



N° d'ordre :

UNIVERSITE * MOHAMED BOUDIAF * DE M'SILA

FACULTE DES SCIENCES ET SCIENCES DE L'INGENIEUR

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

MEMOIRE

Présenté pour l'obtention du diplôme de

MAGISTER

Spécialité : Génie électronique

Option : Contrôle

Par

BDIRINA EL KHANSA

SUJET

DIAGNOSTIC DE DEFAUTS D'ENGRENAGE PAR ANALYSE SPECTRALE

Soutenue publiquement le / / 2006 Devant le jury composé de :

Dr BOUAMAR Mohamed	M.C. Université de M'sila	Président
Dr CHIKOUCHE Djamel	Prof. Université de Sétif	Rapporteur
Dr BENARIOUA Younes	M.C. Université de M'sila	Examinateur
Dr BOUZIT Nacereddine	M.C. Université de Sétif	Examinateur
Dr BENZID Redha	C.C. Université de M'sila	Examinateur

RESUME Toutes les machines en fonctionnement produisent des vibrations qui permettent en effet de caractériser la plupart des efforts dynamiques et en particulier ceux engendrés par un fonctionnement anormal. Ainsi l'analyse des vibrations est devenue une technique très répandue pour apprécier l'état de santé d'une machine afin d'éviter la défaillance et n'intervenir qu'à bon escient et pendant des arrêts programmés de production. Les techniques classiques de détection de la défaillance dans les machines tournantes, basées sur l'analyse de Fourier ont prouvées leurs limitations en termes de résolution spectrale (fluctuation d'une grande vitesse), ce qui nécessite l'utilisation des nouvelles techniques donnant une analyse plus performante. Dans ce travail, nous appliquons les techniques paramétriques à base des modèles AR et les méthodes de décomposition harmoniques sur un signal vibratoire émis par un système d'engrenage constitué de deux roues dentées fonctionnant sous des conditions constantes. Les résultats sont encourageants, et le diagnostic de défaut s'effectue à travers l'observation des variations de la fréquence d'engrenage dans l'évolution du spectre de puissance durant les 13 jours d'observation de la machine.

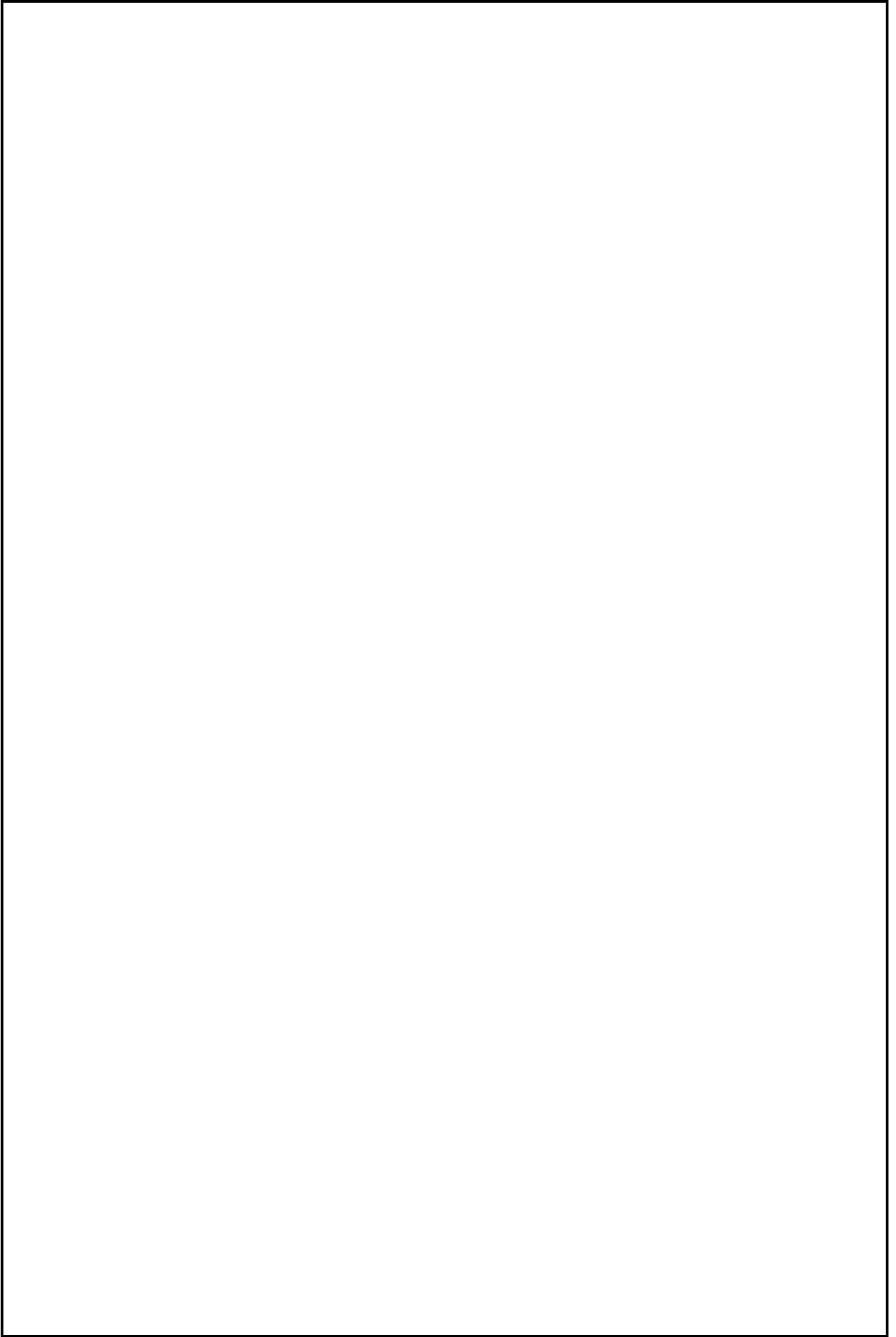
Mots clés: signaux vibratoires d'engrenage, analyse spectrale, diagnostic de défauts, modèle de Prony, modèle de Pisarenko, modèle de Levinson.

SUMMARY All machinery in working produce vibrations that permit to characterize most dynamic efforts indeed and in particular those generated by an abnormal working. So the analysis of the vibrations became a very widespread technique to appreciate the state of health of a machine in order to avoid failing and to intervene only good knowledge and during programmed stops of production. The classic techniques of fault detection in the rotating machinery, based on Fourier's analysis proved their limitations in terms of spectral resolution (fluctuation of a high speed), what requires the use of new techniques, giving more effective analysis. In this work, we apply parametric techniques such as AR models and the harmonic methods of decomposition, on a vibratory signal given out by a gearing system constituted of two gear wheels operating under constant conditions. The results are encouraging, and fault diagnosis takes place through the observation of the gearing frequency's variations in the evolution of the power spectrum during the 13 days of the machine's observation.

Keywords: vibration signal processing, spectrum analysis, gear fault diagnosis, Prony's model, Pisarenko's model, Levinson's model.

ملخص تقوم كل الآلات أثناء فترة العمل بإصدار ذبذبات تسمح بوصف وتمييز كل القوى الدينامية خاصة تلك الناتجة عن حالات الخلل. هذا و يعتبر تحليل هذه الذبذبات احد التقنيات الأكثر رواجاً لتحديد الحالة الصحية للآلة و ذلك تفادياً لحدوث أي خطأ قد يؤدي لوقوع توقف مفاجئ للإنتاج. إن التقنيات الكلاسيكية لاكتشاف أخطاء الآلات الدورانية، المصوغة أساساً على تحليل فورييه برهنت على محدودية هذه الأخيرة بالنسبة للتحليل الطيفي، مما استوجب استعمال تقنيات جديدة ذات تحليل أكثر عمقاً. من خلال هذا العمل نقوم بتطبيق التقنيات العاملة من خلال النموذجين AR و طرق التقسيم التوافقي على إشارة ذبذبية ناتجة عن نظام مسنن مكون من عجلتين مسننتين يعمل تحت شروط ثابتة. النتائج كانت مشجعة، و تشخيص الخطأ تم أثناء ملاحظة تغير تردد المسنن أثناء الثلاثة عشر يوماً لملاحظة الآلة

المصطلحات : الإشارة الذبذبية للمسنن، التحليل الطيفي، تشخيص الخطأ، خوارزمية برون، خوارزمية بسارينكو، خوارزمية ليفنسون.



Remerciements

Mes remerciements et ma gratitude se portent tout d'abord vers Monsieur D.CHIKOUCHE, Professeur et Vice Doyen chargé de la post graduation, la recherche scientifique et les relations extérieures au niveau de la Faculté des sciences de l'Ingénieur, Université F.A de Sétif, qui m'a encadré et guidé quotidiennement pendant ma thèse et a su m'orienter vers les axes les plus pertinents. Je le remercie pour ses compétences, son ouverture d'esprit et sa grande disponibilité. Toutes les recherches menées pendant cette année se sont appuyées sur son expertise qui a guidé nombre de mes choix et conclusions.

Mes pensées se tournent ensuite tout naturellement vers les membres du jury de l'intérêt qu'ils ont clairement manifesté pour ce travail, et des remarques et corrections qu'ils ont apportées à ce document :

Monsieur M.BOUAMAR maître de conférence à l'U.M.B de M'sila, m'a fait un grand honneur en acceptant de présider le jury de cette thèse.

J'exprime toute ma gratitude à: Monsieur Y.BENARIUOA maître de conférence à l'U.F.A de Sétif, Messieurs N.BOUZIT maître de conférence et R.BENZID chargé de cours à l'U.M.B de M'sila pour avoir accepté d'être les examinateurs de ce mémoire.

Enfin, je tiens à exprimer ma reconnaissance à Monsieur N.Haloui(SUPELEC de Paris) et à Monsieur R. Hadjar professeur à l'université de Riad pour leur contribution et la pertinence de leurs remarques.

Je n'oublie évidemment pas toutes les personnes qui m'ont soutenue durant ce travail spécialement mon très cher père.

SOMMAIRE



LISTE DES FIGURES

LISTE DES TABLEAUX

INTRODUCTION GENERALE.....	01
----------------------------	----

CHAPITRE I : LES SYSTEMES D'ENGRENAGES

INTRODUCTION.....	04
I.1. LES ENGRENAGES.....	04
I.2.DEFAILLANCE.....	06
I.2.1.Causes de défaillance.....	06
I.2.2.Défauts d'engrenage.....	07
I.2.2.1. Les défauts répartis sur toutes les dents.....	07
I.2.2.2. Les défauts localisés sur des dents particulières.....	08
I.3.SIGNAUX VIBRATOIRES DELIVRES PAR UN ENGRENAGE.....	08
I.3.1.Engrenage sans défauts.....	08
I.3.2.Engrenage avec défauts.....	09
I.3.3.spectre d'engrenage.....	09
I.3.4.Principales sources de vibrations dans un engrenage.....	10
I.4.MAINTENANCE.....	10
I.4.1. Maintenance réactive.....	11
I.4.2. Maintenance préventive.....	11
I.4.3. Maintenance conditionnelle ou prédictive.....	11
I.4.4. Maintenance adaptative ou marginale.....	12
I.5.DIAGNOSTIC D'ENGRENAGE.....	12
I.5.1Classification des méthodes de diagnostic.....	13
I.5.1.1 Les méthodes internes de diagnostic.....	13
I.5.1.2.Les méthodes externes de diagnostic.....	14
I.5.2.Méthode de diagnostic.....	14
I.5.3.Diagnostic par analyse spectrale.....	15

I.5.3.1. Méthodes non paramétriques d'analyse spectrale.....	16
I.5.3.2. Méthodes paramétriques d'analyse spectrale.....	17
I.5.3.3. Méthodes de décomposition harmonique.....	19
CONCLUSION.....	19

CHAPITRE II: L'ESTIMATION SPECTRALE PAR LES METHODES DE DECOMPOSITION HARMONIQUE

INTRODUCTION.....	22
II.1. ESTIMATEURS D'HARMONIQUES.....	22
II.2.METHODE DE PRONY.....	23
II.3.METHODE DE PISARENKO.....	27
II.4.DETERMINATION DE L'ORDRE.....	29
II.5. SIMULATION.....	30
II.5.1.Programme de simulation.....	30
II.5.2.Définition du rapport signal sur bruit.....	33
II.5.3.Signaux simulés.....	33
II.6. RESULTATS ET INTERPRETATIONS.....	35
II.6.1. Modèle de Prony.....	35
II.6.2. Méthode de Pisarenko.....	38
CONCLUSION.....	40

CHAPITRE III: L'ESTIMATION SPECTRALE PAR LES METHODESPARAMETRIQUES BASEES SUR LE MODELE AR

INTRODUCTION.....	43
III.1. REPRESENTATION DU MODELE AR.....	43
III.2. RESOLUTION RECURSIVE DE LEVINSON DURBIN.....	44
III.3. SIMULATION ET PROGRAMME.....	48
III.4. RESULTATS ET INTERPRETATIONS.....	50
CONCLUSION.....	55

CHAPITRE IV : DETECTION DES DEFAUTS D'ENGRENAGES PAR ANALYSE SPECTRALE

INTRODUCTION	58
IV.1.PRESENTATION DU SYSTEME ETUDIE.....	59
IV.2.PROGRAMME ET SIMULATION DU DIAGNOSTIC.....	60
IV.2.1.Représentation temporelle.....	62
IV.2.2.Résultats et interprétation du spectre de puissance.....	63
IV.2.2.1.Méthode de Pisarenko.....	63
IV.2.2.2.Méthode de Prony.....	65
IV.2.2.3.Méthode de Levinson.....	67
IV.3. ETUDE COMPARATIVE.....	70
CONCLUSION.....	70

CONCLUSION GENERALE

BIBLIOGRAPHIE

ANNEXE A

ANNEXE B

Liste des figures

Fig I.1 :	Système d'engrenage.....	05
Fig I.2 :	Les différents types d'engrenages.....	06
Fig I.3 :	Causes de défaillances liées à la construction.....	07
Fig I.4 :	Défaillances liées au phénomène de corrosion.....	07
Fig I.5 :	Comparaison d'un signal d'engrenage sain et celui détérioré	10
Fig I.6 :	Structure de la maintenance conditionnelle.....	12
Fig I.7 :	Les différentes étapes du diagnostic industriel.....	13
Fig I.8 :	Principe du diagnostic interne.....	14
Fig I.9 :	Modèle paramétrique.....	18
Fig II.1 :	génération du signal de test.....	31
Fig II.2 :	Génération de la DSP du signal test.....	32
Fig II.3 :	Représentation temporelle du signal modèle 1.....	34
Fig II.4 :	Représentation temporelle du signal modèle 2.....	34
Fig II.5 :	Spectre de puissance obtenu par la méthode de Prony pour un processus somme de deux sinusoides bruité.....	36
Fig II.6 :	Spectre de puissance obtenu par la méthode de Prony pour un processus d'ordre quatre bruité.....	37
Fig II.7 :	Spectre de puissance obtenu par la méthode de Pisarenko pour un processus somme de deux sinusoides bruitées.....	38
Fig II.8 :	Spectre de puissance obtenu par la méthode de Pisarenko pour un processus d'ordre quatre bruité.....	38
Fig III.1 :	Organigramme de simulation.....	49
Fig II.2 :	Spectre de puissance obtenu par la méthode de Levinson pour un processus somme de sinusoides bruitées.....	53
Fig II.3 :	Spectre de puissance obtenu par la méthode de Levinson pour un processus d'ordre quatre bruité.....	55

FigIV.1 : Principe de l'échantillonnage angulaire.....	59
Photos n° 1: Capteur Accéléromètre, Codeur Optique,	
Amplificateur de Charge, le Châssis ses modules.....	60
FigIV.2 : Organigramme de simulation.....	61
Fig IV.3 : Signal émis par le système étudié.....	63
Fig IV.4. : Spectres de puissances obtenus par la méthode de Pisarenko.....	65
Fig IV.5 : Spectres de puissances obtenus par la méthode de Prony.....	67
Fig IV.6 : Spectres de puissances obtenus par la méthode de Levinson	69

Liste des tableaux

Tableau I.1 1 : Les statistiques sur les causes de défaillance	
dans les éléments à engrenage.....	08
Tableau II.1 : Détection fréquentielle par la méthode de Prony.....	37
Tableau II.2 : Détection fréquentielle par la méthode de Pisarenko.....	40
Tableau II.1 : Détection fréquentielle par la méthode	
de Levinson modèle1.....	54
Tableau III.2 : Détection fréquentielle par la méthode	
de Levinson modèle 2.....	56
Tableau IV.1 : Evolution du pic principal.....	67
Tableau IV.2 : Evolution du pic principal.....	69

INTRODUCTION GENERALE

Sous la pression de la concurrence mondiale, les installations de production ont vu leurs performances croître régulièrement. Les machines sont de plus en plus sollicitées, vitesse de rotation, durées de fonctionnement et efficacité augmentent. Il s'ensuit une augmentation des dégâts et des pannes qui entraînent des arrêts non programmés. Les coûts d'arrêt de production sont dans ces cas nettement supérieurs aux coûts de réparation et de remise en état. Ainsi la prévention des dégâts des machines a pour chaque entreprise une grande signification économique. [1]

Continuité dans la production, maintien de l'outil, respect de l'environnement et succès économiques ne peuvent être garantis dans le temps qu'à l'aide d'une maintenance qui prévient efficacement les dégâts et les pannes, et qui utilise de façon optimale le potentiel des machines. Ces deux conditions ne peuvent être remplies que par la mise en œuvre de la maintenance conditionnelle. [2]

L'objectif principal d'une bonne surveillance est de détecter les anomalies de fonctionnement avant qu'elles ne présentent un risque pour la machine. Lorsqu'un défaut est détecté, il faut être capable de préciser s'il est grave, si l'on peut continuer à exploiter la machine, et dans ce cas combien de temps on peut la laisser en fonction (tourner) avant de l'arrêter. [3]

Pour assurer cette surveillance, on dispose d'informations représentatives (symptômes) des défauts à surveiller. Ces informations sont évidemment celles qui sont accessibles à la mesure: Températures, pressions, débits, vibrations, etc. [4]

En effet la disponibilité de l'appareil de production, son état de fonctionnement ainsi que sa maintenance sont des soucis majeurs de l'industrie actuelle. A travers la mesure, le stockage, et l'analyse des signaux vibratoires, il est possible de mettre au point des procédés efficaces de surveillance et de diagnostic des machines. [5]

La surveillance par les vibrations peut se révéler une méthode efficace pour parvenir aux résultats, et parfois à moindre frais. Ce dernier point qui représente l'aspect économique de la surveillance n'est pas négligeable pour un industriel. L'utilisation des vibrations fait intervenir une phase d'analyse du signal vibratoire recueilli sur la machine à surveiller. [6]

Certains défauts dans les machines tournantes sont caractérisés par des chocs se traduisant par des non-stationnarités locales sur les signaux vibratoires; c'est le cas dans les engrenages où l'écaillage et la fissuration de dents produisent des chocs localisés lors de

l'engrènement des dents incriminées. Ces chocs peuvent être de faibles amplitudes lorsque le défaut est naissant. Ce type de défauts évoluant rapidement vers la rupture, il est nécessaire de les détecter de façon précoce, pour pouvoir planifier une maintenance efficace d'une part, et pour des raisons de sécurité d'autre part, d'où le recours aux techniques de détection des non-stationnarités qui ont montré de meilleures performances que les techniques classiques fondées sur l'analyse de Fourier. Cette dernière donne de bons résultats pour des défauts que l'on pourrait qualifier de (simple), tels que le balourd. Elle est souvent inefficace lorsque les défauts sont caractérisés par des variations complexes du spectre, et plus particulièrement par des non-stationnarités dans le signal vibratoire. Par ailleurs, il faut noter que les signaux vibratoires sont très riches en harmoniques; d'où la difficulté d'appréciation des variations dues aux non-stationnarités. Une autre limitation d'analyse de Fourier est due au fenêtrage des données qui se manifeste lors du traitement par FFT. Ce fenêtrage a pour effet de cacher certains détails spectraux qui sont réellement présents [3]. Ce sont les raisons pour lesquelles il faut utiliser des outils de traitement du signal capables de suivre dans le temps des changements rapides de caractéristiques [7].

Ce travail de magister a pour but de présenter l'apport des méthodes paramétriques pour la surveillance et le diagnostic des défauts, basées sur l'analyse spectrale par les modèles autorégressifs (AR) et Prony des signaux vibratoires émis par un réducteur à engrenage de deux roues dentées.

Le mémoire est organisé en quatre chapitres:

- ❖ Le premier chapitre présente des généralités sur les systèmes d'engrenages, les notions de maintenance et les différentes techniques de contrôle des machines industrielles. Il justifie également le choix des vibrations comme moyen de diagnostic et de surveillance des machines tournantes.
- ❖ Le deuxième chapitre est consacré aux méthodes de décomposition harmoniques, de Pisarenko et de Prony, alors que les méthodes autorégressives seront développées dans le troisième chapitre. Toutes ces méthodes sont évaluées à l'aide des signaux modèles.
- ❖ Le dernier chapitre présente les résultats de simulation de l'application des méthodes étudiées en deuxième et troisième chapitre au traitement des signaux vibratoires produits par le système d'engrenage sous test.

Et on termine par une conclusion générale.

CHAPITRE I

LES SYSTEMES D'ENGRENAGES

INTRODUCTION

Les réducteurs à engrenage sont des éléments de transmission importants dans les lignes d'arbre des machines tournantes. On les rencontre dans tous les types d'industrie, comme l'industrie automobile (boîte de vitesse), la petite et grosse industrie de processe par exemple les cimenteries où les roues atteignent des diamètres de 3 à 4 mètres lorsque il s'agit de transmettre des puissances d'une dizaine de M watts. Ce sont des éléments mécaniques très sollicités [8,9], complexes à dimensionner et à réaliser (calcul, choix et traitement des matériaux, taillage des dents,.....), qui peuvent présenter des défaillances limitant leur durée de vie. Afin d'éviter des ruptures soudaines et pour diminuer les coûts de maintenance en milieu industriel, des méthodes particulières de diagnostic ont fait l'objet de développements spécifiques, notamment pour résoudre les problèmes vibratoires des machines tournantes.

Dans ce chapitre, nous allons présenter les caractéristiques des systèmes d'engrenages et les techniques de diagnostic des défauts qu'ils peuvent subir.

I.1. LES ENGRENAGES [10]

L'engrenage est un dispositif élémentaire constitué de deux organes rigides et dentés R1 et R2 généralement cylindriques ou coniques, appelés roues, possédant N1 et N2 dents qui tournent aux vitesses V1 et V2 autour d'axes fixes, à des fréquences de rotation f1 et f2 respectivement et à une fréquence d'engrènement donnée par:

$$f_{eng} = N_1 f_1 = N_2 f_2 \dots \dots \dots (I.1)$$

Les engrenages servent principalement à transmettre un mouvement circulaire ou de rotation entre deux arbres. S'ils sont munis de roues engrenant des sections dentées rectilignes, ils transforment un mouvement rectiligne, alternatif ou non, en mouvement de rotation, et inversement. Le rapport des vitesses de rotation de ces deux arbres, appelé rapport de transmission, est constant et inversement proportionnel au nombre de dents de chacune des deux roues de l'engrenage.

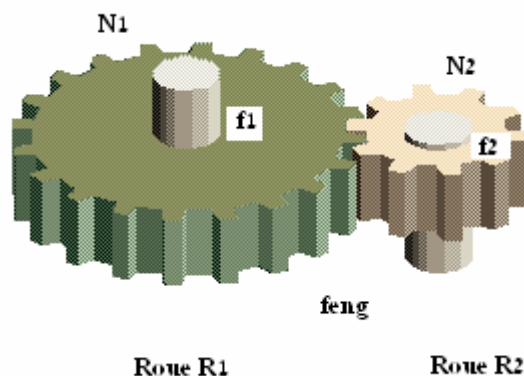


Fig I.1: système d'engrenage

On classe les nombreux types d'engrenages existants comme suit [9]:

- ❖ *Engrenage cylindriques* : dont les arbres de deux roues sont parallèles.
- ❖ *Engrenage coniques*: les deux arbres sont conçus de tel sorte que les prolongements de deux axes se recoupent.
- ❖ *Engrenage gauches*: les deux arbres occupent des positions relatives quelconques.
- ❖ *La crémaillère* : c'est un segment d'engrenage dont l'axe de rotation est rejeté à l'infini.
- ❖ *Pignon à vis sans fin*: ils sont constitués par une paire de pignon avec une vis sans fin.

