J. Berthier, P. Duvauchelle, C. Ferrero, D. Babot, “X-ray phase contrast image simulation”, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*, Vol. 254, No. 2, pp. 307–318, 2007.
- [PLA74] D. Plaines, “Analysis of casting defects”, Quatrième édition, American Foundrymen’s Society, Illinois, 1974.
- [PRA02] S. Prabhakar, A. R. Mohanty, A. S. Sekhar, “Application of discrete wavelet transform for detection of ball bearing race faults”, *Tribology International*, Vol. 35, pp. 793–800, 2002.
- [QIN07] H. Qingbo, K. Fanrang, Y. Ruqiang, “Subspace-based gearbox condition monitoring by kernel principal component analysis”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, pp. 1755–1772, 2007.
- [QIN03] S. J. Qin, “Statistical process monitoring: Basics and beyond”, *Journal of Chemometrics*, Vol. 17, No. 8-9, pp. 480–502, 2003.
- [QIN00] S. J. Qin, R. Dunia, “Determining the number of principal components for best reconstruction”, *Journal of Process Control*, Vol. 10, pp. 245–250, 2000.
- [RAF07] J. Rafiee, F. Arvani, A. Harifi, M. H. Sadeghi, “Intelligent condition monitoring of a gearbox using artificial neural network”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, pp. 1746–1754, 2007.
- [RAM04] H. J. Ramaker, E. N. M. Van Sprang, J. A. Westerhuis, A. K. Smilde, “The effect of the size of the training set and number of principal components on the false alarm rate in statistical process monitoring”, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol. 73, pp. 181–187, 2004.

- [RAO96] B. K. N. Rao, “*Handbook of condition monitoring*”, Elsevier Advanced Technology, Oxford, UK, pp. 49–80, 1996.
- [ROM09] T. Romaniuk, “The application of neural systems in vibrodiagnosis”, *Schedae Informaticae*, Vol. 17/18, pp. 21–44, 2009.
- [SAM04] B. Samanta, “Gear fault detection using artificial neural networks and support vector machines with genetic algorithms”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 18, pp. 625–644, 2004.
- [SAN04] D. F. A. Santiago, R. Pederiva, “Application of wavelet transform to detect faults in rotating machinery”, *ABCM Symposium Series in Mechatronics*, Brazil, Vol. 1, pp. 616–624, 2004.
- [SAW07] N. Sawalhi, R. B. Randall, H. Endo, “The enhancement of fault detection and diagnosis in rolling element bearings using minimum entropy deconvolution combined with spectral kurtosis”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, pp. 2616–2633, 2007.
- [SEK02] S. Seker, E. Ayaz, “A study on condition monitoring for induction motors under the accelerated aging processes”, *IEEE Power Engineering*, Vol. 22, No. 7, pp. 35–37, 2002.
- [SHI90] S. Shivkumar, L. Wang, D. Apelian, “The lost-foam casting of Aluminum alloy components”, *Journal of Minerals, Metals and Materials*, Vol. 42, No. 11, pp. 38–44, 1990.
- [SRI10] H. K. Srinivas, “Application of artificial neural network and wavelet transform for vibration analysis of combined faults of unbalances and shaft bow”, *Advances in Theoretical and Applied Mechanics*, Vol. 3, No. 4, pp. 159–176, 2010.
- [SUN04] W. Sun, H. E. Littleton, “Process control of metal penetration defect in lost foam castings”, *Transactions of the American Foundry Society*, Vol. 112, pp. 1087–1096, 2004.
- [TAN06] N. Tandon, A. Parey, “Condition monitoring of rotary machines”, Dans: L. Wang, R. X. Gao (Eds) “*Condition Monitoring and Control for Intelligent Manufacturing*”, Springer-Verlag, London, 2006.
- [TAN99] N. Tandon, A. Choudhury, “A review of vibration and acoustic measurement methods for the detection of defects in rolling element bearings”, *Tribology International*, Vol. 23, pp. 469–480, 1999.
- [TER78] M. Terrissol, “Méthode de simulation du transport d’électrons d’énergies comprises entre 10 eV et 30 keV”, Thèse de Doctorat, Université Paul Sabattier, Toulouse, France, 1978.
- [THA08] Y. Tharrault, “Diagnostic de fonctionnement par analyse en composantes principales : Application à une station de traitement des eaux usées”, Thèse de Doctorat, Institut National Polytechnique de Lorraine, France, 2008.
- [VAL99] S. Valle, L. Weihua, S. J. Qin, “Selection of the number of principal components: The variance of the reconstruction error criterion with a comparison to other methods”, *Industrial & Engineering Chemistry Research*, Vol. 38, pp. 4389–4401, 1999.
- [WAN09] W. Wang, D. Kanneg, “An integrated classifier for gear system monitoring”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 23, pp. 1298–1312, 2009.
- [WAN90] L. Wang, S. Shivkumar, D. Apelian, “Effects of polymer degradation on the quality of lost foam castings”, *Transactions of the American Foundry Society*, Vol. 98, pp. 923–933, 1990.
- [WES00] J. A. Westerhuis, S. P. Gurden, A. K. Smilde, “Generalized contribution plots in multivariate statistical process monitoring”, *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Vol. 51, No. 1, pp. 95–114, 2000.
- [WU08] J. D. Wu, C. H. Liu, “Investigation of engine fault diagnosis using discrete wavelet transform and neural network”, *Expert Systems with Applications*, Vol. 35, pp. 1200–1213, 2008.
- [XU08] X. Xu, F. Xiao, S. Wang, “Enhanced chiller sensor fault detection, diagnosis and estimation using wavelet analysis and principal component analysis methods”, *Applied Thermal Engineering*, Vol. 28, pp. 226–237, 2008.
- [YANG04] B. S. Yang, T. Han, J. L. An, “Art-Kohonen neural network for fault diagnosis of rotating machinery”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 18, pp. 645–657, 2004.
- [YANH04] H. Yang, “Automatic fault diagnosis of rolling element bearings using wavelet based pursuit features”, Thèse de Doctorat (Ph.D), Université de Technologie, Queensland, Australie, 2004.
- [YAN04] Q. Yang, “Model-based and data driven fault diagnosis methods with applications to process monitoring”, Thèse de Doctorat (Ph.D), Université Case Western Reserve, USA, 2004.
- [YAN02] D. M. Yang, A. F. Stronach, P. MacConnell, “Third-order spectral techniques for the diagnosis of motor bearing condition using artificial neural networks”, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 16, No. 2/3, pp. 391–411, 2002.
- [YOU92] J. C. Young, N. D. Tracy, R. L. Mason, “Multivariate control charts for individual observations”, *Journal of Quality Technology*, Vol. 24, pp. 88–95, 1992.
- [ZEM03] M. R. Zemouri, “Contribution à la surveillance des systèmes de production à l’aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e- maintenance”, Thèse de Doctorat, Université de Franche-Comté, France, 2003.
- [ZWI95] G. Zwingelstein, “*Diagnostic des défaillances - Théorie et pratique pour les systèmes industriels*”, Edition Hermès, Paris, 1995.