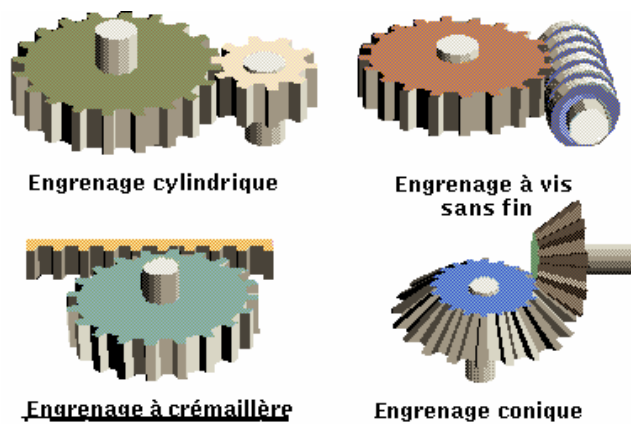


Fig I.2: Les différents types d'engrenages

I.2.DEFAILLANCE [3,11,12]

Une défaillance est l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un ensemble à accomplir ses fonctions requises avec les performances définies dans les spécifications techniques. Les défaillances peuvent être classées selon différents critères:

- ❖ *Défaillance progressive ou soudaine*, selon la rapidité de leur manifestation.
- ❖ *Défaillance partielle ou complète ou intermédiaire*, selon l'amplitude (la fonction est dégradée ou absente).
- ❖ *Défaillance précoce*, à taux constant ou d'usure, selon le moment d'apparition dans le cycle de vie du matériel.
- ❖ *Défaillance mineure, significative, critique ou catastrophique*, selon leur effet sur le système, l'environnement et l'homme.
- ❖ *Défaillance première, seconde et de commande*, selon les causes des défaillances.

I.2.1.CAUSES DE DEFAILLANCE

La norme définit la cause de défaillance par "Les circonstances liées à la conception, la fabrication ou l'emploi et qui ont entraîné la défaillance". Pour montrer la difficulté de la maîtrise des mécanismes de ruine les figures (I.3) et (I.4) représentent les principales causes de défaillance induites lors de la construction ou liées aux phénomènes de corrosion

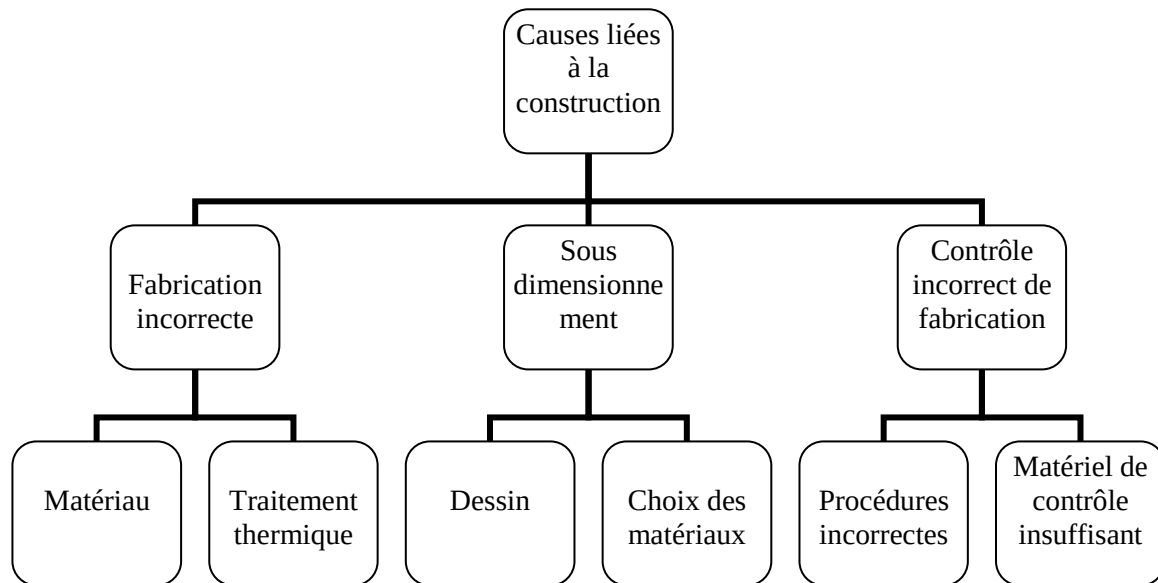


Fig I.3: Causes de défaillances liées à la construction

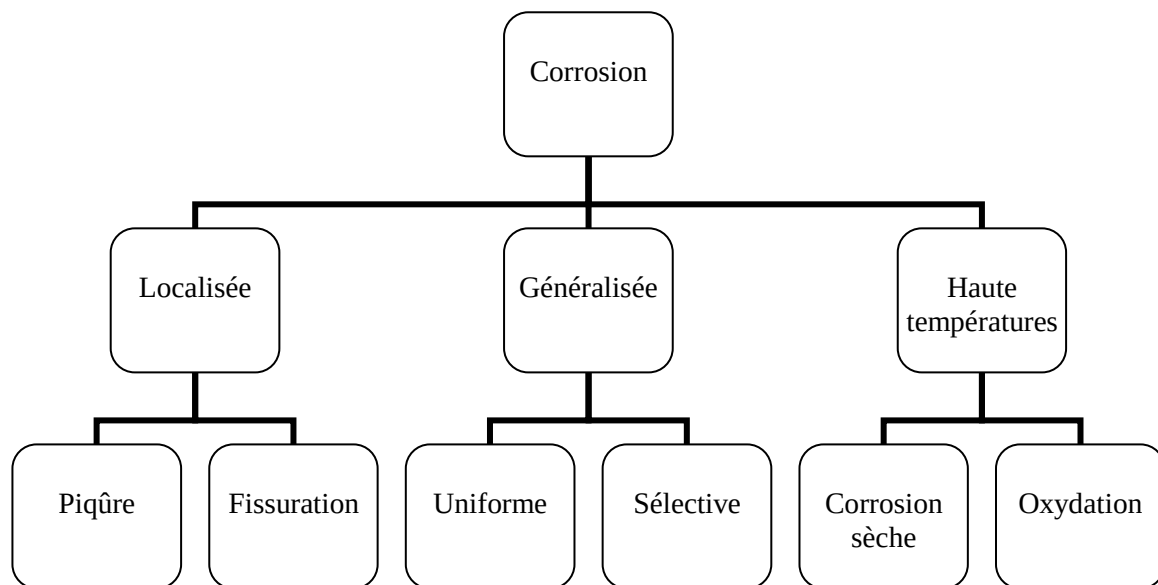


Fig I.4: Défaillances liées au phénomène de corrosion

I.2.2.DEFAUTS D'ENGRENAGE

Vu l'importance des réducteurs et la complexité de ces systèmes mécaniques, l'analyse des défaillances de ces éléments a été réalisée. Le tableau (I.1) présente des statistiques sur les causes de défaillance et la localisation des défauts dans les éléments à engrenage.

Origine des défauts	Pourcentage	Localisation des défauts	Pourcentage
Fabrication (calcul, assemblage, matériaux, etc..)	40%	Dentures	60%
Exploitation (maintenance...)	43%	Palier	19%
Autres (machines adjacentes)	17%	Arbre	10%
		Carter	07%
		Autres	04%

Tableau I.1 1: Les statistiques sur les causes de défaillance dans les éléments à engrenage.

I.2.2.1. LES DEFAUTS REPARTIS SUR TOUTES LES DENTS

- ❖ *L'usure* : due au glissement entre les éléments qui est la conséquence d'un enlèvement de matière de l'ordre de quelques microns [3,8,13].
- ❖ *Le grippage* : due à une mauvaise lubrification qui engendre une forte adhérence des surfaces en contact.
- ❖ *Le pitting* : C'est une détérioration superficielle qui se manifeste par de très fortes piqûres et même parfois des trous à la surface des dentures, pouvant évoluer suivant les matériaux vers la destruction de l'engrenage. Ce processus évolue généralement lentement en comparaison avec la durée de vie des réducteurs.

I.2.2.2. LES DEFAUTS LOCALISES SUR DES DENTS PARTICULIERES

- ❖ *Fissuration* : c'est la fissuration de dents (généralement par fatigue) qui conduit rapidement à la rupture de la dent.
- ❖ *L'écaillage* : On le trouve dans les engrenages cimentés trempés (dont la couche superficielle est durcie). C'est le principal défaut qui évolue également très vite vers la rupture. Il est causé par une pression superficielle très importante malgré que la marge prise lors des dimensionnements ne peut être maîtrisée (exemple couple au démarrage).

I.3.SIGNAUX VIBRATOIRES DELIVRES PAR UN ENGRENAGE

La vibration consiste en un mouvement de va et vient d'une machine ou d'un de ses éléments depuis sa position de repos. Les vibrations d'un engrenage sont produites principalement par le choc entre les dents des deux roues qui le composent. Ce choc est affaibli au maximum par une optimisation de la forme des dents, une développante de cercle légèrement corrigée pour tenir compte de la déflexion sous la charge. Mais cette optimisation n'est valable que pour une charge donnée et de plus, l'usure détériore peu à peu cette forme.

D'autre part, cette vibration appelée signal d'engrènement, qui est la source du bruit rayonné par les machines, subit un filtrage et des déformations causées par la structure de la machine, entre la source et le point d'engrènement.

I.3.1. ENGRENAGE SANS DEFANTS

Considérons un engrenage avec des dents parfaitement identiques sans défauts. Des excitations se produiront à chaque engrènement d'une paire de dents. Le signal vibratoire engendré par cet effort est recueilli au niveau du palier.

Le signal vibratoire d'un engrenage idéal est de type :

$$x(t) = \sum_{i=1}^N a_i \sin(2\pi Z f_R t + \varphi_i) + e(t) \dots \dots \dots (I.2)$$

Où

$e(t)$: bruit blanc

φ_i : la phase initiale du mouvement.

f_R : la fréquence de rotation de l'arbre.

Z : nombre de dents d'une roue dentée.

i : nombre des harmoniques.

I.3.2.ENGRENAGE AVEC DEFANTS

Pour tenir compte de l'effet de certains défauts ou de vibration de torsion, le modèle (I.1) va s'écrire en supposant l'existence de modulations d'amplitude et de phase:

$$x(t) = \sum_{i=1}^N a_i(t) \sin(2\pi Z f_R t + \varphi_i(t)) + e(t) \dots \dots \dots (I.3)$$

I.3.3.SPECTRE D'ENGRENAGE [14]

Dans un engrenage idéal, chacune des roues est formée de dents identiques et régulièrement espacées. Le signal accélération étant périodique, son spectre est composé d'harmoniques de la fréquence d'engrènement $f_{eng}=N_i f_i$ avec f_i la fréquence de rotation de la roue R_i et N_i le nombre de dents de la roue. Une périodicité apparaîtra en cas de détérioration d'une dent. Donc les harmoniques de f_i correspondant à la dent défectueuse viennent s'ajouter au spectre précédent.

En pratique, un engrenage sain n'est pas idéal en raison de disparités géométriques; il possède un spectre composé des harmoniques d'engrènement. La détérioration de la surface de contact donne naissance à une fluctuation de la charge transmise qui se traduit par une modulation d'amplitude du signal vibratoire. Un défaut de denture rendra l'intervalle entre deux dents irrégulier; ce qui entraîne une fréquence d'engrènement instantanée variant autour de la valeur $f_{eng}=N_i f_i$

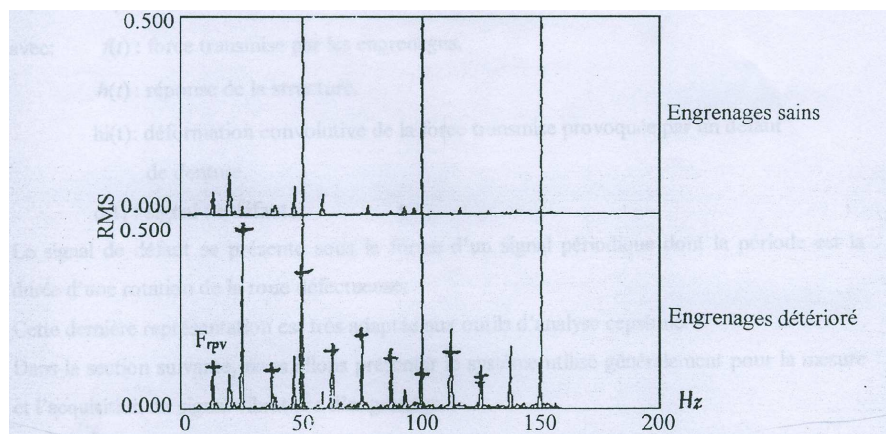


FIG I.5 :COMPARAISON D'UN SIGNAL D'ENGRENAGE SAIN ET CELUI DETERIORE [39]

I.3.4.PRINCIPALES SOURCES DE VIBRATIONS DANS UN ENGRENAGE

Parmi les sources essentielles d'excitation d'un engrenage en mouvement on peut noter [3, 4,14]:

- ❖ L'erreur de coaxialité dans les roues à engrenage qui provoque des vibrations (balourd).
- ❖ La modification du profil due à l'erreur de fabrication et à la déformation des dents.

- ❖ L'influence des arbres et grandeurs des masses (accouplement, moteur,...) sur la charge dynamique.
- ❖ Les chocs entre les dents à l'amorce de l'engrènement lorsque la dent non déformée supporte une fraction de la charge tandis que les autres dents se déchargent.
- ❖ La déformation variable des dents produit la variation de la charge le long des profils des dents et une variation de la charge à travers la ligne d'engrènement pour une paire de dents en contact.
- ❖ Les forces de frottement variables en sens.
- ❖ L'expulsion de l'huile et de l'air de l'entre dent.
- ❖ Les fluctuations de la charge des dents surviennent durant l'engrènement des dents même dans les conditions de la charge constante.

I.4.MAINTENANCE [3, 4, 12]

La maintenance des machines a une grande signification économique pour toute entreprise. La continuité dans la production, la sauvegarde du capital, le respect de l'environnement et le succès économique ne peuvent être garantis que par une maintenance qui anticipe les dégâts et les catastrophes. Pour la maintenance des machines, on distingue trois stratégies:

I.4.1. MAINTENANCE REACTIVE

Appelée maintenance corrective selon la norme AFNORNF60-010, maintenance effectuée après altération d'un bien à accomplir la fonction requise (donc après la défaillance). Ce type de maintenance est le plus répandu, mais il consiste à intervenir une fois que le mal est fait, en effectuant des réparations : il est donc le plus coûteux. De plus, les défaillances survenant de manière non prévisible, l'organisation de cette activité est limitée.

I.4.2. MAINTENANCE PREVENTIVE

Appelé maintenance systématique selon la norme AFNORNF60-100 effectuée selon des critères prédéterminés, dans l'intention de réduire la probabilité de défaillance d'un bien ou la dégradation d'un service rendu (donc avant la défaillance). Cette maintenance est systématique, dans le sens où les visites d'entretien vont être programmées selon une exploitation statistique des données recueillies sur les artefacts. Le surcoût entraîné par des visites systématiques est pondéré par la planification qui peut en être faite, et par la diminution des arrêts de productions due à la limitation de la maintenance corrective.

Dans certains cas, cette maintenance est vitale pour assurer la sécurité du système et de son environnement (transports aériens, centrales nucléaires...)

I.4.3. MAINTENANCE CONDITIONNELLE OU PREDICTIVE

Elle consiste à surveiller et à analyser de façon continue l'état de fonctionnement et son évolution dans le temps des installations ou des machines en pratique; ce qu'on appelle une surveillance de l'état des machines et ceci pendant les phases de démarrage, de fonctionnement et d'arrêt. La connaissance et le traitement de ces données permet de détecter les anomalies de fonctionnement et de décider les interventions nécessaires.

Cette méthode présente donc l'avantage d'éviter la surprise, de permettre généralement la planification de l'intervention et de limiter au strict minimum les arrêts des machines. En outre, la gérance des pièces de rechange est facilitée et la durée des arrêts est limitée.

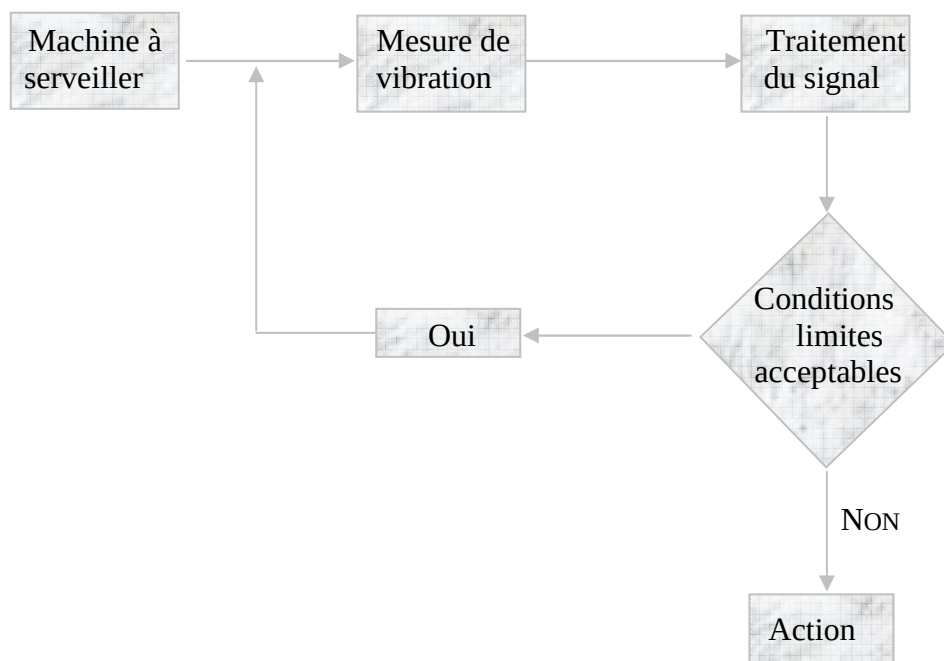


Fig I.6: Structure de la maintenance conditionnelle

I.4.4. MAINTENANCE ADAPTATIVE OU MARGINALE

Elle est non définie par l'AFNOR. Cette maintenance, apparue grâce au développement des cercles de qualité, a pour objectif l'amélioration de la durée de vie des équipements. Ceci est réalisé en modifiant les équipements, d'après les remarques effectuées par les opérations, par exemple dans les cercles de qualité.

I.5. DIAGNOSTIC D'ENGRENAGE [3, 11, 12]

Le diagnostic d'après AFNOR est l'identification de la cause probable de la défaillance à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'un contrôle ou d'un test

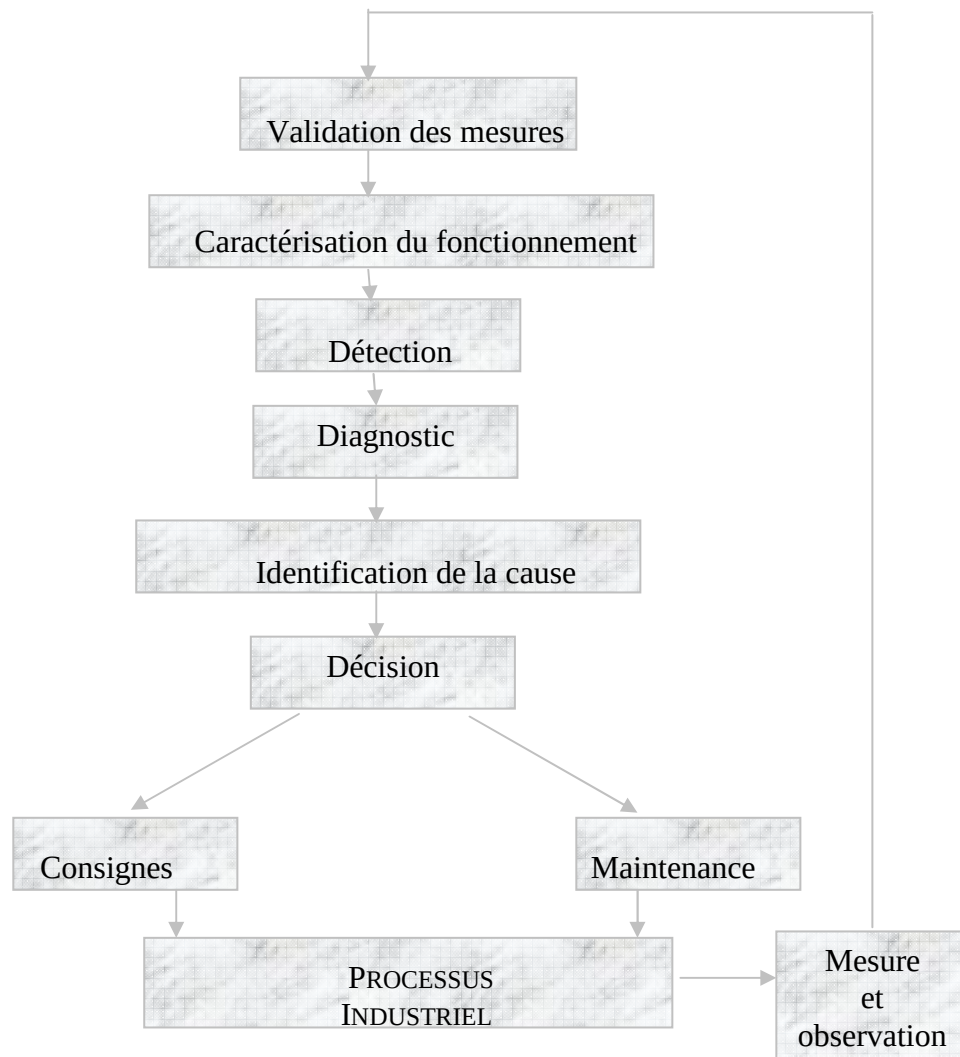


Fig I.7: Les différentes étapes du diagnostic industriel

I.5.1 CLASSIFICATION DES METHODES DE DIAGNOSTIC

I.5.1.1 LES METHODES INTERNES DE DIAGNOSTIC

Cette famille de méthodes est principalement dérivée des techniques utilisées par les automaticiens. A partir des modèles physiques ou de comportement validés par les techniques d'identification de paramètre, il devient possible de mettre en œuvre la méthode du problème inverse. Le diagnostic de défaillance est possible en suivant en temps réel l'évolution des paramètres physiques ou bien en utilisant l'inversion de modèle de type "boite noire". Elles impliquent une connaissance approfondie sous la forme de modèles mathématiques qui devront être obligatoirement validés expérimentalement en trois grandes familles:

- ❖ Les méthodes du modèle.
- ❖ Les méthodes d'identification de paramètres.
- ❖ Les méthodes d'estimation du vecteur d'état.

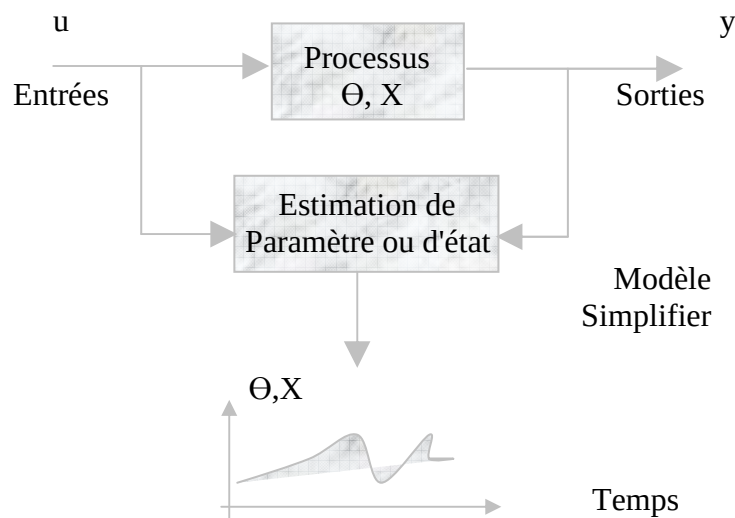


Fig I.8: Principe du diagnostic interne

I.5.1.2. LES METHODES EXTERNES DE DIAGNOSTIC

Ces méthodes supposent qu'aucun modèle n'est disponible pour décrire les relations de cause à effet. La seule connaissance repose sur l'expertise humaine confortée par un solide retour d'expérience. Dans cette catégorie, on retrouve toutes les méthodes basées sur l'intelligence artificielle.

I.5.2.MÉTHODE DE DIAGNOSTIC

I.5.2.1. METHODE DE DIAGNOSTIC DE DEFAILLANCE PAR MODELISATIONS FONCTIONNELLES ET MATERIELLES

Le principe des méthodes de modélisation des défaillances fonctionnelles est d'établir a priori de manière formelle et exhaustive les liens entre les causes initiales des défaillances et de leurs effets mesurables par les opérateurs ou les systèmes de traitement de l'information.

I.5.2.2.METHODES DE DIAGNOSTIC PAR MODELISATION PHYSIQUE

Contrairement aux méthodes de l'analyse fonctionnelle qui découlent des analyses de sûreté de fonctionnement, ces méthodes proviennent des domaines de l'automatisation de procédés et de la simulation numérique. Elles impliquent une connaissance approfondie du fonctionnement sous la forme de modèles mathématiques qui devront être obligatoirement validés expérimentalement avant toute utilisation industrielle. Elles se regroupent en trois grandes familles:

- ❖ *La méthode du modèle* : la méthode de diagnostic de défaillance par la méthode du modèle consiste à comparer les grandeurs déduites d'un modèle représentatif du fonctionnement des différentes entités du processus avec les mesures directement observées sur le processus industriel.
- ❖ *La méthode de diagnostic par identification de paramètres* : cette méthode s'applique au cas très particulier où l'on souhaite suivre l'évolution de certains paramètres physiques critiques pour le fonctionnement d'un processus et qui ne sont pas mesurables directement.
- ❖ *La méthode de diagnostic par estimation du vecteur d'état*: La généralisation du principe de diagnostic de défaillance par la méthode de l'identification de paramètre a été rendue possible en considérant les modèles physiques d'un processus sous la forme d'équation d'état.

I.5.2.3. METHODES DE DIAGNOSTIC PAR ANALYSE DES SIGNATURES EXTERNES

Ces méthodes s'appliquent dans les situations où la modélisation des mécanismes reliant les causes des défaillances et des dégradations ne sont pas techniquement modélisable. Les méthodes se classent en deux familles suivant la population des matériels à diagnostiquer. En présence d'un parc important de matériels identiques, l'utilisation de techniques statistiques

appliquées aux données de retour d'expérience permet d'établir à posteriori des corrélations entre les défaillances identifiées après réparation et les signatures externes. Par contre, en présence d'un nombre réduit, l'expert humain est le seul capable, à partir des signatures externes d'établir les différentes corrélations pour établir le diagnostic de la défaillance par classification des signatures.

I.5.3. DIAGNOSTIC PAR ANALYSE SPECTRALE [4, 15]

Le spectre est le concept fondamental de l'analyse en fréquence dont le signal amplitude/temps est converti en amplitude/fréquence. Il est représenté sous forme d'un graphique montrant l'amplitude de la vibration à chaque fréquence. A partir des caractéristiques d'une machine surveillée, et des fréquences auxquelles apparaissent les anomalies, il est donc possible de détecter l'origine d'un défaut et d'en suivre l'évolution. Les anomalies spectrales peuvent être classés en trois catégories:

- ❖ Pics apparaissant à des fréquences multiples ou sous multiples de la vitesse du rotor.
- ❖ Pics apparaissant à des vitesses indépendantes de la vitesse du rotor.
- ❖ Densité spectrale provenant de composantes aléatoires de la vibration.

I.5.3.1. METHODES NON PARAMETRIQUES D'ANALYSE SPECTRALE [15, 16, 17]

Ce sont des méthodes qui ne mettent pas en jeu la considération d'aucun modèle paramétrique. L'estimation spectrale s'effectue directement à partir de la transformée de Fourier du signal, ou de son autocorrélation. Nous exposons ici les méthodes les plus connues d'entre elles:

a- Périodogramme :

La méthode la plus simple de calculer une estimation de densité spectrale de puissance d'un signal $x(n)$ est sans doute d'utiliser la technique dite du Périodogramme, qui est tout simplement le module carré de la transformée de Fourier discrète du signal analysé, soit :

$$\hat{P}_{pd}(f) = \frac{1}{N} \left| \sum_{n=0}^{N-1} x(n) \exp(-j2\pi f n) \right|^2 = \frac{1}{N} x(f) \hat{x}(f) \dots \dots \dots (I.4)$$

Où N est le nombre d'échantillons du signal.

Il s'agit d'un estimateur non biaisé mais non consistant, ce qui est un inconvénient majeur si l'on recherche une résolution appréciable. On peut réduire cette variance en estimant le périodogramme moyenné : il s'agit de diviser le signal analysé en k tranches et d'estimer pour chacune des périodogrammes et de retenir comme estimation finale du périodogramme la moyenne des k estimations. La variance s'en trouve ainsi divisée par k , mais cela est au détriment de la résolution fréquentielle qui s'en trouve affaiblie puisqu'on réduit de k la proportion d'échantillons utilisés pour l'estimation de chaque périodogramme.

b- Corrélogramme:

Le Corrélogramme [4] est en fait une simple discrétisation sur une fenêtre d'analyse contenant N données de la formule d'estimation de la densité spectrale de puissance pour un signal continu, il vient donc :

$$P_{cor}(f) = \sum_{-N+1}^{N-1} R_n e^{-2\pi j n f} \dots\dots\dots (I.5)$$

Où R_n est l'autocorrélation du signal x_n . L'inconvénient majeur du Corrélogramme est d'abord qu'il peut conduire à l'estimation d'une densité spectrale de puissance négative, due évidemment aux erreurs numériques de la discrétisation, par ailleurs son pouvoir de résolution est faible.

c-Le cepstre:

L'analyse cepstrale est une méthode qui a un grand champ d'application surtout dans le diagnostic des signaux vibratoires. Elle peut détecter les périodicités dans un spectre (spectre d'engrenage par exemple). On peut dire que les techniques cepstrales sont très efficaces pour détecter la présence d'échos. Ces échos sont généralement espacés.

Cette méthode est défini comme le transformée de Fourier inverse du logarithme de la densité spectrale de puissance :

$$x_{cep} = F^{-1}(\ln(P_x(f))) \dots\dots\dots (I.6)$$

Où x_{cep} et P_x sont le cepstre et la densité spectrale du signal $x(n)$. Cette méthode est très efficace du point de vue résolution d'un train d'harmoniques de fréquences très proche et équidistantes. En outre, l'application du cepstre au même signal d'engrenage permet la détection

du défaut à travers l'observation de l'augmentation de l'amplitude relative du pic principal situé à la quérance de valeur égal à l'inverse de la fréquence d'engrènement.

I.5.3.2. METHODES PARAMETRIQUES D'ANALYSE SPECTRALE [7, 15, 18]

Ces méthodes se ramènent à la sélection du modèle, l'estimation de ses paramètres et la substitution des valeurs estimées dans l'expression théorique de la densité spectrale. Il existe principalement trois grandes classes de modèles:

a- Estimateur ARMA :

Souvent les processus aléatoires sont modélisés par un processus dit ARMA, où l'on suppose la série temporelle x_n générée par l'excitation d'un filtre linéaire invariant par un bruit blanc e_n fig (I.9).



Fig I.9 : modèle paramétrique

$$x_n + \sum_{i=1}^p a_i x_{n-i} = \sum_{l=0}^q b_l e_{n-l} \dots \dots \dots (I.7)$$

Où $b_0=1$ et e_n est un bruit blanc centré, et de variance σ^2 . Ce modèle est dit autorégressif à moyenne ajustée (ARMA), souvent noté ARMA (p,q), où p et q sont respectivement les ordres des modèles AR et MA. x_n est donc la sortie du filtre dont la transformée en z de la réponse impulsionnelle est:

$$H(z) = \frac{B(z)}{A(z)} \dots \dots \dots (I.8)$$

Où $A(z) = 1 + \sum_{i=1}^p a_i z^{-i}$ et $B(z) = \sum_{l=0}^q b_l z^{-l}$. On déduit de l'équation (I.8) l'expression de la densité spectrale de puissance de x_n :

$$p_{ARMA}(f) = \sigma^2 \Delta t \frac{\left| 1 + \sum_{l=1}^q b_l \exp(-j2l\pi f \Delta t) \right|^2}{\left| 1 + \sum_{i=1}^p a_i \exp(-j2i\pi f \Delta t) \right|^2} \dots \dots \dots (I.9)$$

Où Δt est la période d'échantillonnage. L'estimation de la densité spectrale de puissance de x_n nécessite l'estimation des paramètres a_i , b_i et σ^2 . Ce modèle est adapté à n'importe quel type de signaux.

b- Modèle MA:

En annulant les a_i , on obtient le modèle à moyenne ajustée, ou ARMA (0, q) plus connu sous l'abréviation MA (q):

$$x_n = \sum_{l=0}^q b_l \varepsilon_{n-l} \dots \dots \dots (I.10)$$

Il vient par l'équation (I.9) que la densité spectrale de puissance de x_n s'exprime par la relation suivante:

$$p_{MA}(f) = \sigma^2 \Delta t \left| 1 + \sum_{l=1}^q b_l e^{-j2\pi l f \Delta t} \right|^2 \dots \dots \dots (I.11)$$

Ce modèle est bien adapté aux signaux dont la puissance est nulle dans certaines bandes de fréquences.

c- Modèle AR :

En général en mettant les b_l ($l > 0$) à zéro, on aboutit donc à la modélisation autorégressive notée ARMA (p, 0) ou plus communément AR (p) :

$$x_n + \sum_{i=1}^p a_i x_{n-i} = \varepsilon_n \dots \dots \dots (I.12)$$

De même, il découle de l'équation (I.9) que la densité spectrale du modèle autorégressif est :

$$p_{AR}(f) = \frac{\sigma^2 \Delta t}{\left| 1 + \sum_{i=1}^p a_i \exp(-j2\pi i f \Delta t) \right|^2} \dots \dots \dots (I.13)$$

Ce modèle est bien adapté aux signaux composés de raies pures dans du bruit blanc.

I.5.3.3. METHODES DE DECOMPOSITION HARMONIQUE [7, 15, 18]

Cette méthode suppose que le signal est composé d'un certain nombre de raies spectrales dont il convient de trouver les fréquences et les puissances

CONCLUSION

La surveillance et le diagnostic des fatigues et des endommagements dans les structures mécaniques et les machines tournantes est un domaine d'intérêt grandissant dans plusieurs secteurs industriels. L'analyse spectrale est l'outil majeur pour l'étude des signaux vibratoires des machines tournantes, dans le cadre de la maintenance dite préventive conditionnelle des machines. Bon nombre de problèmes liés à la détection de défauts sur les organes des machines peuvent être résolus par les techniques classiques fondées sur l'analyse de Fourier. Néanmoins, il existe des cas où l'analyse spectrale aux cas des signaux comportant des non stationnarités locales (cas d'engrenage par exemple), la transformée de Fourier n'est pas adaptée à de telles situations car il est difficile de mettre en évidence les non stationnarités locales qui sont généralement brèves sur ce type de signaux.

Dans le chapitre suivant, nous allons montrer que l'utilisation des techniques d'analyse spectrale par les méthodes de décomposition harmonique permet d'offrir des meilleures performances que les techniques classiques fondées sur l'analyse de Fourier.

CHAPITRE II

L'ESTIMATION SPECTRALE PAR LES METHODES DE DECOMPOSITION HARMONIQUE

INTRODUCTION

Certains signaux rencontrés sur des processus industriels ne peuvent pas être analysés avec les outils classiques de traitement du signal soit, parce que la transformée de Fourier s'avère être inadaptée, soit parce que les hypothèses de stationnarité et d'ergodicité ne sont pas valables. Pour ces raisons, des méthodes particulières ont fait l'objet de développements spécifiques pour résoudre les problèmes des machines tournantes.

Ce chapitre présente les principales techniques de décomposition harmoniques: Les méthodes de Prony et de Pisarenko.

II.1. ESTIMATEURS D'HARMONIQUES [15]

De nombreux processus physiques engendrent des signaux harmoniques. Un signal harmonique est une somme de sinusoides dont les fréquences sont des multiples entiers de la fréquence fondamentale. A titre d'exemples, on peut citer trois

problèmes, non exhaustifs, pour lesquels la connaissance des paramètres caractérisant les signaux harmoniques est très utile :

- ❖ Le premier est la détection de défauts dans un processus industriel vue à travers certains signaux. Ainsi, par exemple, le suivi de l'évolution des caractéristiques des courants (amplitudes, fréquences) issus d'une machine tournante permet de détecter l'apparition de défauts, lorsque ceux-ci se traduisent par la modification de composantes harmoniques.
- ❖ Le deuxième est la classification de signaux en différentes classes. Une classe se caractérise par les paramètres de modélisation des signaux harmoniques qui doivent être estimés. On trouve des applications importantes dans la classification de signaux de parole et de musique.
- ❖ Dans le contrôle de certains processus physiques, l'estimateur de signaux harmoniques, qui peut être inséré dans une boucle de régulation permet d'adapter les gains de commande à certains paramètres des composantes harmoniques.

En présence des signaux composés d'une somme de fonctions sinusoïdales pures ou de fonctions exponentielles modulées par des fonctions trigonométriques, il est particulièrement intéressant d'identifier chacune des composantes. Les méthodes de modélisation de Prony et de Pisarenko répondent précisément à ses objectifs et sont des auxiliaires précieux dans le domaine de la mécanique en analyse modale expérimentale pour l'étude des vibrations.

II.2.METHODE DE PRONY [7, 15, 19, 20, 21, 22]

Cette méthode, remontant à 1795, connaît un regain d'intérêt d'une part grâce à l'évolution des moyens de calculs et d'autre part grâce à ses capacités à résoudre des problèmes dans les domaines où les méthodes classiques sont inefficaces. Dans cette méthode, le signal $x(n)$ est supposé être constitué d'une somme de P exponentielles amorties. L'hypothèse de départ s'écrit donc:

$$\hat{x}(n) = \sum_{k=1}^P b_k Z_k^n \dots\dots\dots (II.1)$$

Dans ce modèle, les exponentielles $\{Z_k\}$ (notées pôles du modèle) sont porteuses de quatre types d'informations familières en traitement du signal et en modélisation de systèmes :

$$Z_k = e^{(\alpha_k + j2\pi f_k)\Delta t} \dots\dots\dots (II.2)$$

$$b_k = A_k e^{(j\theta_k)} \dots\dots\dots (II.3)$$

Avec

$$\left\{ \begin{array}{l} A_k : \text{l'amplitude} \\ \theta_k : \text{la phase en radians.} \\ \alpha_k : \text{le facteur d'amortissement.} \\ f_k : \text{la fréquence d'oscillation en HZ.} \\ \Delta t \text{ représente le pas d'échantillonnage en seconde} \end{array} \right.$$

On peut alors exprimer le polynôme :

$$\psi(Z) = \prod_{k=1}^p (Z - Z_k) = \sum_{i=0}^p a_i Z^{p-i} \dots\dots\dots \text{avec } a_0 = 1 \dots\dots\dots (II.4)$$

D'après l'hypothèse de départ sur $x(n)$ on a :

$$\hat{x}_{n-i} = \sum_{l=1}^p b_l Z_l^{n-i} \dots\dots\dots 0 \leq n-i \leq N-1 \dots\dots\dots (II.5)$$

En multipliant cette équation par a_i et en effectuant une sommation sur m , il vient :

$$\sum_{i=0}^p a_i \hat{x}(n-i) = \sum_{l=1}^p b_l \sum_{m=0}^p a_m Z_l^{n-m} \dots\dots\dots \text{pour } p \leq n \leq N-1 \dots\dots\dots (II.6)$$

Ou encore:
$$\sum_{i=0}^p a_i \hat{x}_{n-i} = \sum_{l=1}^p b_l Z_l^{n-p} \sum_{i=0}^p a_i Z_l^{p-i} \dots\dots\dots (II.7)$$

Or $\sum_{i=0}^p a_i Z_l^{p-i} = 0$ par définition des coefficients a_i du polynôme $\psi(Z)$ dont les racines sont les Z_l , d'où :

$$\sum_{i=0}^p a_i \hat{x}_{n-i} = 0 \dots\dots\dots (II.8)$$

D'où:

$$\hat{x}_n = -\sum_{i=1}^p a_i \hat{x}_{n-i} \dots\dots\dots (II.9)$$

Les coefficients a_i peuvent donc être obtenus par la résolution du système linéaire de dimension N suivant :

$$\begin{bmatrix} x(N+1) \\ \cdot \\ \cdot \\ x(2N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(N) \dots\dots\dots x(1) \\ x(N+1) \dots\dots x(2) \\ \cdot \quad \quad \cdot \\ x(2N) \dots\dots\dots x(N) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ a_N \end{bmatrix} \dots\dots\dots (II.10)$$

A partir des N coefficients a_i il est possible de former le polynôme :

$$\psi(Z) = \sum_{i=0}^p a_i Z^{n-i} \dots\dots\dots (II.11)$$

Avec $a_0=1$

Et d'en extraire les p racines complexes. Les modules de ces racines donnent alors les affaiblissements α_m tandis que les phases donnent les fréquences f_m . Une fois qu'on a déterminé à partir du polynôme (II.4) les Z_i , l'équation (II.1) peut s'exprimer sous la forme d'un système d'équations linéaires dont les inconnues sont les paramètres b_i

$$\emptyset B = \hat{x} \dots\dots\dots (II.12)$$

Avec

$$\emptyset = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdot & 1 \\ Z_1 & Z_2 & \cdot & Z_p \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ Z_1^{N-1} & Z_2^{N-2} & \cdot & Z_p^{N-p} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (II.13)$$

$$B = [b_1 \quad b_2 \quad b_3 \quad \dots \quad b_p]^T \dots\dots\dots (II.14)$$

$$\hat{X} = [\hat{x}_0 \quad \hat{x}_1 \quad \hat{x}_2 \quad \dots \quad \hat{x}_{N-1}] \dots\dots\dots (II.15)$$

La matrice Φ est une matrice Vander Mande. La minimisation de $\sum (x - \hat{x})^2$ par les moindres carrés donne la solution suivante:

$$B = [\Phi^H \Phi]^{-1} \Phi^H X \dots\dots\dots (II.16)$$

Pour calculer $\Phi^H \Phi$, on a:

$$V_{ij} = \frac{(Z_i^* Z_j)^N - 1}{Z_i Z_j - 1} \dots\dots\dots (II.17)$$

D'où:

$$\Phi^H \Phi = \begin{bmatrix} V_{11} & V_{12} & \dots & V_{1p} \\ V_{21} & V_{22} & \dots & V_{2p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ V_{p1} & V_{p2} & \dots & V_{pp} \end{bmatrix} \dots\dots\dots (II.18)$$

Après avoir déterminé Z_i et b_i , on peut calculer l'amplitude A_i , la phase θ_i , le facteur d'amortissement α_i et la fréquence f_i :

$$A_i = |b_i| \dots\dots\dots (II.19)$$

$$\theta_i = \text{tg}^{-1}[\text{Im}(b_i) / \text{Re}(b_i)] \dots\dots\dots (II.20)$$

$$a_i = \ln|Z_i| / \Delta t \dots\dots\dots (II.21)$$

$$f_i = \text{tg}^{-1}[\text{Im}(Z_i) / \text{Re}(Z_i)] / 2\pi\Delta t \dots\dots\dots (II.22)$$

Alors la fonction d'approximation devient:

$$\hat{X}(n) = \sum_{m=1}^p A_m \exp(m\alpha_m \Delta t) \exp[j(2\pi f_m m \Delta t + \theta_m)] \dots\dots\dots (II.23)$$

Finalement, on obtient d'après la transformée de Fourier $X(f)$ de $x(n)$, la densité spectrale de puissance de Prony:

$$\hat{S}_{\text{Prony}}(f) = |\hat{X}(f)|^2 \dots\dots\dots (II.24)$$

$$\hat{X}(f) = \sum_{m=1}^p A_m \exp(j\theta_m) \frac{2\alpha_m}{\alpha_m^2 + [2\pi(f - f_m)]^2} \dots\dots\dots (II.25)$$

II.3. METHODE DE PISARENKO [7, 15, 18, 23]

Dans cette méthode, on suppose que le signal $x(n)$ est constitué d'une somme de N sinusoides $s(n)$ et d'un bruit blanc additif $e(n)$:

$$x(n) = s(n) + e(n) \dots\dots\dots (II.26)$$

Sachant que toute sinusoïde pure $\sin(nw)$ peut s'écrire sous la forme:

$$\sin(nw) = 2 \cos w \sin(n-1)w - \sin(n-2)w.$$

Alors il est possible d'écrire:

$$s(n) = -\sum_{m=1}^{2N} a_m s(n-m) \dots\dots\dots (II.27)$$

D'où :

$$x(n) = -\sum_{m=1}^{2N} a_m s(n-m) + e(n) \dots\dots\dots (II.28)$$

En remplaçant $s(n-m)$ par $x(n-m) - e(n-m)$, il vient :

$$\sum_{m=0}^{2N} a_m x(n-m) = \sum_{m=0}^{2N} a_m e(n-m) \dots\dots\dots (II.29)$$

Ce qui peut s'écrire sous forme matricielle :

$$X(n)^T A = \lambda(n)^T A \dots \dots \dots (II.30)$$

Avec :

$$X(n)^T = [x(n), x(n-1), \dots, x(n-2N)]^T$$

$$\lambda(n)^T = [e(n), e(n-1), \dots, e(n-2N)]^T$$

Et

$$A = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ a_{2N} \end{bmatrix}$$

D' où:

$$E[X(n)X(n)^T]A = E[X(n)\lambda(n)^T]A = E[(s(n) + \lambda(n))\lambda(n)^T]A \dots \dots \dots (II.31)$$

$$R_{2N+1}A = E[(s(n) + \lambda(n))\lambda(n)^T]A \dots \dots \dots (II.32)$$

Or, on supposant que le bruit est blanc, de variance σ^2 et décorrélé du mélange de sinusoïdes; cette équation devient donc:

$$R_{2N+1}A = \sigma^2 IA = \sigma^2 A \dots \dots \dots (II.33)$$

Le vecteur A est donc le vecteur propre associé à la valeur propre 2σ avec la contrainte $a_0 = 1$.

Ayant le vecteur A , on peut écrire la transformée en Z de l'équation:

$$s(n) = -\sum_{m=1}^{2N} a_m s(n-m)$$

$$S(Z) \left(1 - \sum_{m=1}^{2N} a_m Z^{-m} \right) = 0 \dots \dots \dots (II.34)$$

Les valeurs de Z pour lesquelles cette équation est vérifiée donnent les valeurs des fréquences présentes dans le mélange. Il faut extraire les racines du polynôme

$$1 - \sum_{m=1}^{2N} a_m Z^{-m} \text{ pour obtenir les } N \text{ valeurs des fréquences.}$$

Si N et σ^2 ne sont pas connus a priori, il suffit de surdimensionner la matrice R et d'analyser ses valeurs propres. Théoriquement celles ci doivent, au bout de N ordres, atteindre une valeur constante égale à σ^2 . Il existe de nombreux critères qui permettent de détecter ce blocage à σ^2 des valeurs propres.

Enfin, il est possible d'obtenir les puissances des sinusoïdes détectées. En effet, il est facile de vérifier que, dans le cas d'un mélange de N sinusoïdes de pulsation ω_i et de puissance P_i , on a :

$$\begin{aligned} r(1) &= P_1 \cos w_1 + P_2 \cos w_2 + \dots + P_N \cos w_N \\ r(2) &= P_1 \cos 2w_1 + P_2 \cos 2w_2 + \dots + P_N \cos 2w_N. \\ &\dots\dots\dots \\ r(N) &= P_1 \cos Nw_1 + P_2 \cos Nw_2 + \dots + P_N \cos Nw_N \dots\dots\dots (II.35) \end{aligned}$$

Disposant des pulsations ω_i et des coefficients d'autocorrélation $r(i)$, il suffit de résoudre ce système pour trouver les puissances respectives P_i des raies spectrales identifiées.

En conclusion pour analyser un signal selon la méthode de Pisarenko, il faut:

- ❖ Observer N valeurs du signal $x(nTe)$.
- ❖ Calculer la matrice d'autocorrélation et en faire la décomposition en éléments propres.
- ❖ Détecter σ^2 et en déduire le nombre de sinusoïdes.
- ❖ Extraire les racines d'un polynôme complexe de degré $2N$.
- ❖ Enfin si on veut les puissances, résoudre un système réel de N équations à N inconnues.

La décomposition en éléments propres reste pour l'instant l'étape la plus délicate à réaliser de manière rapide et c'est le frein principal à l'emploi de cette méthode.

II.4.DETERMINATION DE L'ORDRE [7, 15, 21]

Il est nécessaire, en pratique, de postuler plusieurs ordres et de choisir l'ordre qui semble le plus approprié. A cet effet, différents critères fondés sur l'erreur de prédiction sont évalués pour indiquer quel est l'ordre du modèle à choisir.

L'expérience montre que si le processus original est un processus d'ordre p , alors le choix d'un modèle d'ordre inférieur à p entraîne une estimée spectrale lissée. En fait, tout ordre fini introduit un biais dû à l'inadéquation de la modélisation. Un compromis doit donc être réalisé entre le désir de choisir un ordre élevé pour réduire le biais et un ordre faible pour réduire les erreurs d'estimation.

Différentes mesures visant à déterminer l'ordre du modèle ont été proposées; elles sont fondées sur la puissance de l'erreur d'estimation. Généralement, elles tentent de choisir un ordre qui minimise la puissance de l'erreur de prédiction mais en même temps un ordre aussi faible que possible.

Il est donc raisonnable que la puissance de l'erreur de prédiction soit l'indicateur central pour la sélection de l'ordre du modèle. Deux méthodes ont été proposées par AKAIKE pour le choix de l'ordre optimal.