## Annexe

### Matériel de mesure du système expérimental 1

Les mesures recueillies sur le système expérimental 1 ont été réalisées au Laboratoire du Contrôle Industriel (LCI) de L'URASM-CSC d'Annaba. Les signaux vibratoires ont été collectés avec deux accéléromètres piézoélectriques de type 353B34 et 288D01 et un système d'acquisition OR25. Les caractéristiques des deux accéléromètres et le système d'acquisition sont mentionnées respectivement sur les tableaux 1 et 2.

Accéléromètres	353B34	288D01
Caractéristiques		
Sensitivité	100 mV/g	100 mV/g
Plage de mesure	±50 g pk	±50 g pk
Plage de fréquence (±5%)	1 à 4000 Hz	1 à 5000 Hz
Plage de fréquence (±10%)	0,7 à 7000 Hz	0,7 à 7000 Hz
Fréquence de résonance	≥ 22 kHz	≥ 20 kHz
Résolution large band (1 à 10000 Hz)	0,0005 g rms	0,002 g rms
Plage de température	-65 à +250 °F	0 à +200 °F
Tension d'excitation	20 à 30 VDC	22 à 30 VDC
Constructeur	PCB PIEZOTRONICS	PCB PIEZOTRONICS

**Tableau 1 :** Caractéristiques des accéléromètres

Nombre de canaux d'entrée	4
Bande de fréquence	20 kHz
Dynamique	90 dB
Débit	4×20 kHz
Générateurs	02 sorties, 3 Vrms-600 Ω
Connecteurs	BNC
Dimensions	415×270×55 mm
Poids	3,5 kg-8lbs
Puissance	100-240VAC, 10-30 VDC
Batterie	Interne, 90 mn
Constructeur	OROS

**Tableau 2 :** Spécifications du système d'acquisition OR25

## ملخص

لعمليتي كشف وتشخيص الاعطاب دور هام في مجال السلامة والإنتاجية. ذلك لأنهما توفران للعامل معلومات تتعلق بكيفية عمل الآلات وجودة المنتجات. قد يتم ذلك يدويا في الحالات البسيطة. في حالات أخرى، اللجوء إلى طرق متقدمة للتحليل أمر ضروري. هذه الطرق تساعد على تفسير أفضل للمعطيات، وهذا يعني مراقبة الآلات وحالة المنتجات. الأعمال المقدمة في هذه الأطروحة تنحصر في إطار تطبيق الطرق الموجودة واقتراح أساليب جديدة لتشخيص الأعطاب في الأنظمة الديناميكية وفي المواد.

**كلمات مفتاحية :** كشف وتشخيص الأعطاب، السلامة، الإنتاجية، جودة المنتجات، الأنظمة الديناميكية، المواد.

## Résumé

La détection et le diagnostic des défauts, jouent un rôle important dans la sécurité et la productivité. Ils fournissent aux opérateurs des informations relatives au fonctionnement des processus et la qualité des produits. Ils peuvent être effectués manuellement dans les cas simples. Dans les autres cas, un apport d'outils avancés sera nécessaire pour l'analyse. Cette assistance contribue à mieux interpréter les données, c'est-à-dire suivre l'évolution des processus ainsi que l'état des produits. Les travaux présentés dans cette thèse se situent dans le cadre de l'application des méthodes existantes et la proposition des nouvelles approches pour le diagnostic des défauts des systèmes dynamiques et des matériaux.

**Mots clés :** Détection et diagnostic des défauts, sécurité, productivité, qualité des produits, systèmes dynamiques, matériaux.

## Abstract

Fault detection and diagnosis play a significant role in safety and productivity. They provide to the operators relating information about process operating and product quality. They can be carried out manually in the simple cases. In the other cases, a contribution of advanced tools will be necessary for the analysis. This assistance contributes to better interpreting the data, i.e. process monitoring and product state. The work presented in this thesis is within the framework of the application of existing methods and the proposition of new approaches for fault diagnosis of the dynamic systems and materials.

**Key words :** Fault detection and diagnosis, safety, productivity, product quality, dynamic systems, materials.