La première méthode, connue sous l'appellation de critère FPE (Erreur de Prédiction Finale), estime l'ordre du modèle qui minimise:

$$FPE = E_p \left(\frac{N + p + 1}{N - p - 1} \right) \dots \dots \dots (II.36)$$

Où N est le nombre d'échantillons, p est choisi de telle façon que FPE soit minimum. La seconde méthode, de loin la plus utilisée, est basée sur la minimisation

d'une fonction d'information, notée AIC (Akaike information criterion) et donnée par

$$AIC(p) = N \ln(E_p) + 2p \dots \dots \dots (II.37)$$

Pour des enregistrements longs, AIC est le plus convenable; mais pour des enregistrements courts, les critères de Akaike sont identiques. Cette méthode n'est pas limitée à AR mais aussi à ARMA et MA.

II.5. SIMULATION

Afin de tester l'efficacité et les performances des modèles Prony et Pisarenko et avant de passer à les appliquer au diagnostic d'engrenage, nous procédons à les simuler en utilisant des fichiers de données générées à partir des processus paramétriques d'ordre et de coefficients connus [19]. Les paramètres à prendre en considération pour la simulation sont:

- ❖ Le nombre d'échantillons du signal simulé.
- ❖ Le niveau de bruit (ou le rapport signal sur bruit).

II.5.1 PROGRAMME DE SIMULATION

Le programme que nous avons implanté sur un micro-ordinateur compatible PC est développé sous l'environnement du logiciel Matlab 6, qui permet l'étude et l'analyse de signaux stationnaires et non stationnaires et ses objectifs sont orientés vers l'analyse spectrale moderne: Les méthodes de décomposition harmoniques Prony et Pisarenko.

Ce programme est présenté selon l'organigramme de la figure (II.1)

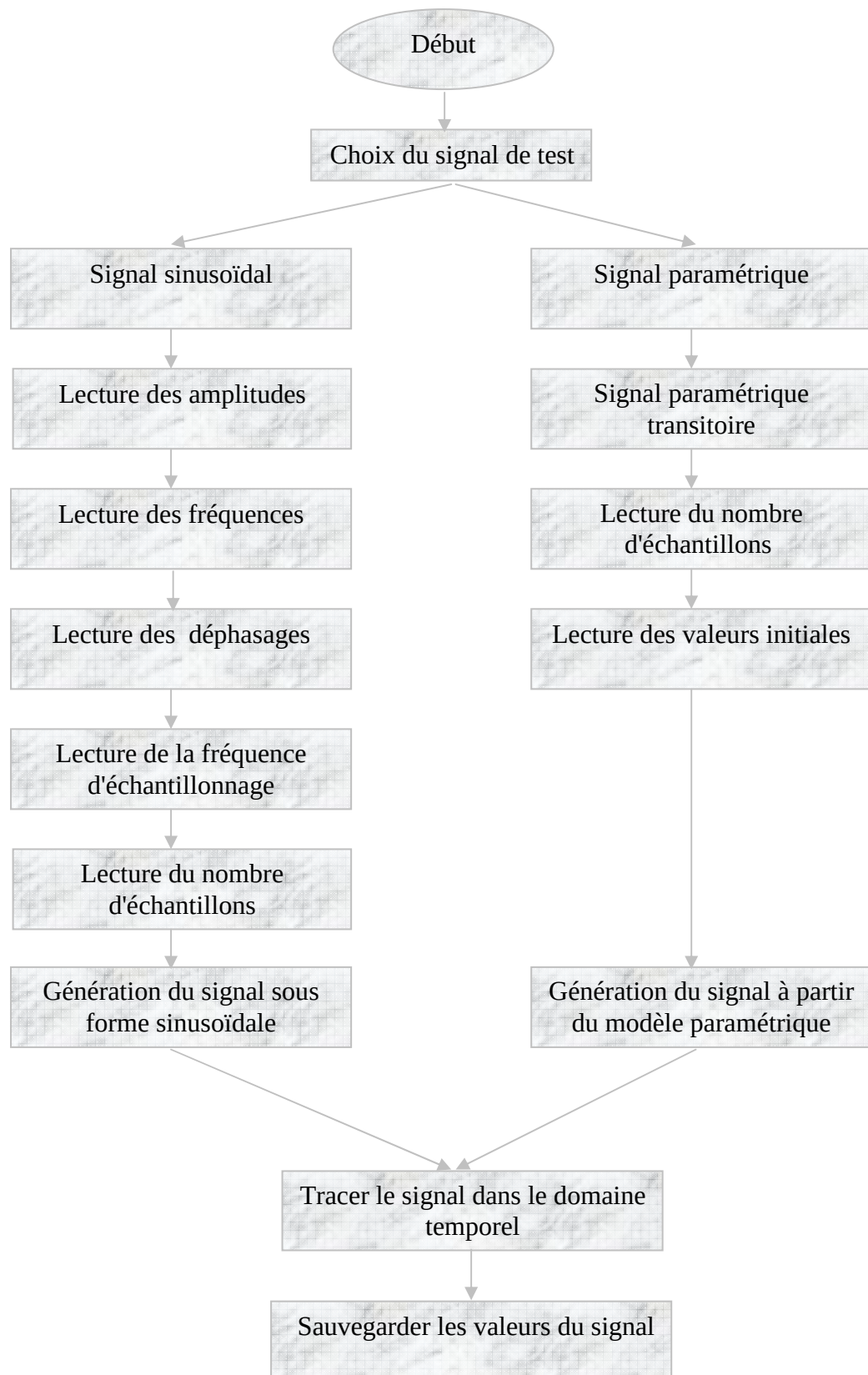


Fig II.1 : *génération du signal de test*

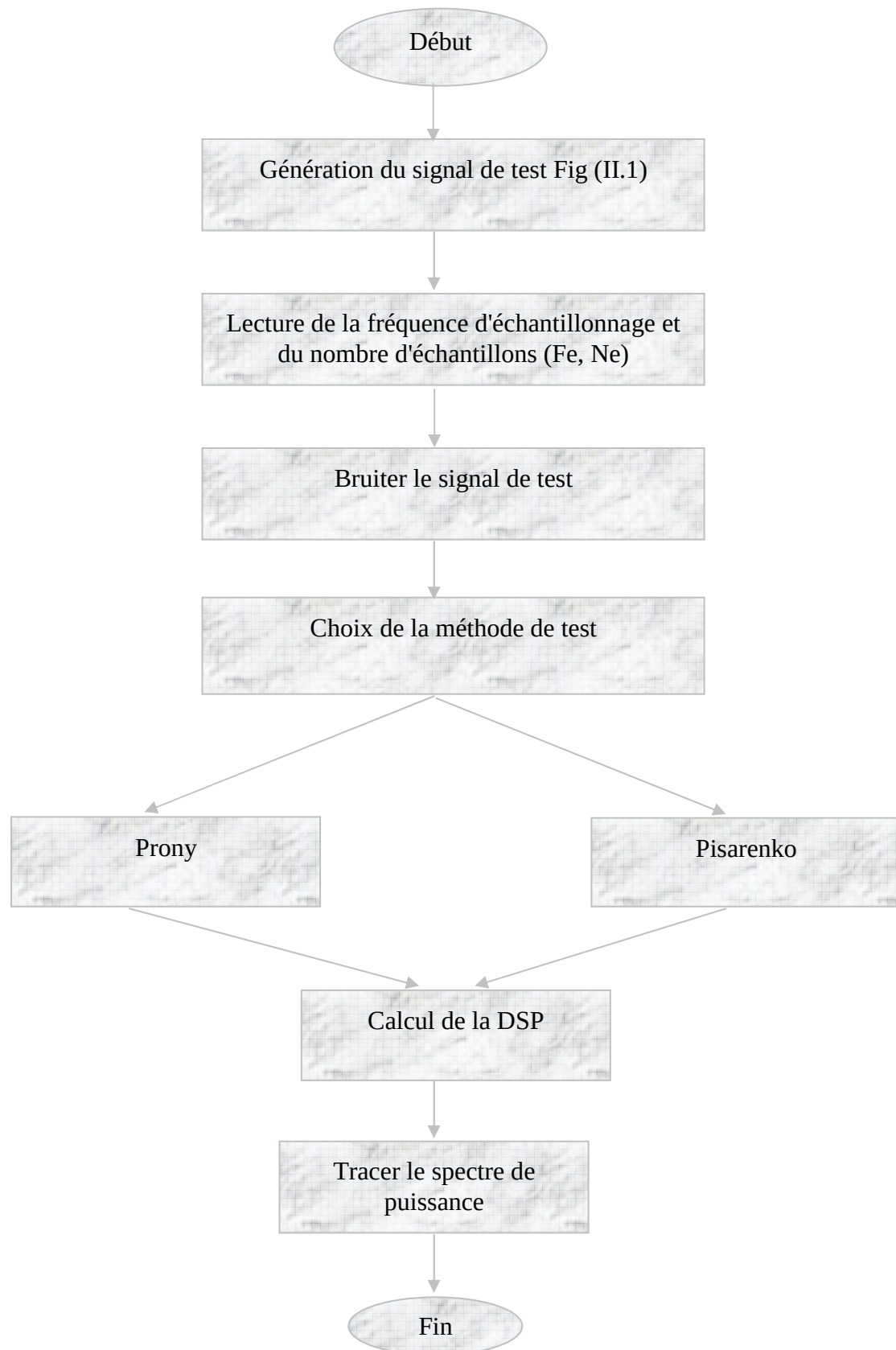


Fig (II.2): Génération de la DSP du signal test

II.5.2.DÉFINITION DU RAPPORT SIGNAL SUR BRUIT [15]

Le bruit (SNR=Signal to Noise Ratio) utilisé dans tous nos tests est un bruit blanc gaussien de variance $(A_b)^2$:

$$e(i) = A_b * r_{dd} \dots \dots \dots (II.38)$$

Où r_{dd} est un bruit blanc, gaussien, et identiquement distribué, de moyenne nulle et de variance égale à l'unité, généré par MATLAB. Ce bruit sera additionné à un signal $y(i)$.

Le rapport signal sur bruit est donc défini par:

$$SNR = 10 \log \left[\frac{\sum_{i=1}^n y^2(i)}{\sum_{i=1}^n e^2(i)} \right] \dots \dots \dots (II.39)$$

II.5.3.SIGNAUX SIMULES

II.5.3.1. SIGNAL MODELE 1: *Somme de deux sinusôides bruitées*

Le premier modèle est un signal périodique composé de deux sinusôides de même amplitude et de fréquences $f_1=200$ et $f_2=210$ Hz et d'un bruit blanc additif

$$Y(i) = \sin(2\pi 200t) + \sin(2\pi 210t) + e(t) \dots \dots \dots (II.40)$$

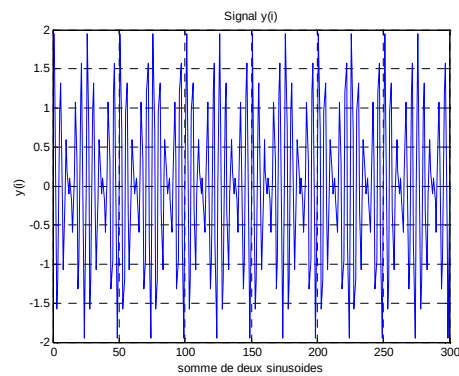
Avec $t=0,1,\dots, N$ sec (N =nombre d'échantillons), un pas d'échantillonnage $dt=1/f_e$ (f_e : fréquence d'échantillonnage). L'obtention du processus discret se fait en remplaçant t par $(1/f_e)(i)$:

$$Y(i) = \sin(2\pi(0.200).i) + \sin(2\pi(0.210).i) + e(i) \dots \dots \dots (II.41)$$

Les pôles de ce processus sont

$$Z_1 = 1.0273 \exp(j2\pi(0.1211)) ; \quad Z_2 = Z_1^*$$

$$Z3=0.9487 \exp (j2\pi(0.039)) ; \quad Z4= Z3^*.$$



FigII.3 : Représentation temporelle du signal modèle 1

II.5.3.2.SIGNAL MODELE 2: un processus transitoire d'ordre quatre

C'est un signal apériodique, transitoire et harmonique qui se présente sous forme de battements (causés par deux fréquences légèrement différentes avec la fréquence des battements égale à $F=F1-F2$).

$$Y(i)= 2.7607y(i-1)-3.816y(i-2)+2.6535y(i-3)-0.9238y(i-4)+e(i).....(II.42)$$

Les pôles de ce processus sont:

$$Z1=0.98\exp (j2\pi (0.140)) ; \quad Z2=Z1^*$$

$$Z3=0.98\exp (j2\pi (0.110)) ; \quad Z4=Z3^*.$$

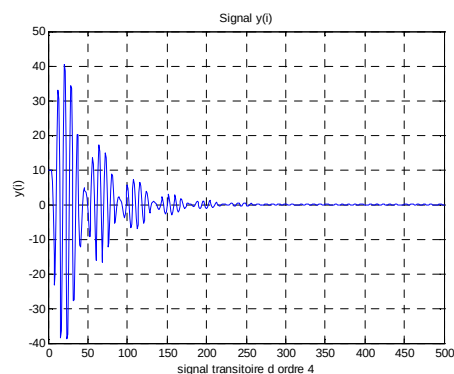
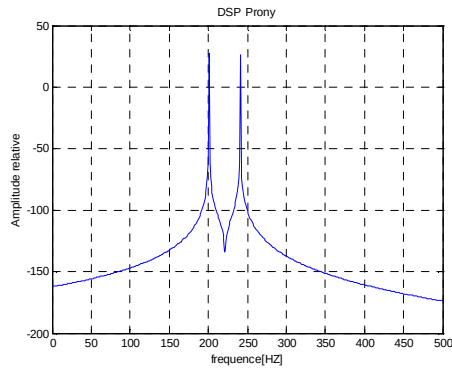


Fig II.4 : Représentation temporelle du signal modèle 2

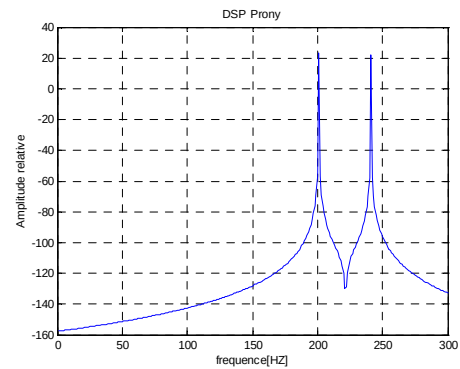
II.6. RESULTATS ET INTERPRETATIONS

II.6.1. MODELE DE PRONY

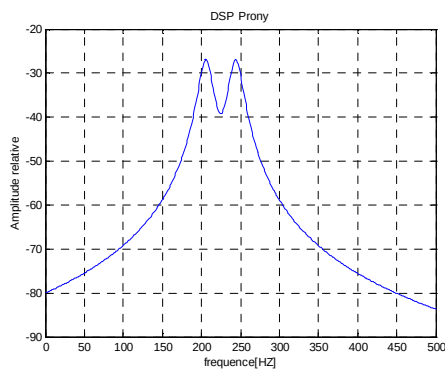
II.6.1.2. SIGNAL MODELE 1



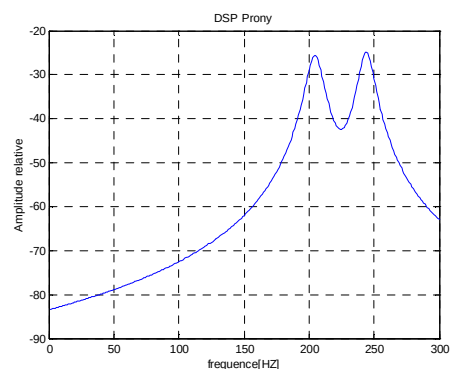
a. N=500, SNR=inf, Fe=1000



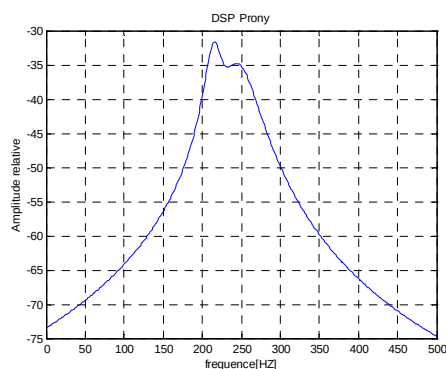
b. N=300, SNR=inf, Fe=1000



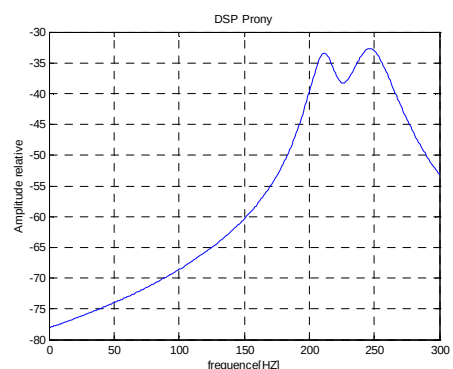
c. N=500, SNR=45, Fe=1000



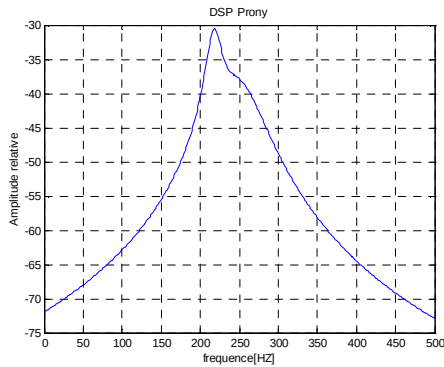
d. N=300, SNR=45, Fe=1000



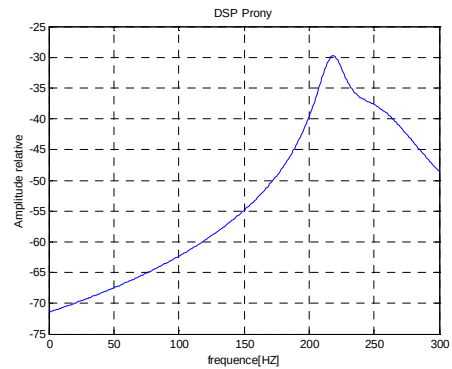
e. N=500, SNR=37, Fe=1000



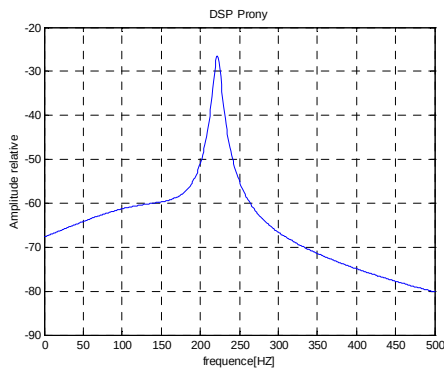
f. N=300, SNR=37, Fe=1000



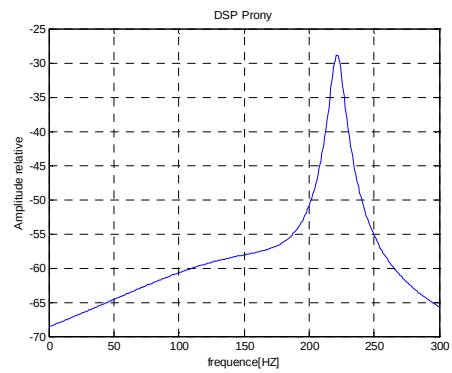
g. $N=500$, $SNR=35$, $Fe=1000$



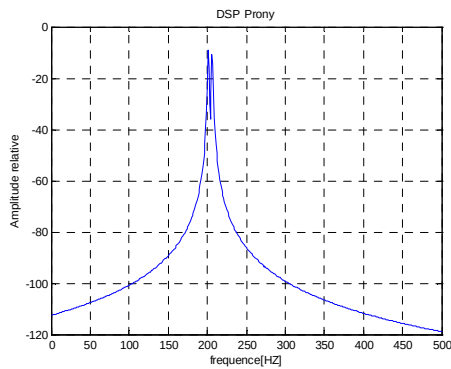
h. $N=300$, $SNR=35$, $Fe=1000$



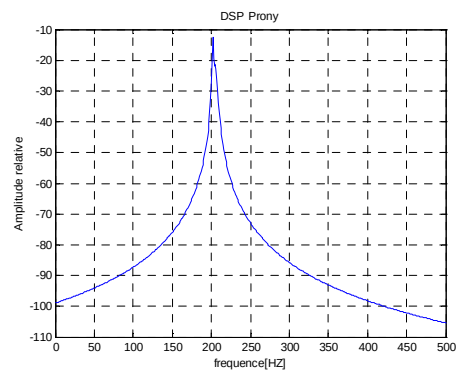
i. $N=500$, $SNR=15$, $Fe=1000$



j. $N=300$, $SNR=15$, $Fe=1000$



k. $N=500$, $SNR=inf$, $Fe=1000$
 $F1=200$, $F2=205$



l. $N=500$, $SNR=inf$, $Fe=1000$
 $F1=200$, $F2=203$

Fig II.5 : Spectre de puissance obtenu par la méthode de Prony pour un processus somme de deux sinusoides bruitées

II.6.1.3. SIGNAL MODELE 2

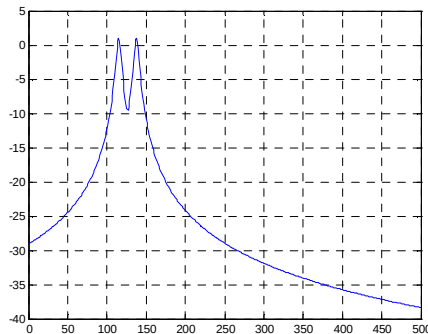
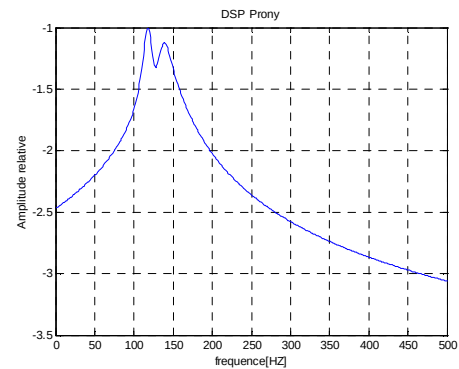
a. $N=500, Fe=1000, SNR=\infty$ b. $N=500, Fe=1000, SNR=45$

Fig II.6 : Spectre de puissance obtenu par la méthode de Prony pour un processus d'ordre quatre bruité

Modèle	Figure	Fe	Ne	F1	F2	SNR	Détection
1	II.5.(c)	1000	500	200	240	45	Oui
1	II.5.(d)	1000	300	200	240	45	Oui
1	II.5.(e)	1000	500	200	240	37	Oui
1	II.5.(f)	1000	300	200	240	37	Oui
1	II.5.(g)	1000	500	200	240	35	limité
1	II.5.(h)	1000	300	200	240	35	Non
1	II.5.(i)	1000	500	200	240	15	Non
1	II.5.(j)	1000	300	200	240	15	Non
1	II.5.(k)	1000	500	200	205	Inf	oui
1	II.5.(l)	1000	500	200	203	inf	Non
2	II.6.(a)	1000	500	110	140	Inf	Oui
2	II.6.(b)	1000	500	110	140	45	oui

Tableau II.1 : Détection fréquentielle par la méthode de Prony

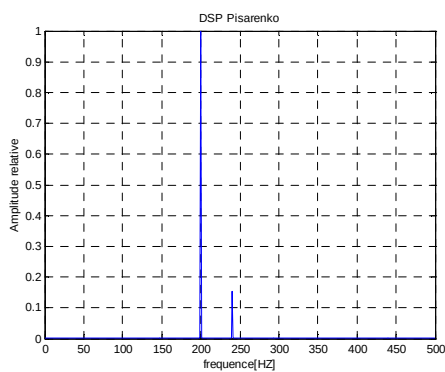
Les résultats représentés sur les figures (II.5) et (II.6) représentent les spectres de puissance des signaux modèles par la méthode de Prony. Ces figures montrent que la

technique de Prony permet de discerner les fréquences F1 et F2 malgré leurs valeurs proches ($F1=200$, $F2=240$) et en présence d'un rapport signal sur bruit satisfaisant ($>35\text{DB}$), alors qu'elles ne sont pas discernées dans les deux cas suivants :

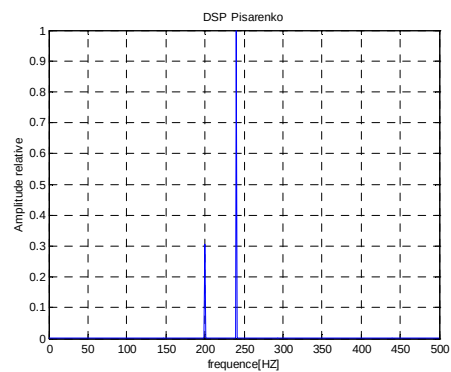
- ❖ Les valeurs des deux fréquences sont très proches ($F1=200$, $F2=203$) **Fig (II.6)**.
- ❖ Le rapport signal sur bruit est satisfaisant ($<35\text{DB}$), **Fig (II.6)**.

II.6.2. METHODE DE PISARENKO

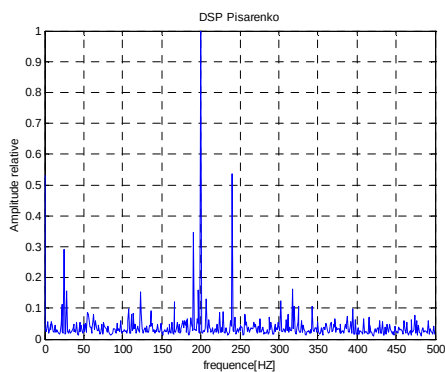
II.6.2.1. MODELE 1



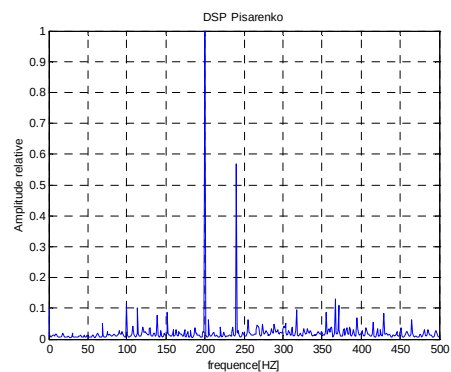
a. $N=500$, $F_e=1000$, $\text{SNR}=\text{inf}$



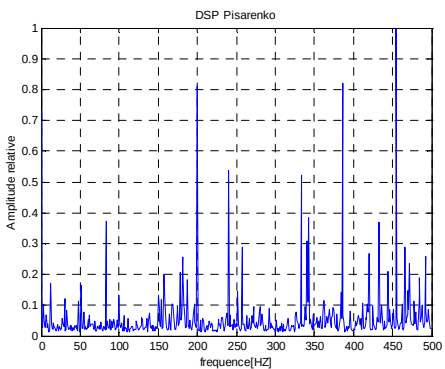
b. $N=300$, $F_e=1000$, $\text{SNR}=\text{inf}$



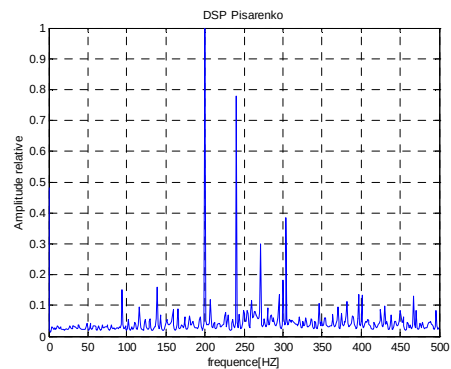
c. $N=500$, $F_e=1000$, $\text{SNR}=45$



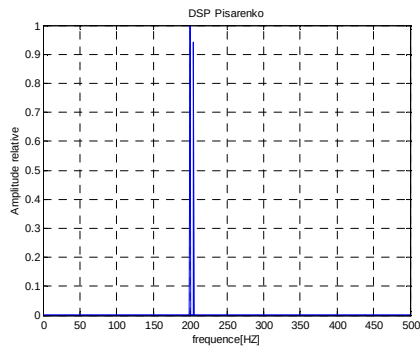
d. $N=300$, $F_e=1000$, $\text{SNR}=45$



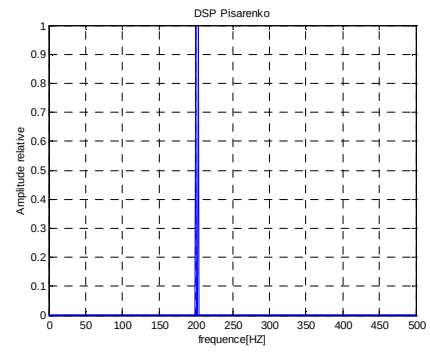
e. $N=500$, $F_e=1000$, $\text{SNR}=37$



f. $N=300$, $F_e=1000$, $\text{SNR}=37$



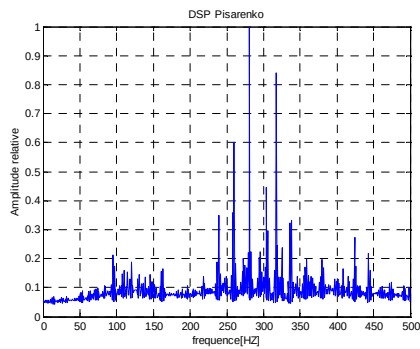
g. $N=500$, $Fe=1000$, $SNR=inf$
 $F1=200$, $F2=205$



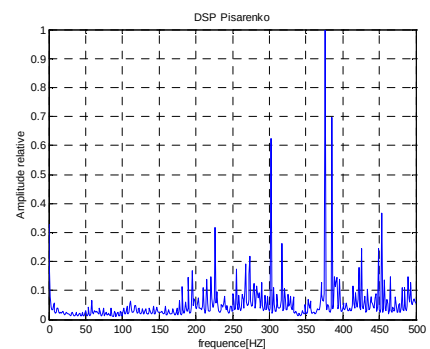
h. $N=500$, $Fe=1000$, $SNR=inf$
 $F1=200$, $F2=203$

Fig II.7 : Spectre de puissance obtenu par la méthode de Pisarenko pour un processus somme de deux sinusoides bruitées

II.6.2.2. MODELE 2:



a. $N=500$, $Fe=1000$, $SNR=inf$



b. $N=300$, $Fe=1000$, $SNR=45$

Fig II.8 : Spectre de puissance obtenu par la méthode de Pisarenko pour un processus d'ordre quatre bruité

Modèle	Figure	Fe	Ne	F1	F2	SNR	Détection
1	II.7.(c)	1000	500	200	240	45	Oui
1	II.7.(d)	1000	300	200	240	45	Oui
1	II.7.(e)	1000	500	200	240	37	Non
1	II.7.(f)	1000	300	200	240	37	Non
1	II.7.(g)	1000	500	200	205	Inf	Oui
1	II.7.(h)	1000	500	200	203	inf	Oui
II	II.8.(a)	1000	500	110	140	Inf	Non
II	II.8.(b)	1000	300	110	140	45	Non

Tableau II.2 : Détection fréquentielle par la méthode de Pisarenko

Les spectres de puissance des signaux obtenus par la méthode de Pisarenko sur les figures (II.7) et (II.8) démontrent la puissance de la méthode de Pisarenko à séparer deux sinusoïdes de fréquences très proche ($F_1=200$, $F_2=203$) en absence du bruit Fig(II.7.h). Pour les fréquences ($F_1=200$, $F_2=240$), la méthode donne des résultats moins nets sur les figures (II.7.e) et (II.7.f) quand le rapport signal sur bruit diminue ($SNR < 37\text{DB}$). Nous remarquons la présence de spectres avec de fortes fluctuations en amplitude pour qu'ils puissent faire l'objet d'une analyse précise.

CONCLUSION

L'utilisation des deux méthodes décrites dans ce chapitre (Prony et Pisarenko), pour l'estimation de la densité spectrale de puissance (DSP) est principalement motivée par le fait que cela aboutit à de meilleurs estimateurs spectraux que les méthodes d'analyse spectrale dites classiques. Ceci est obtenu particulièrement lorsqu'on dispose d'un enregistrement court du processus. Elles sont plus efficaces dans le cas de signaux riches en harmoniques, suffisamment espacées. Celles-ci sont parfaitement mises en évidence par des pics aux fréquences correspondantes.

La résolution fréquentielle par ces deux méthodes est fonction du rapport signal sur bruit (SNR) et elle se dégrade relativement vite au fur à mesure que ce rapport décroît.

La simulation montre, qu'en présence de bruit, la méthode de Prony offre une bonne résolution à détecter deux composantes de fréquences très voisines, mais la méthode de Pisarenko semble plus performante. Par contre, cette dernière est moins performante en résolution fréquentielle en cas de la présence de bruit.

Dans le chapitre suivant, nous allons étudier les performances des méthodes paramétriques d'analyse spectrale par le modèle AR.

CHAPITRE III

L'ESTIMATION SPECTRALE

PAR LES METHODES PARAMETRIQUES BASEES

SUR LE MODELE AR

INTRODUCTION

L'analyse spectrale par les modèles AR, MA et ARMA est sans conteste la plus connue des techniques paramétriques à haute résolution en traitement de signal car elle permet de représenter toute l'information spectrale par un faible nombre de paramètres. Plusieurs efforts ont été concentrés au cas spécifique du modèle ARMA. Cet intérêt de la modélisation AR est dû à la simplicité de sa structure Yule Walker et la disponibilité d'algorithmes efficaces pour l'estimation des paramètres de ce modèle.

L'objectif de ce chapitre consiste à tester l'efficacité et les performances du modèle AR en utilisant l'algorithme rapide de Levinson Durbin pour le calcul de ses paramètres.

III.1. REPRESENTATION DU MODELE AR [7, 15, 16, 18, 23, 24]

Plusieurs processus stochastiques rencontrés en pratique peuvent être bien approchés par un modèle AR à fonction de transfert rationnelle. Dans un tel modèle, une séquence d'entrée $e(n)$ et une séquence de sortie $x(n)$ sont reliées entre elles par l'équation aux différences suivante:

$$x_n + \sum_{i=1}^p a_i x_{n-i} = e_n \dots \dots \dots (III.1)$$

La fonction densité spectrale de puissance correspondante est donnée par :

$$p_{AR}(f) = \frac{\sigma^2}{\left| 1 + \sum_{i=1}^p a_i \exp(-j2i\pi f) \right|^2} \dots \dots \dots (III.2)$$

Il est clair d'après l'équation (III.2) que la DSP p_{AR} dépend des coefficients a_i ($a_1, a_2, \dots, a_p$), de la variance σ^2 et de l'ordre p du modèle AR. L'estimation de ces derniers est basé sur les équations de Yule-Walker définies par la multiplication des deux membres de l'équation (III.1) par x_{n-j}^* . L'application de l'espérance mathématique sur le résultat donne :

$$R(j) = \begin{cases} -\sum_{m=1}^p a_m R(j-m) & j \geq 1 \\ \sum_{m=1}^p a_m R(-m) + \sigma^2 & j = 0 \end{cases} \dots \dots \dots (III.3)$$

R est une matrice de Toeplitz, Hermitienne et définie positive. Ses propriétés inspirent naturellement l'utilisation d'un algorithme rapide pour déterminer les paramètres AR. C'est l'objet de l'algorithme de Levinson Durbin.

III.2. RESOLUTION RECURSIVE DE LEVINSON DURBIN

L'approche de Levinson Durbin fournit une solution efficace au système (III.3) en minimisant l'erreur quadratique de prédiction linéaire donnée par l'équation :

$$E(p) = \zeta [e^2(i)] \dots \dots \dots (III.4)$$

Avec: $e(i) = x(i) - \hat{x}(i) = \sum_{m=0}^p a(m)x(i-m)$

En remplaçant $e(i)$ dans (III.4), on obtient:

$$E(p) = \sum_{m=0}^p \sum_{j=0}^p a(m)a(j)R(j-m) \dots \dots \dots (III.5)$$

En utilisant la particularité de la matrice d'autocorrelation, l'application de cet algorithme nécessite p^2 opérations seulement, alors que le plus performant algorithme d'analyse numérique classique (Gauss par exemple) requiert p^3 opérations.

Pour calculer les coefficients de prédiction $a(m)$ de l'équation de Yule Walker (en prenant la partie pour $j \geq 1$), on ajoute à l'algorithme un nouveau indice (p) aux coefficients $a(m)$ pour indiquer l'ordre de prédiction :

$$\sum_{i=1}^p b[p,i]R(j-i) = R(j), \quad j = 1, 2, \dots, p \dots \dots \dots (III.6)$$

Avec $b(m) = -a(m)$.

Ou encore sous forme matricielle :

$$R_p \begin{bmatrix} b[p,p] \\ b[p,p-1] \\ \vdots \\ b[p,1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(p) \\ R(p-1) \\ \vdots \\ R(1) \end{bmatrix} \dots \dots \dots (III.7)$$

Où

$$\begin{bmatrix} R_x(0) & R_x(1) & \dots & \dots & R_x(p-1) \\ R_x(1) & R_x(0) & \dots & \dots & R_x(p-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ R_x(p-1) & R_x(p-2) & \dots & \dots & R_x(0) \end{bmatrix} \dots \dots \dots (III.8)$$

Où R_p est la matrice de Toeplitz et symétrique

On peut écrire l'équation (III.7) sous la forme:

$$R_{p-1} \begin{bmatrix} b[p, p-1] \\ b[p, p-2] \\ \vdots \\ b[p, 1] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(p-1) - b[p, p]R(1) \\ R(p-2) - b[p, p]R(2) \\ \vdots \\ R(1) - b[p, p]R(p-1) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (III.9)$$

En multipliant (III.9) par R_{p-1}^{-1} , on trouve :

$$\begin{bmatrix} b[p, p-1] \\ b[p, p-2] \\ \vdots \\ b[p, 1] \end{bmatrix} = R_{p-1}^{-1} \begin{bmatrix} R(p-1) \\ R(p-2) \\ \vdots \\ R(1) \end{bmatrix} - b[p, p]R_{p-1}^{-1} \begin{bmatrix} R(1) \\ R(2) \\ \vdots \\ R(p-1) \end{bmatrix} \dots\dots\dots (III.10)$$

En utilisant les propriétés de Toeplitz de la matrice R_{p-1}^{-1} , il vient :

$$b[p, k] = b[p-1, k] - b[p, p]b[p-1, p-k], \quad k = 1, \dots, p-1 \quad \dots\dots\dots (III.11)$$

L'équation (III.7) que l'on a mis à part en (III.9) peut être écrite sous forme vectorielle comme suit :

$$b[p, p]R(0) + (R(1), R(2), \dots, R(p-1)) \begin{bmatrix} b[p, p-1] \\ b[p, p-2] \\ \vdots \\ b[p, 1] \end{bmatrix} = R(p) \dots\dots\dots (III.12)$$

La substitution de (III.10) dans (III.12) donne :

$$b[p, p] = \frac{R(p) - (R(1).....R(p-1)) \begin{bmatrix} b[p-1, p-1] \\ \vdots \\ b[p-1, 1] \end{bmatrix}}{R(0) - (R(1).....R(p-1)) \begin{bmatrix} b[p-1, p-1] \\ \vdots \\ b[p-1, 1] \end{bmatrix}} \dots\dots\dots (III.13)$$

Où

$$R(0) - (R(1).....R(p-1)) \begin{bmatrix} b[p-1, 1] \\ \vdots \\ b[p-1, p-1] \end{bmatrix} = \sum_{m=0}^{p-1} a(m)R(m) \dots\dots\dots (III.14)$$

D'autre part, l'équation (III.5) peut être écrite sous la forme :

$$E(p) = \sum_{j=0}^p a(j) \left[\sum_{m=0}^p a(m)R(j-m) \right] \dots\dots\dots (III.15)$$

Où

$$\sum_{m=0}^p a(m)R(j-m) = R(j) - \sum_{m=1}^p b(m)R(j-m) = R(j) - R(j) = 0, \quad \text{si } j \neq 0 \quad \dots\dots\dots (III.16)$$

C'est-à-dire :

$$\sum_{m=0}^p a(m)R(j-m) = 0 \dots\dots\dots (III.17)$$

Donc :

$$E(p) = \sum_{m=0}^p a(m)R(m) = \sum_{m=0}^p a[p, m]R(m) \dots \dots \dots (III.18)$$

Et l'équation (III.14) devient :

$$R(0) - (R(1) \dots \dots R(p-1)) \begin{bmatrix} b[p-1, 1] \\ \vdots \\ b[p-1, p-1] \end{bmatrix} = E(p-1) \dots \dots \dots (III.19)$$

L'équation (III.15) devient :

$$a[p, p] = \frac{-R(p) - (R(1) \dots \dots R(p-1)) \begin{bmatrix} a[p-1, p-1] \\ \vdots \\ a[p-1, 1] \end{bmatrix}}{E(p-1)} \dots \dots \dots (III.20)$$

D'autre part, l'équation (III.11) est équivalente à :

$$a[p, m] = a[p-1, m] + a[p, p]a[p-1, p-m], \quad m = 1, \dots, p-1 \quad \dots \dots \dots (III.21)$$

On a :

$$a[p, 0] = 1 \text{ et } a[p, m] = -b[p, m] \text{ pour } m \neq 0$$

La combinaison de (III.20) et (III.21) avec (III.18) donne :

$$E(p) = a[p, p] \left(R(p) + \sum_{m=1}^{p-1} a[p-1, p-m]R(m) \right) + \left(\sum_{m=1}^{p-1} a[p-1, m]R(m) + R(0) \right) \dots \dots \dots (III.22)$$

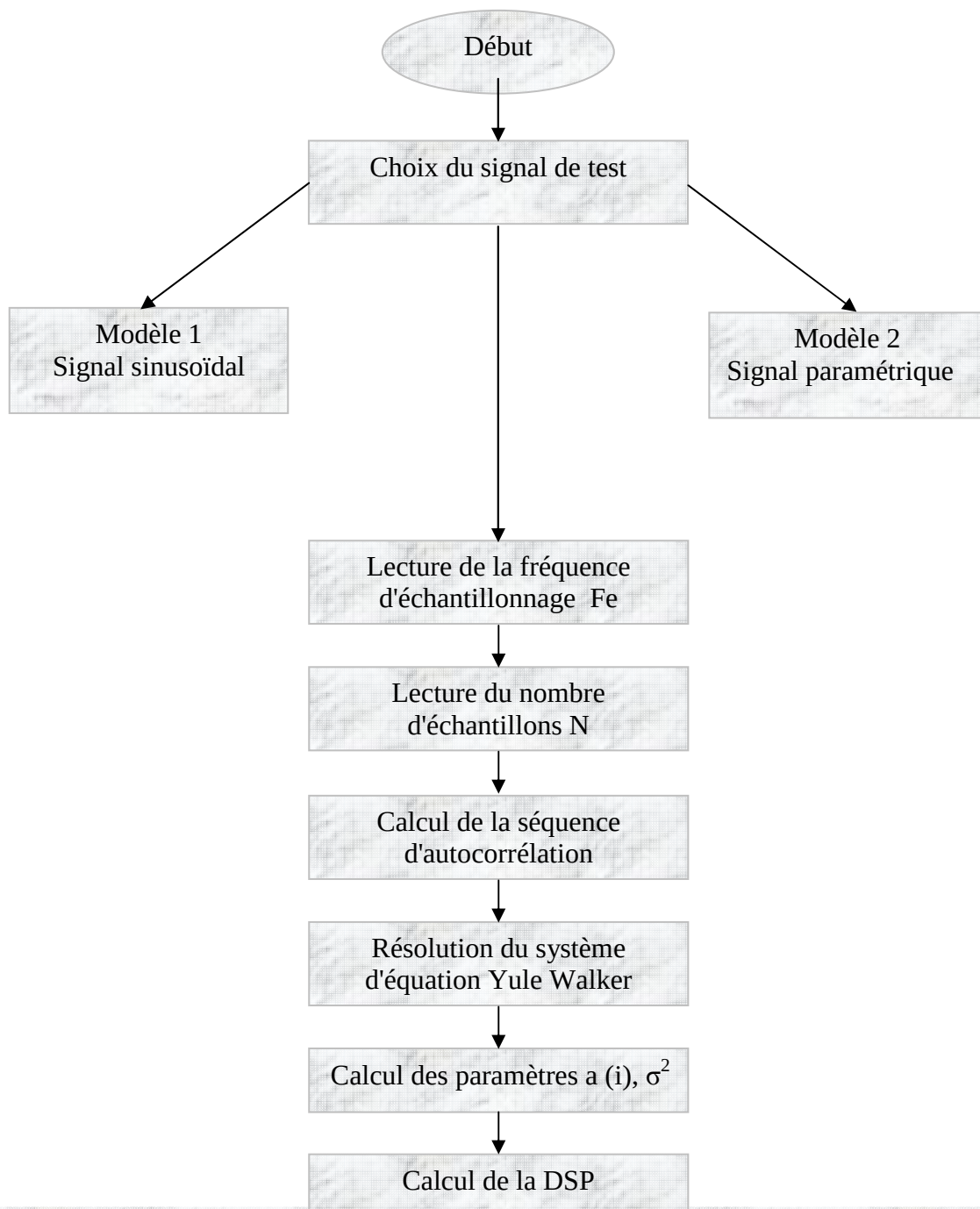
Ou bien :

$$E(p) = E(p-1)(1 - a^2[p, p]) \dots \dots \dots (III.23)$$

Enfin les équations (III.20), (III.21) et (III.23) constituent l'algorithme de Levinson Durbin permettant de calculer les vecteurs $a(i)$ à partir des données $(R(0), \dots, R(m))$.

III.3. SIMULATION ET PROGRAMME

Afin de tester l'efficacité des modèles paramétriques AR à l'aide de l'estimateur Levinson, un programme écrit sous environnement Matlab a été élaboré selon l'organigramme de la figure(III.1) en utilisant les fichiers de données générés à partir de processus paramétriques cités au chapitre II.



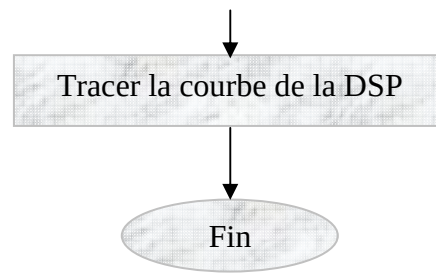
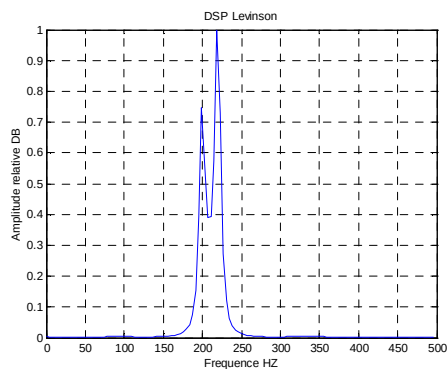


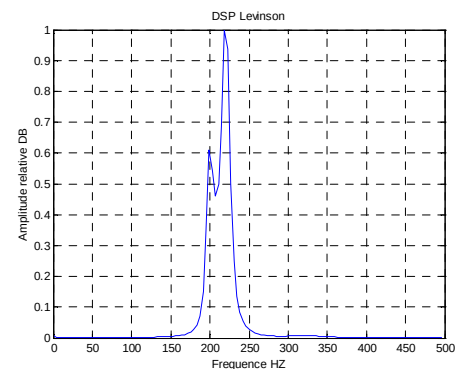
Fig III.1 : organigramme de simulation

II.4. RESULTATS ET INTERPRETATIONS

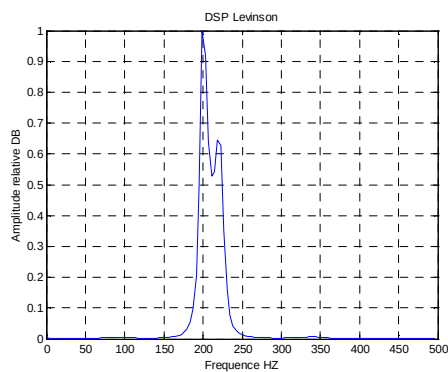
II.4.1. SIGNAL MODELE 1



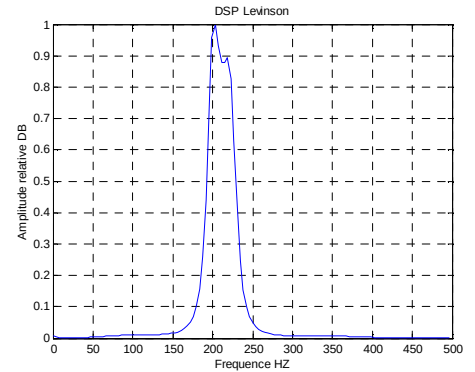
a. N=500, SNR=20 ,F1=200, F2=220



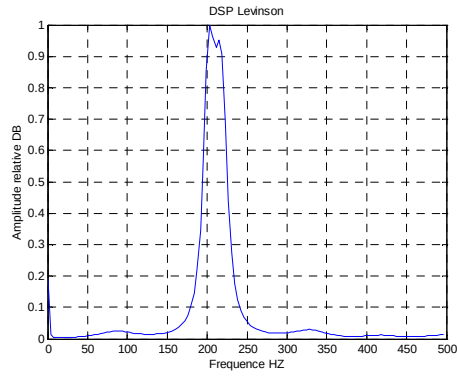
b. N=250, SNR=20 ,F1=200, F2=220



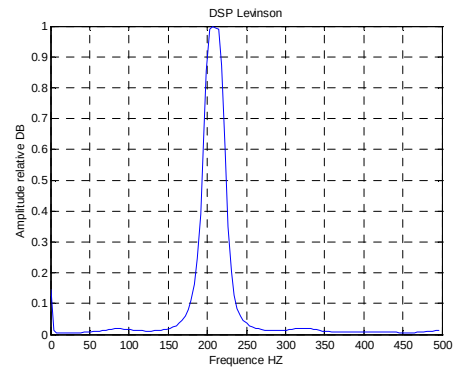
c. N=128, SNR=20 ,F1=200, F2=220



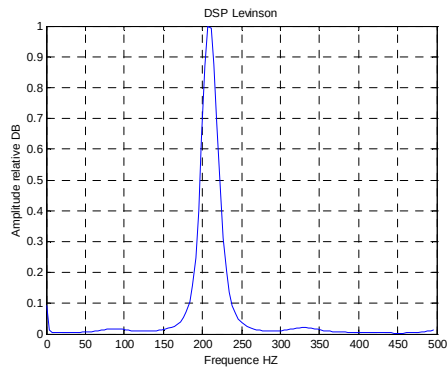
d. N=64, SNR=20 ,F1=200, F2=220



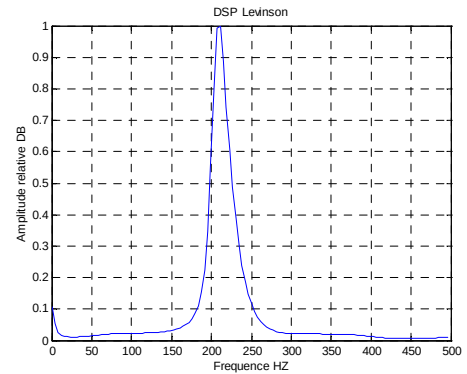
e. $N=500$, $SNR=10$, $F1=200$, $F2=220$



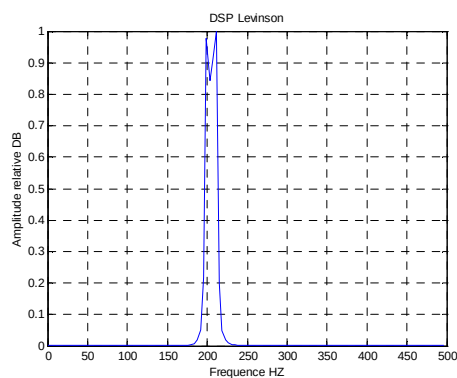
f. $N=250$, $SNR=10$, $F1=200$, $F2=220$



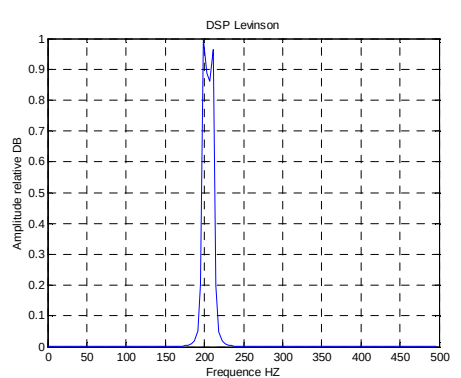
g. $N=128$, $SNR=10$, $F1=200$, $F2=220$



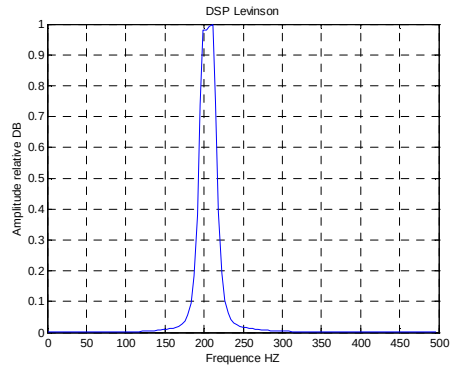
h. $N=64$, $SNR=10$, $F1=200$, $F2=220$



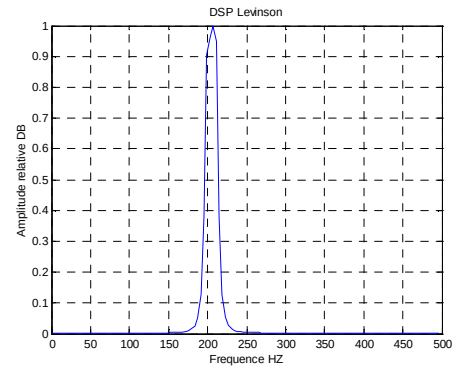
i. $N=500$, $SNR=inf$, $F1=200$, $F2=210$



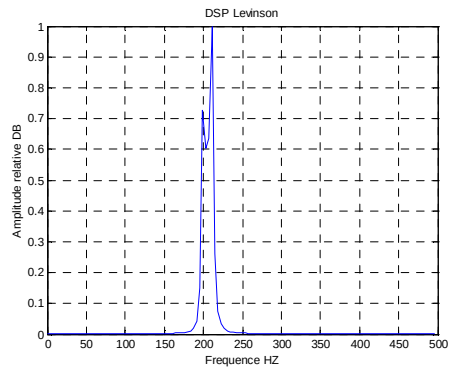
j. $N=250$, $SNR=inf$, $F1=200$, $F2=210$



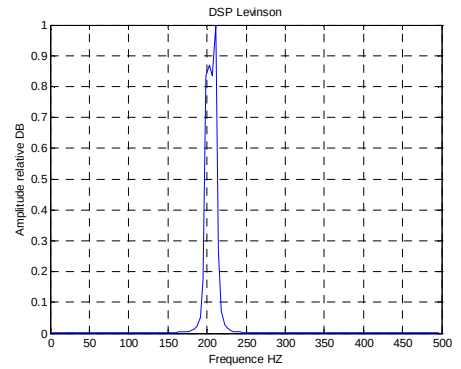
k. N=128, SNR=inf, F1=200, F2=210



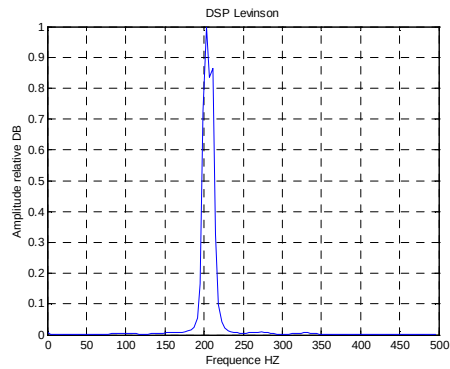
l. N=64, SNR=inf, F1=200, F2=210



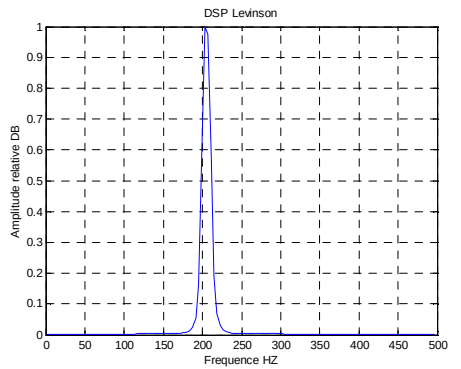
m. N=500, SNR=45, F1=200, F2=210



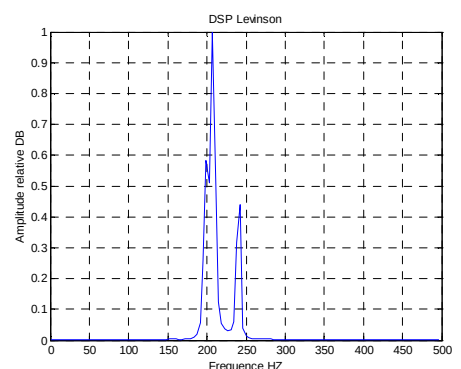
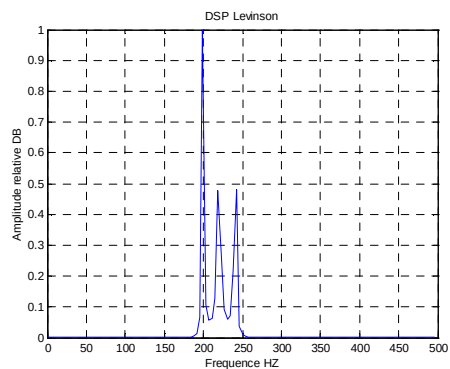
n. N=250, SNR=45, F1=200, F2=210



o. N=500, SNR=20, F1=200, F2=210



p. N=250, SNR=20, F1=200, F2=210



r.N=500, F1=200, F2=220, F3= 240
SNR=inf

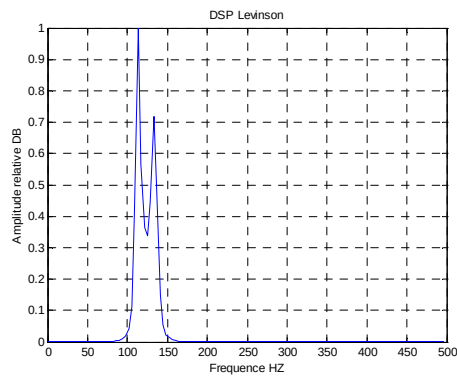
s. N=500, F1=200, F2=210, F3=240
SNR=45

Fig II.2 : Spectre de puissance obtenu par la méthode de Levinson pour un processus somme de sinusôides bruitées

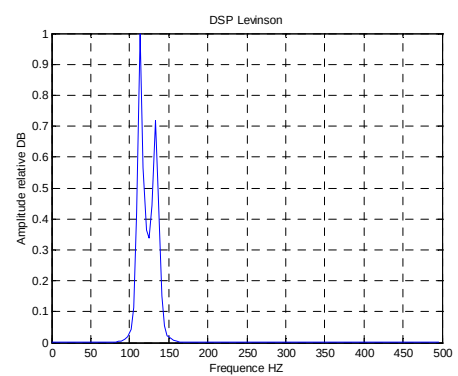
Figure	Fe	Ne	F1	F2	F3	SNR	Détection
III.2.(a)	1000	500	200	220	00	20	Oui
III.2.(b)	1000	250	200	220	00	20	Oui
III.2.(c)	1000	128	200	220	00	20	Oui
III.2.(d)	1000	64	200	220	00	20	Oui
III.2.(e)	1000	500	200	220	00	10	Oui
III.2.(f)	1000	250	200	220	00	10	Non
III.2.(g)	1000	128	200	220	00	10	Non
III.2.(h)	1000	64	200	220	00	10	Non
III.2.(i)	1000	500	200	210	00	inf	Oui
III.2.(j)	1000	250	200	210	00	Inf	Oui
III.2.(k)	1000	128	200	210	00	Inf	Limité
III.2.(l)	1000	64	200	210	00	inf	Non
III.2.(m)	1000	500	200	210	00	45	Oui
III.2.(n)	1000	250	200	210	00	45	Oui
III.2.(o)	1000	500	200	210	00	20	Oui
III.2.(p)	1000	250	200	210	00	20	Non
III.2.(r)	1000	500	240	220	200	inf	Oui
III.2.(s)	1000	500	240	210	200	45	Oui

Tableau II.1 : Détection fréquentielle par la méthode de Levinson 'modèle 1'

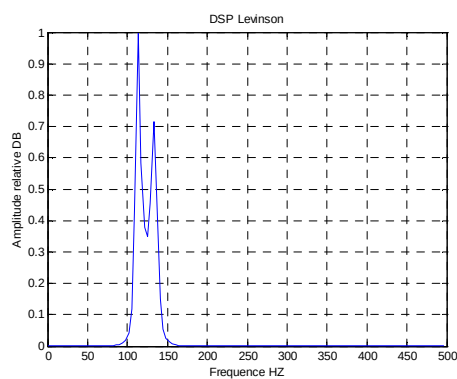
II.4.2. SIGNAL MODÈLE 2



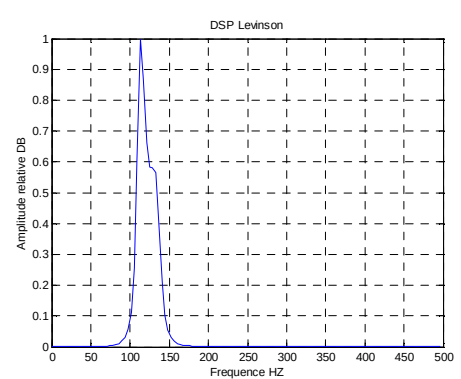
a. $N=500$, $SNR=\infty$, $F_1=110$, $F_2=140$



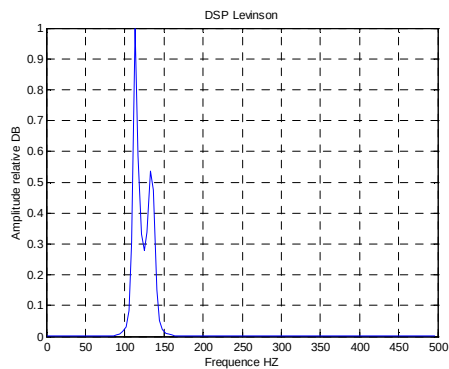
b. $N=250$, $SNR=\infty$, $F_1=110$, $F_2=140$



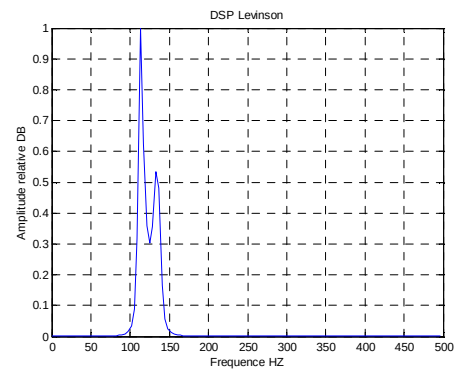
c. $N=128$, $SNR=\infty$, $F_1=110$, $F_2=140$



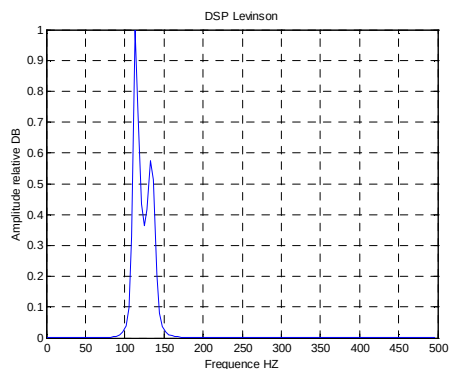
d. $N=64$, $SNR=\infty$, $F_1=110$, $F_2=140$



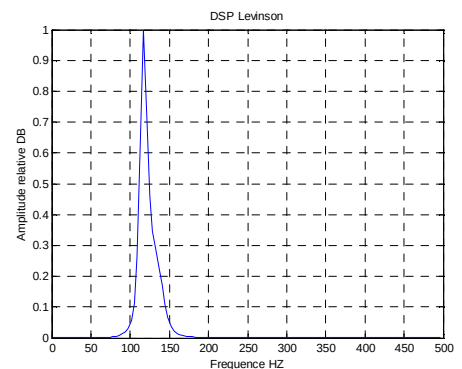
e. $N=500$, $SNR=45$, $F_1=110$, $F_2=140$



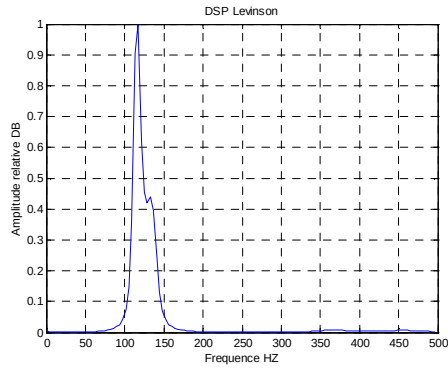
f. $N=250$, $SNR=45$, $F_1=110$, $F_2=140$



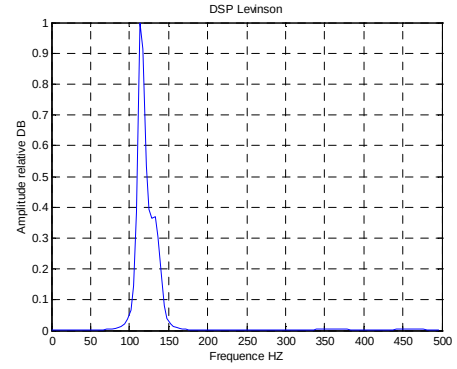
g. $N=128$, $SNR=45$, $F_1=110$, $F_2=140$



h. $N=64$, $SNR=45$, $F_1=110$, $F_2=140$



i. $N=500$, $SNR=20$, $F_1=110$, $F_2=140$



j. $N=250$, $SNR=20$, $F_1=110$, $F_2=140$

Fig II.3 : Spectre de puissance obtenu par la méthode de Levinson pour un processus d'ordre quatre bruité

Figure	Fe	Ne	F1	F2	SNR	Détection
II.3.(a)	1000	500	140	110	Inf	Oui
II.3.(b)	1000	250	140	110	Inf	Oui
II.3.(c)	1000	128	140	110	Inf	Oui
II.3.(d)	1000	64	140	110	Inf	limité
II.3.(e)	1000	500	140	110	45	Oui
II.3.(f)	1000	250	140	110	45	Oui
II.3.(g)	1000	128	140	110	45	Oui
II.3.(h)	1000	64	140	110	45	Non
II.3.(i)	1000	500	140	110	20	Oui
II.3.(j)	1000	250	140	110	20	limité

Tableau III.2 : Détection fréquentielle par la méthode de Levinson 'modèle 2'

Les figures (III.2) et (III.3) représentent la densité spectrale du processus AR des signaux modèles par l'algorithme de Levinson. L'observation de ces figures et des résultats des tableaux (III.1) et (III.2) Montre que les densités spectrales sont non biaisées et ont une variance comparable. Elles démontrent la puissance de la méthode de Levinson à séparer deux sinusoides de fréquences très proches en présence d'un bruit blanc. Cette performance augmente en fonction de l'augmentation du nombre d'échantillons N .

III.5.CONCLUSION

Dans les techniques fondées sur la modélisation AR d'un signal, les coefficients du filtre conçu à partir des données contiennent toute l'information spectrale du signal analysé. La plupart de ces méthodes passent par une première phase d'estimation de la matrice de corrélation.

La simulation de ces techniques par l'algorithme de Levinson nous a montré qu'il manifeste les meilleures performances à détecter deux composantes de fréquences très voisines; cette performance dépend du niveau de bruit blanc additif et du nombre d'échantillons du signal modèle.

Dans ce qui suit, nous allons appliquer les techniques d'estimation spectrale par les méthodes de décomposition harmonique et celles des modèles autorégressifs AR au signal vibratoire émis par le système d'engrenage sous test. Nous allons essayer d'examiner la possibilité de détecter la présence du défaut par chaque méthode.

CHAPITRE IV

DETECTION DES DEFAUTS D'ENGRENAGES PAR ANALYSE SPECTRALE

INTRODUCTION

Dans le cadre de la surveillance vibratoire, et du diagnostic de défauts dans les machines tournantes, les engrenages ont fait et font encore l'objet de nombreuses études. Ce sont des éléments très sollicités et susceptibles de présenter des défauts qui évoluent rapidement vers la rupture.

Certains défauts dans les machines tournantes sont caractérisés par des chocs se traduisant par des non stationnarités locales sur les signaux vibratoires, c'est le cas des engrenages où l'écaillage et la fissuration de dents produisent des chocs localisés lors de l'engrènement des dents incriminées. Ces chocs peuvent être de faibles amplitudes lorsque le défaut est naissant.

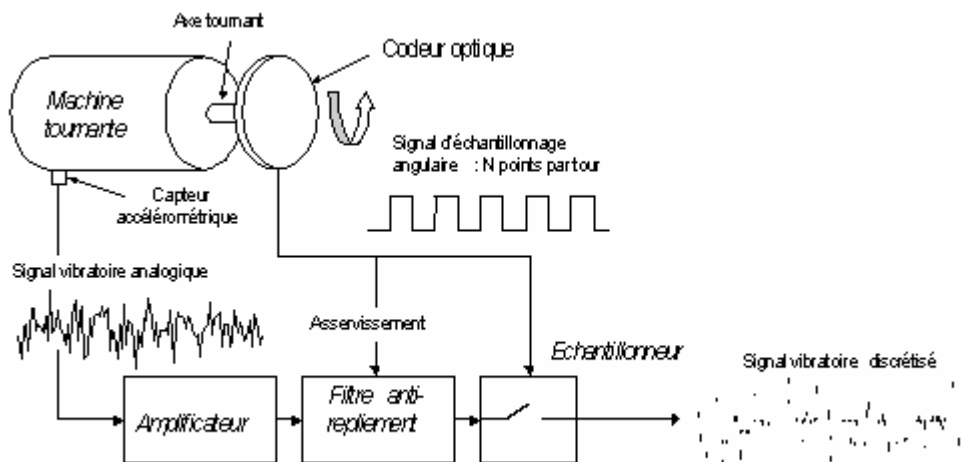
Ce type de défaut évoluant rapidement vers la rupture, il est nécessaire de les détecter de façon précoce pour pouvoir planifier une maintenance efficace d'une part, et pour des raisons de sécurité d'autre part. D'où le recours aux techniques de détection de non stationnarité qui ont montré de meilleures performances que les détecteurs basés sur les techniques classiques qui

sont peu efficaces lorsque les défauts sont caractérisés par des variations complexes du spectre ou des non stationnarités [26, 32, 33].

Dans ce chapitre, nous allons présenter les résultats de l'estimation de la DSP d'un signal vibratoire d'engrenage par les techniques paramétriques étudiées au deuxième et troisième chapitre.

IV.1. PRESENTATION DU SYSTEME ETUDIE [19, 27]

Le réducteur étudié est composé de deux roues comportant respectivement 20 et 21 dents placées sur un banc d'essais d'engrenage de grandeur industrielle de CETIM fonctionnant 24h/24h. Les conditions de fonctionnement sont fixes, l'arbre d'entraînement du réducteur de test tourne avec une vitesse de 1000tr/min soit 16,67Hz et la fréquence d'engrènement est de l'ordre de 330Hz .

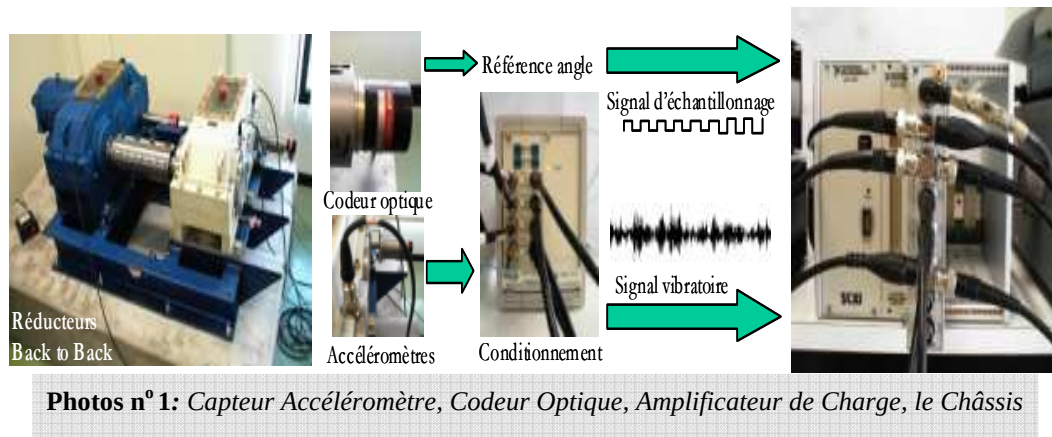


FigIV.1. Principe de l'échantillonnage angulaire

Le signal vibratoire est capté par un capteur accélérométrique placé sur le réducteur à engrenages. Durant la rotation du réducteur, l'échantillonnage angulaire consiste à prélever N échantillons par tours (figure IV.1). La position de rotation de l'arbre du moteur est contrôlée par le codeur optique incrémental qui est positionné solidairement à l'arbre primaire.

Ce codeur optique fournit un train d'impulsions de N créneaux par tour qui permet d'échantillonner le signal vibratoire. La sortie du capteur délivre une tension proportionnelle à

l'accélération qui est ensuite amplifiée par l'amplificateur de charge puis filtrée afin de respecter le théorème de Shannon. La photo n° 1, montre l'emplacement des capteurs et les différents éléments de l'acquisition.

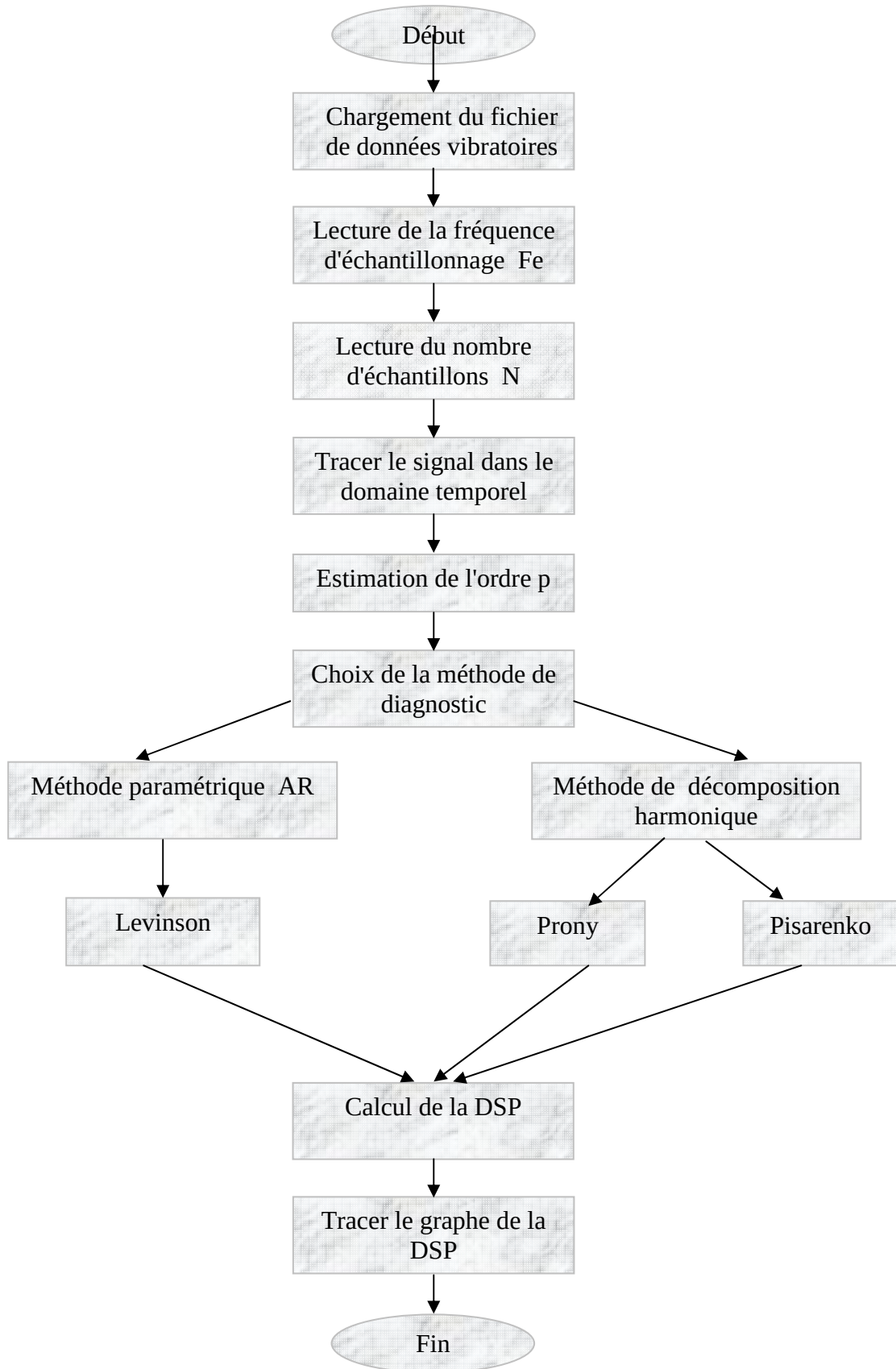


Un enregistrement des signaux vibratoires émis par ce système a été effectué chaque jour pendant 12 jours à partir du deuxième jour. Chaque enregistrement comporte 60160 échantillons avec une fréquence d'échantillonnage de 20KHz et le traitement se fait pour 2400 échantillons. Au cours de l'expérimentation, l'engrenage passe de l'état de bon fonctionnement à celui d'engrenage détérioré.

IV.2.PROGRAMME ET SIMULATION DU DIAGNOSTIC

Le logiciel que nous avons implanté sur un micro-ordinateur compatible PC est présenté sous forme d'un programme sous environnement Matlab selon l'organigramme de la figure (IV.2).

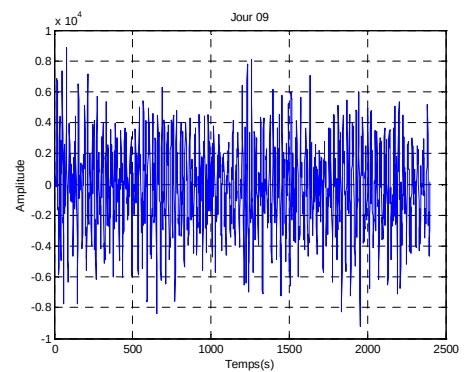
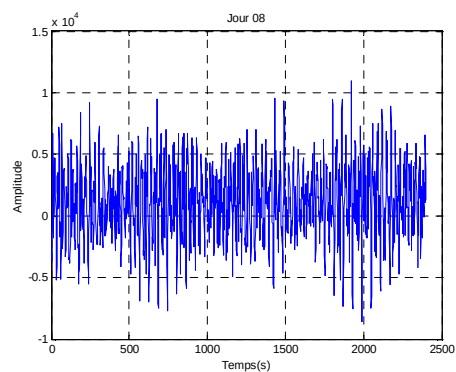
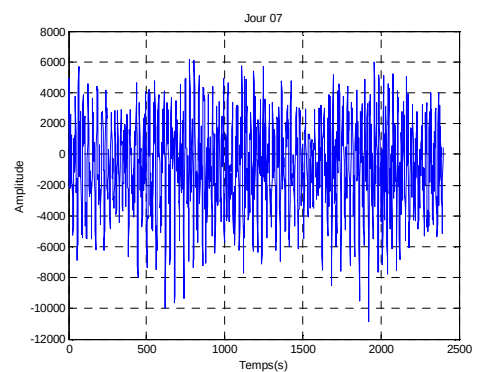
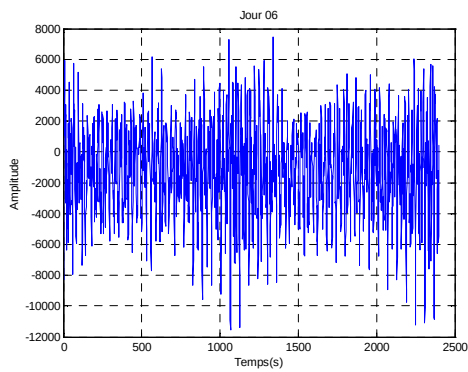
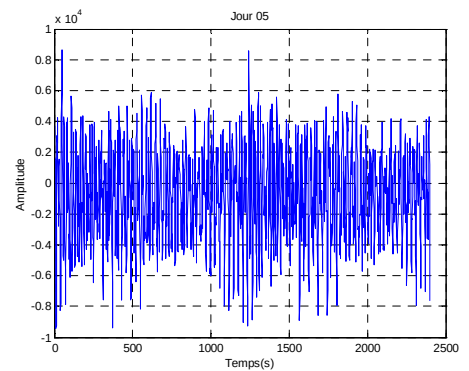
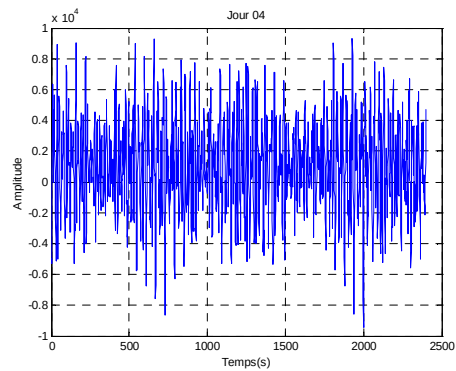
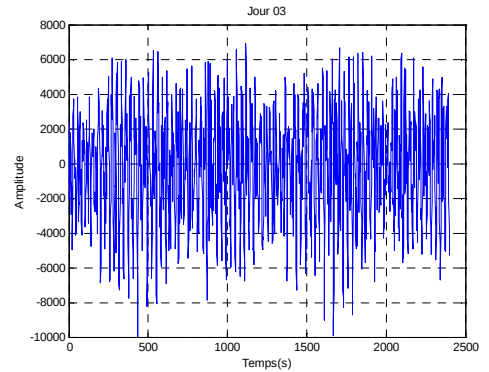
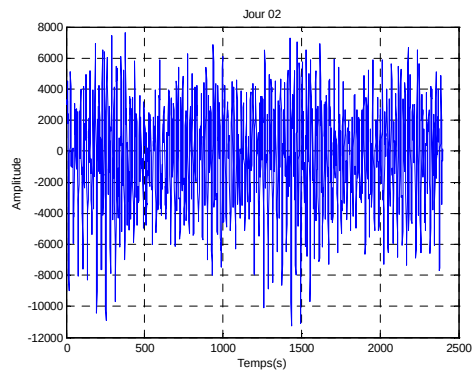
Ce programme permet l'étude et l'analyse de signaux d'engrenage. Ses objectifs sont orientés vers l'analyse spectrale par les méthodes paramétriques; celle de décomposition harmoniques, et les méthodes autorégressives. Les méthodes particulièrement ciblées sont : Pisarenko, Prony et Levinson Durbin.



FigIV.2. organigramme de simulation

IV.2.1. REPRESENTATION TEMPORELLE

Les graphes de la figure (IV.3) représentent la variation temporelle du signal émis par le système d'engrenage étudié :



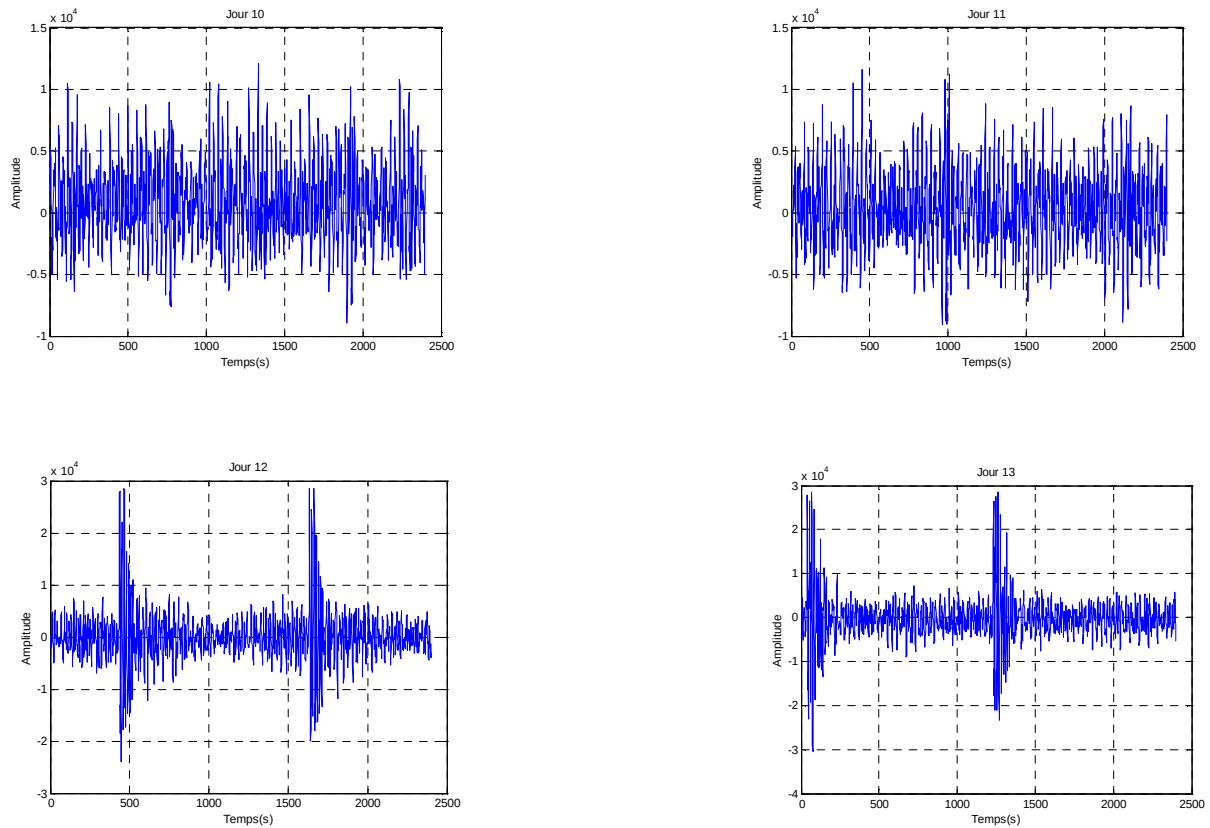


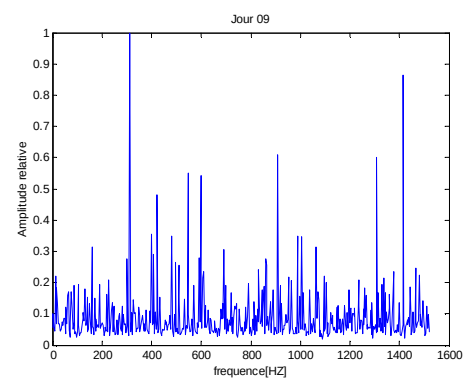
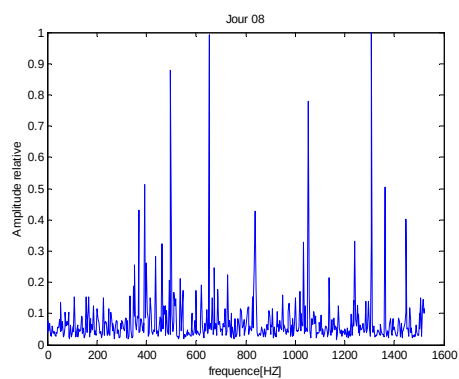
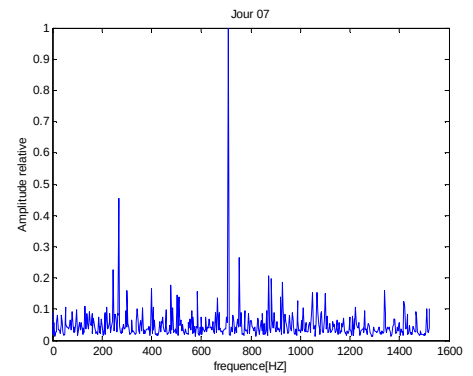
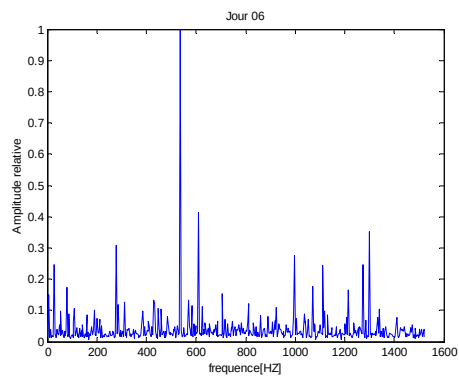
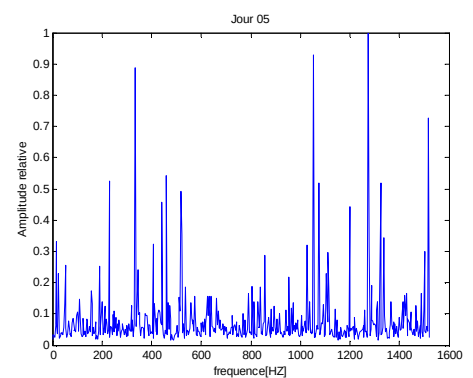
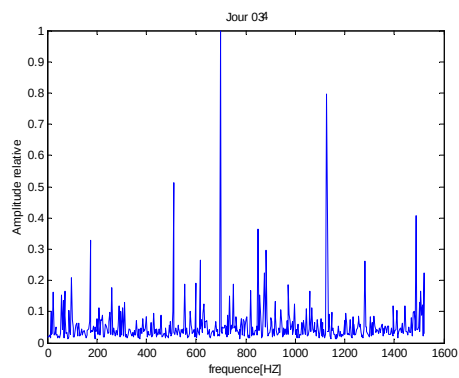
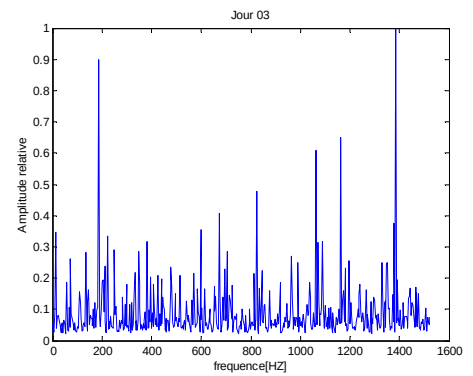
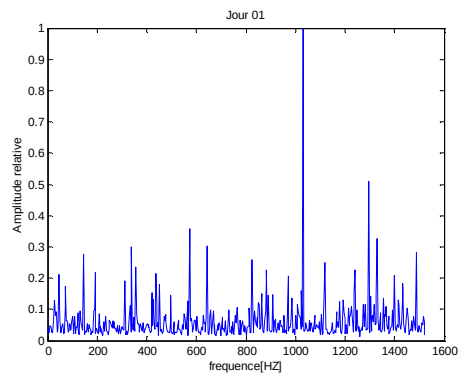
Fig IV.3 : Signal émis par le système étudié

Nous remarquons que les graphes conservent la même forme jusqu'au 12^{ème} jour : des vibrations se produisent chaque fois qu'une dent menante est en contact avec une dent menée, avec une fréquence de vibration égale à la vitesse de rotation du pignon multiplié par son nombre de dents.

A partir du 12^{ème} jour, nous avons constaté qu'un choc se produit à une période correspondant à la période de rotation du système d'engrenage et ayant une amplitude très élevée par rapport à celle du signal prélevé pendant les autres jours.

IV.2.2.RESULTATS ET INTERPRETATION DU SPECTRE DE PUISSANCE:

IV.2.2.1. METHODE DE PISARENKO



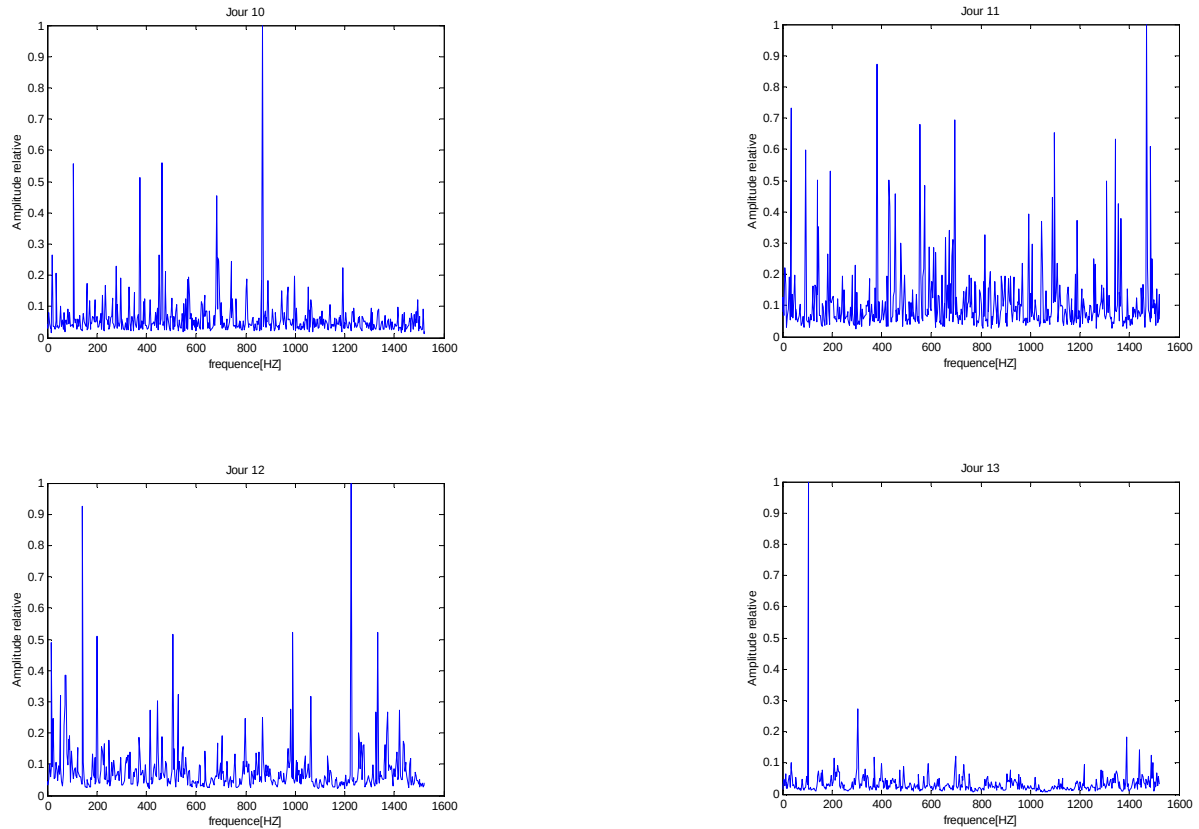
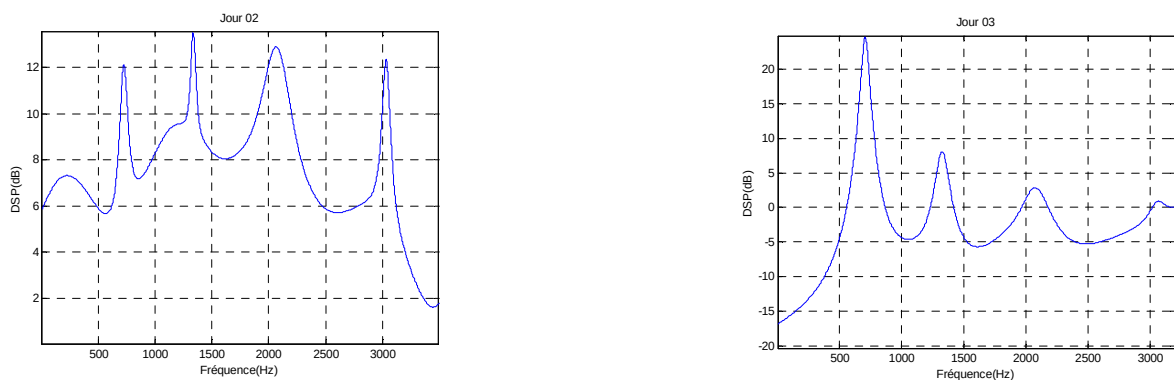
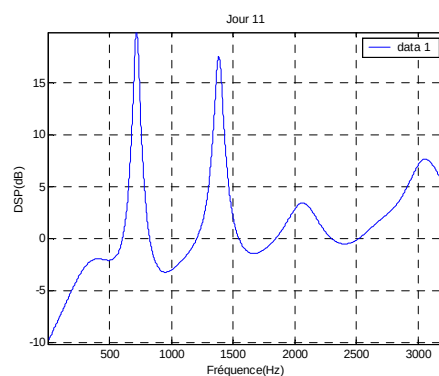
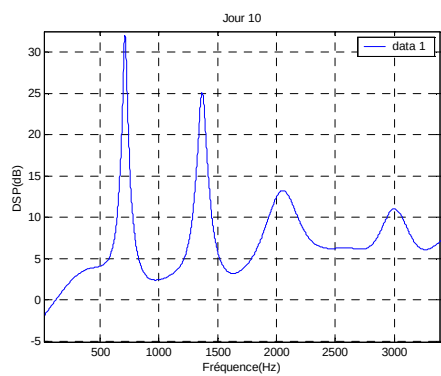
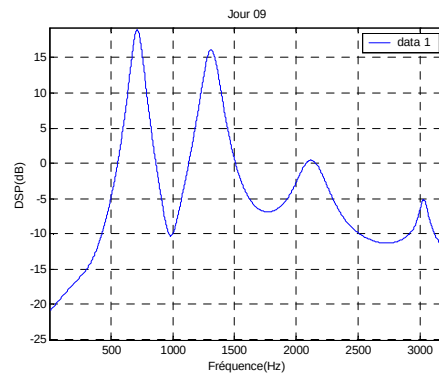
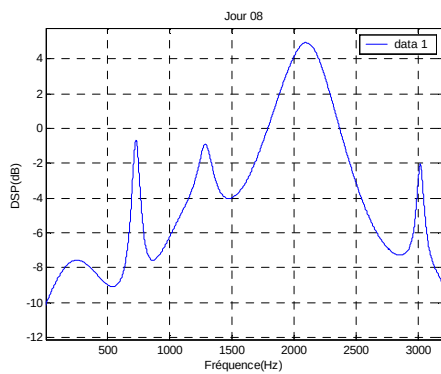
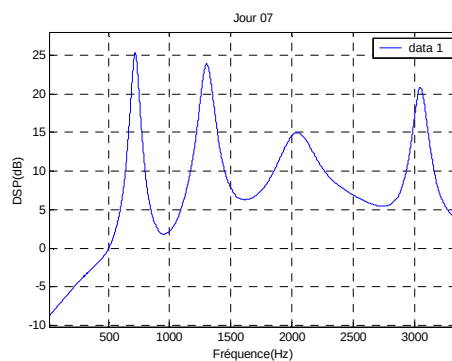
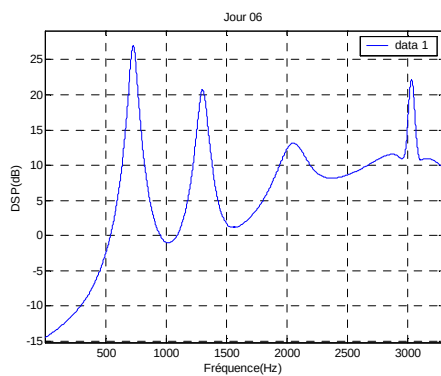
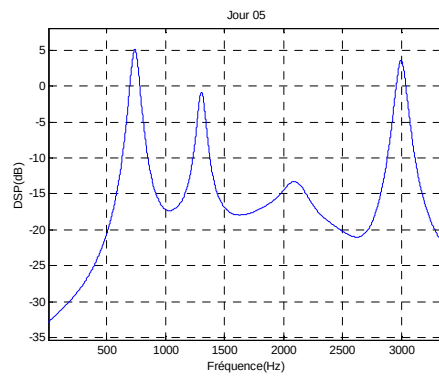
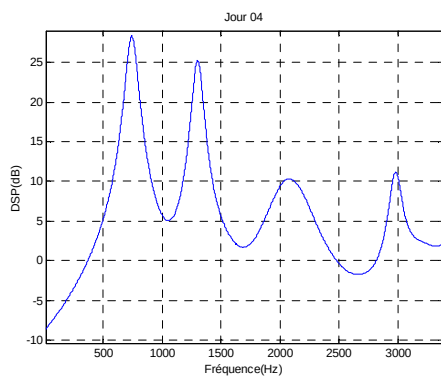


Fig IV.4. : Spectres de puissances obtenus par la méthode de Pisarenko

La figure (IV.4) illustre les spectres de puissance calculés par la méthode de Pisarenko. Les défauts étant caractérisés par des non stationnarités locales sur le signal vibratoire, les spectres estimés n'ont pas pu mettre en évidence des variations caractérisant le défaut car l'analyse spectrale dans ce cas montre des spectres avec des fortes fluctuations très chahutés en amplitude pour qu'ils puissent faire l'objet d'une analyse précise, par contre elle exhibe une bonne résolution fréquentielle.

IV.2.2.2.METHODE DE PRONY





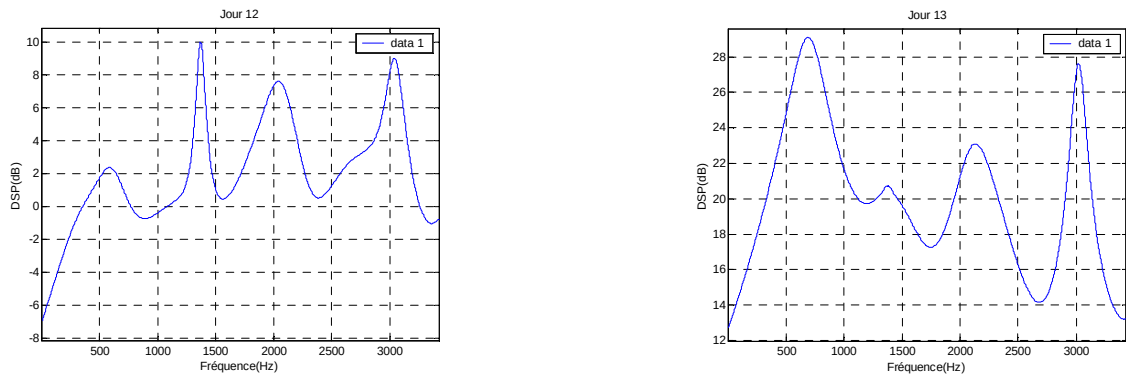


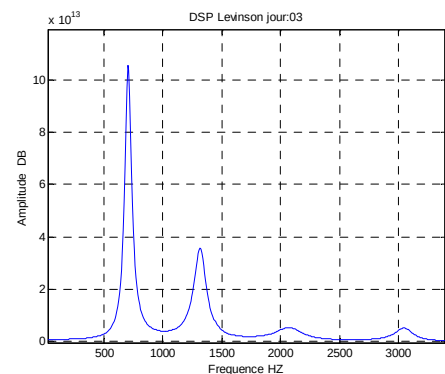
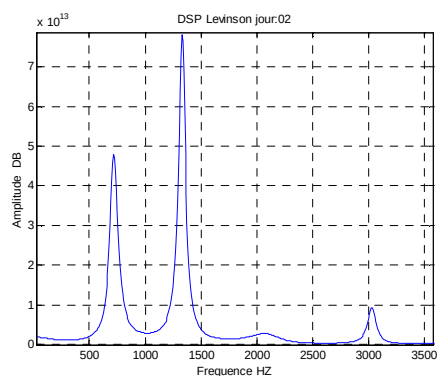
Fig IV.5. Spectres de puissances obtenus par la méthode de Prony

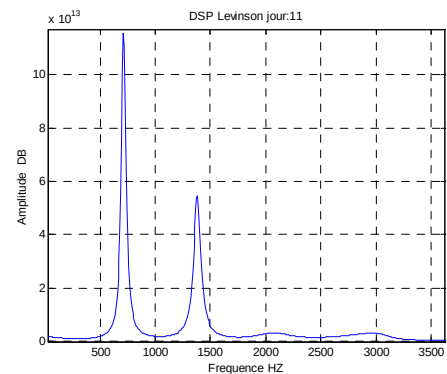
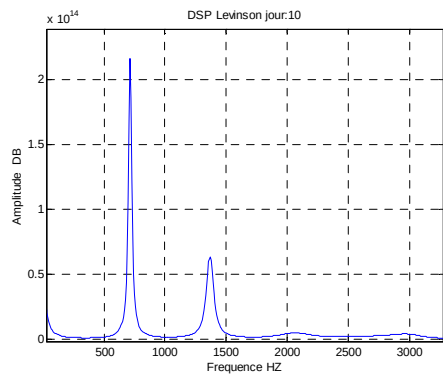
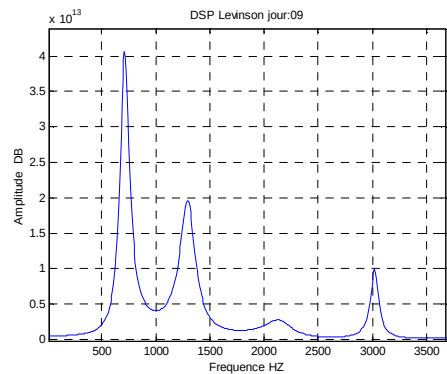
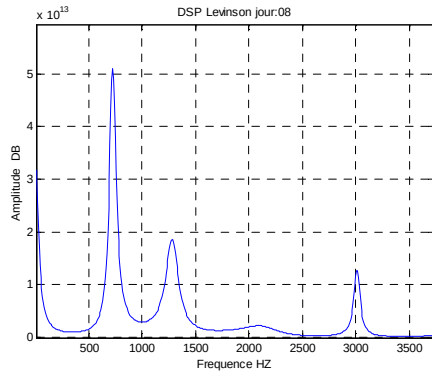
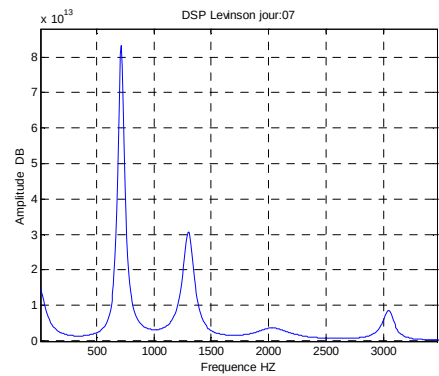
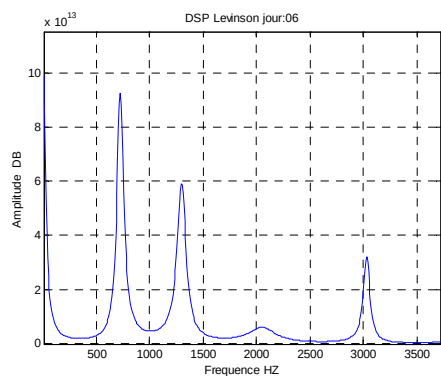
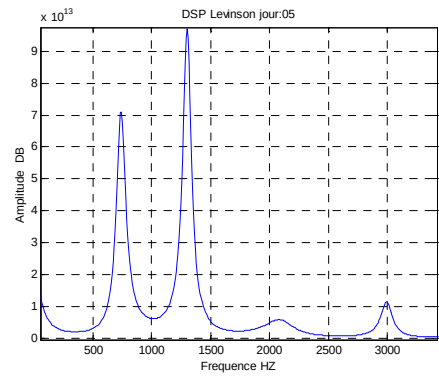
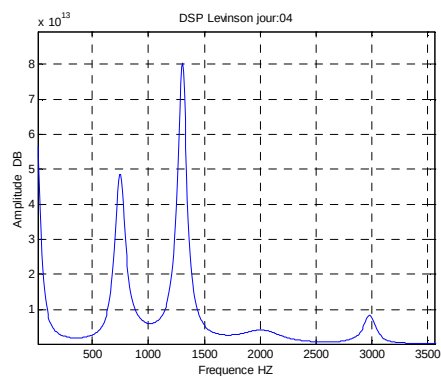
Jour	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	13
Amplitude maximale	13.51	24.54	28.3	5.19	26.97	25.34	4.93	18.93	31.98	19.99	10.01	29.11
Fréquence du pic 1	720	710	740	740	730	720	730	720	710	720	580	690
Fréquence du pic 2	1330	1330	1300	1300	1300	1300	1280	1300	1360	1380	1370	1370
Fréquence du pic 3	2100	2070	2000	2080	2060	2050	2100	2130	2060	2060	2050	2130
Fréquence du pic 4	3030	3060	2980	3000	3040	3040	3010	3030	3000	3060	3040	3020

Tableau IV.1: Evolution du pic principal

Du 2^{ieme} au 9^{ieme} jour, les spectres de puissance (figure IV.5) présentent quatre pics qui correspondent aux fréquences multiples de la fréquence d'engrènement. Au 10^{ieme} jour, nous constatons une augmentation de l'amplitude relative et un déplacement du pic3.

IV.2.2.3.METHODE DE LEVINSON





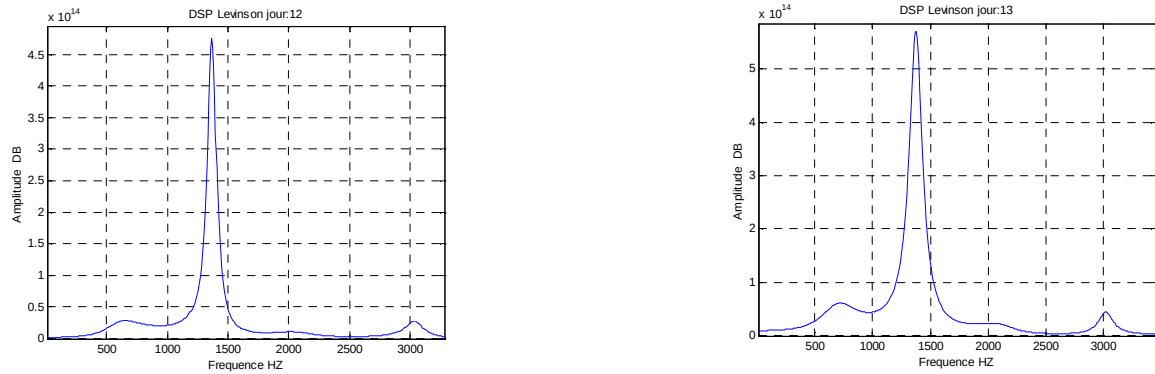


Fig IV.6. Spectres de puissances obtenus par la méthode de Levinson

Jour	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	13
Amplitude maximale 10^{13}	7.82	10.56	8.04	9.96	11.61	8.33	5.10	4.04	21.04	11.56	47.47	57.08
Fréquence du pic 1	720	700	740	740	720	710	730	720	710	710	660	720
Fréquence du pic 2	1330	1320	1300	1300	1300	1300	1280	1300	1360	1380	1360	1370
Fréquence du pic 3	2100	2070	2000	2080	2060	2050	2080	2130	/	/	/	/
Fréquence du pic 4	3020	3050	2990	3000	3030	3040	3010	3020	/	/	3040	3040

Tableau IV.2: Evolution du pic principal

La figure (IV.6) représente les spectres de puissance obtenus par la méthode de Levinson, où nous constatons un signal caractéristique d'un impact et un spectre où figure quatre émergences spectrales correspondant aux fréquences multiples de la fréquence d'engrènement du 1^{ier} au 9^{ieme} jour. Durant le 10^{ieme} jour, nous remarquons une augmentation importante de l'amplitude maximale, l'absence d'un des pics (pic3), et le déplacement du pic2. Pour le 11ieme, 12ieme et le 13^{ieme} jours, l'amplitude reste toujours élevée, le déplacement du pic 2 continue, et l'amplitude du pic1 s'atténue pendant les deux derniers jours.

IV.3. ETUDE COMPARATIVE

L'observation des résultats montre que les densités spectrales estimées par l'utilisation de l'algorithme de Prony et de Levinson (méthode de covariance) mettent en évidence clairement la présence du défaut par un déplacement du pic correspond à une valeur fréquence multiple de la fréquence d'engrènement et une augmentation de l'amplitude maximale de ces harmoniques pour les deux méthodes. De plus, nous remarquons une atténuation du pic de fréquence d'engrènement (2fe) pour la méthode de Levinson, alors que la densité spectrale estimée par l'algorithme de Pisarenko est mauvaise et ne permet pas de détecter facilement la présence du défaut.

IV.4. CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons démontré l'intérêt de l'application des méthodes paramétriques d'estimation spectrale au diagnostic des défauts d'engrenage. Nous avons également essayé de juger la performance de chaque méthode à détecter des défauts d'engrenages.

Du point de vue représentation, la méthode de Pisarenko semble très performante car elle manifeste une bonne résolution fréquentielle, mais les défauts ne sont pas bien mis en évidence dans les représentation graphiques; ce qui ne permet pas de faire un bon diagnostic.

D'autre part et du point de vue diagnostic, les méthodes de Prony et AR-Levinson sont plus performantes. Dans ce cas, le défaut se manifeste sous forme d'augmentation de l'amplitude relative des harmoniques d'engrènement et un déplacement d'un des pics. Cela donne la possibilité de surveiller et diagnostiquer précocement le système étudié par ces deux méthodes.

CONCLUSION GENERALE

Ce travail avait pour but de présenter l'apport des méthodes paramétriques d'analyse spectrale pour la surveillance et le diagnostic des défauts d'engrenages. En effet l'étude a été consacrée à la détection précoce de défauts de type écaillage de dents dans un réducteur d'engrenage par analyse des signaux vibratoires. L'importance de ce type d'éléments mécaniques dans l'industrie et la gravité de ce défaut, qui conduit rapidement à la rupture de l'engrenage entraînant ainsi des conséquences fâcheuses (coût de maintenance, sécurité,...), justifie le besoin d'une détection précoce. Les techniques utilisées actuellement, basées sur l'analyse de Fourier, ne sont pas efficaces lorsque le signal analysé est de courte durée ou non stationnaire.

Une analyse spectrale par des méthodes paramétriques, soit par décomposition harmonique ou bien les modèles autorégressifs réputés plus performants, a été testée pour détecter ce type de défauts caractérisés à l'état précoce par des non stationnarités locales lors de l'engrènement des dents. En fait, l'avantage des estimateurs paramétriques se situe essentiellement au niveau de la résolution spectrale qui se voit sensiblement accrue.

L'application de la méthode Pisarenko aux signaux modèles a montré sa capacité à détecter des signaux stationnaires de fréquences très proche en absence de bruit, par contre elle est moins performante en présence de bruit et dans le cas des signaux non stationnaires et la détection de défauts d'engrenages.

La résolution en fréquence des méthodes de Prony et Levinson a fourni d'excellent résultats sur les signaux modèles testés. Elle est fonction du rapport signal sur bruit. Cette résolution se dégrade relativement vite au fur et à mesure que le rapport signal sur bruit (SNR) décroît.

Par contre, il faut noter que l'estimation d'amplitude est affectée d'un biais qui représente le principal inconvénient de la densité spectrale autorégressive.

L'application de ces dernières méthodes aux signaux d'engrenage montre clairement la présence du défaut, sous forme d'augmentation de l'amplitude maximale; le déplacement d'un des pics, d'une manière précoce au 10^{ième} jour avant l'écaillage totale de la dent en défaut et sa rupture.

ANNEXE A

PRINCIPALE ORIGINES DU BRUIT D'ENGRENAGES

Les bruits rencontrés dans les engrenages sont dus:

- ❖ Aux phénomènes d'amplification résultants des caractéristiques modales du système, quand par exemple la fréquence d'excitation est proche de celles d'un des modes de flexion ou de torsion des dentures.
- ❖ Aux défauts d'usinage.
- ❖ Aux chocs qui se répètent à chaque contact entre pignons menant et mené, et qui peuvent à la longue entraîner des ruptures par fatigue.

Examinons chacun de ces trois aspects :

- 1) une caractéristique commune d'un pignon ou engrenage est sa facilité de produire des sons de fréquences discrètes. Il fonctionne à peu près comme une cloche qui serait excitée périodiquement. Le bruit est un bruit à bande étroite. Pour déterminer ces bruits, il est généralement nécessaire de changer la forme du pignon ou d'apporter certains amortissements. Les pignons et les dentures sont des milieux déformables qui possèdent donc une infinité de modes propres. Les fréquences basses de ces modes sont généralement les plus gênantes. Ces fréquences naturelles sont préalablement déterminées expérimentalement en raison des coûts du calcul.
- 2) Une autre cause' de bruit concerne les défauts d'usinage de la denture. Un pignon fonctionne en ayant toujours une paire de dents en contact. Il est évident que tout défaut de denture, d'espacement ou de division des dents produira du bruit. Une solution pour éliminer ce problème est de tailler le profil de dent de façon glissante sans choc. Un grand soin dans la réalisation des outillages doit être pris pour que l'espacement des dents soit constant.
- 3) Il est nécessaire que, sous l'effet des charges, les dentures des pignons restent parallèles. Ces charges sont de deux types (statique ou dynamique):
 - -Sous l'effet des charges statiques, les arbres des pignons ont tendance à fléchir. Il est alors nécessaire d'augmenter leur rigidité en augmentant le diamètre.
 - -Sous l'effet des charges dynamiques résultant de la proximité d'un mode de flexion de l'arbre, celui-ci peut également fléchir. Pour éviter les amplitudes transversales trop importantes on peut alors soit réduire soit augmenter le diamètre ce qui a pour effet de déplacer la fréquence du mode de flexion gênant.

La distance centre à centre des pignons est très importantes. Elle doit être correcte et ne doit pas varier en fonction des flexions de l'arbre. Cet effet est identique à celui provoqué par un excentrement. Il en résultera des variations périodiques en rapport avec le régime de rotation. Le même effet est obtenu si la grade du pignon n'est pas suffisante. Ces défauts peuvent être mis en évidence par un bruit bande étroite (ou périodique).

Outre ces trois causes principales de bruit, citons celles liées aux ondes de contraintes, aux poches d'air et d'huile et aux défauts des machines de taille.

A.1.ONDES DE CONTRAINTE

Les contacts des dents provoquent des contraintes de compression au point des lignes de contact et des contraintes de flexion dans les autres parties, en particulier à la base des dents. Quand la dent est désengagée, ces contraintes cessent soudainement en causant une onde de contrainte qui se propage à travers le pignon. C'est une source inévitable de bruit de pignon.

A.2.POCHE D'AIR

Les poches d'air sont des sources mineures de vibrations. Elles se produisent quand une dent engrène entre deux dents du pignon complémentaire. Quand la dent se désengage, il y'a un effet de succion. Ce bruit de sirène se produit généralement sur les pignons à grandes vitesse. Le bruit est un bruit aléatoire bande étroite à la même fréquence que la fréquence de passage des dents.

A.3.POCHE D'HUILE

L'effet est similaire à celui des poches d'air, mais plus sévère car l'huile est presque incompressible. Comme l'huile est utilisée dans les pignons à grande vitesse pour la lubrification et refroidissement, le remède consiste généralement à modifier le volume ou la pression de l'huile.

A.4.DEFAUTS DES MACHINES DE TAILLE

Il a été souvent montré que les pignons possèdent des défauts périodiques dus aux défauts de la machine de taille elle même. Il arrive fréquemment que les dentures soient usinées trois par trois au moyen de trois fraises travaillant simultanément. En cas de déréglage de l'une d'elles, l'espacement n'est plus respecté et il en résulte des bruits en fonctionnement.

A.5.FRICTION

La friction est probablement la source principale de bruit dans les pignons. Quand deux pignons sont en rotation, il y a une action de poussée qui cesse brutalement quand l'action inverse commence. Il y a inversion soudaine des forces et il en résulte une vibration à la fréquence de passage des dents. Ceci se produit inévitablement à chaque engrènement quelle que soit la qualité de la fabrication.

ANNEXE B

RAPPELS SUR LES SIGNAUX ET SPECTRES

On rappelle ici quelques notions sur les spectres pour des signaux déterministes ou aléatoires.

B.1 SIGNAUX DETERMINISTES

Considérons un signal discret $\{x(n)\}_{n=0,\pm 1,\dots}$ que l'on obtient en général par échantillonnage d'un signal continu. Si l'on suppose que ce signal est à énergie finie, c'est-à-dire

$$\sum_{n=-\infty}^{\infty} |x^2(n)| < \infty \quad (\text{B.1})$$

Alors il possède une Transformée de Fourier Discrète (TFD) que l'on définit comme suit

$$X(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n)e^{-in\omega} \quad (\text{B.2})$$

La Transformée de Fourier Discrète inverse s'écrit alors comme

$$x(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} X(\omega)e^{in\omega} d\omega \quad (\text{B.3})$$

Définissons maintenant la quantité

$$S(\omega) = |X(\omega)|^2 \quad (\text{B.4})$$

On a alors

$$\begin{aligned} \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} S(\omega) d\omega &= \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \sum_{m=-\infty}^{\infty} x^*(n)x(m)e^{-i\omega(n-m)} d\omega \\ &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} \sum_{m=-\infty}^{\infty} x^*(n)x(m) \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} e^{-i\omega(n-m)} d\omega \\ &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} |x^2(n)| \end{aligned} \quad (\text{B.5})$$

L'équation précédente est connue comme le théorème de Parseval. Elle indique que $S(\omega)$ représente la distribution de l'énergie du signal selon la fréquence. C'est pourquoi on l'appelle densité spectrale d'énergie (DSE). Notons que si l'on définit la fonction de "corrélation" de la séquence $x(n)$ comme

$$\rho(m) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x^*(n)x(n+m) \quad (\text{B.6})$$

Alors on vérifie immédiatement que la DSE est la la TFD de cette séquence, i.e.

$$S(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \rho(m)e^{-im\omega} \quad (\text{B.7})$$

B.2 DENSITE SPECTRALE DE PUISSANCE POUR LES SIGNAUX ALEATOIRES

La plupart des signaux que l'on rencontre en pratique ne sont pas déterministes et l'on ne peut connaître exactement leur évolution au cours du temps. On ne peut que faire des conjectures sur cette évolution. On les décrit alors comme une séquence aléatoire qui consiste en un ensemble de réalisations possibles et dont on a observé une réalisation.

Théoriquement, ces processus sont caractérisés par une fonction de densité de probabilité. Nous les décrivons ici seulement au second ordre, c'est-à-dire par leurs fonctions de corrélation. Notons que si le processus est Gaussien, il est entièrement déterminé par celle-ci. Contrairement aux signaux déterministes, une réalisation d'un signal aléatoire n'est pas d'énergie finie. On ne peut donc pas transposer les définitions du paragraphe précédent. Par contre, il possède en moyenne une puissance finie, ce qui fait qu'on définit la Densité Spectrale de Puissance (DSP). On rappelle maintenant les définitions des termes mentionnés ci avant. Supposons que $\{x(n)\}_{n=0,\pm 1,\dots}$ est une séquence de variables aléatoires, de moyenne nulle

$$E\{x(n)\} = 0 \quad (\text{B.8})$$

Où E désigne l'opérateur espérance mathématique (moyenne sur l'ensemble des réalisations).

On définit la fonction de corrélation (ou de covariance puisque le moyenne est nulle) comme

$$r_{xx}(m) = \mathbb{E} \{x^*(n)x(n+m)\} \quad (\text{B.9})$$

qui ne dépend que de m. On suppose donc que le processus est stationnaire au second ordre. La DSP se définit alors comme la TFD de la corrélation

$$S_x(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} r_{xx}(m)e^{-im\omega} \quad (\text{B.10})$$

On montre alors que

$$r_{xx}(m) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} S_x(\omega)e^{im\omega} d\omega \quad (\text{B.11})$$

Ce qui implique en particulier que $r_{xx}(0)$ est la puissance moyenne de $x(t)$. On montre de plus que la DSP peut se redéfinir de la façon suivante

$$S_x(\omega) = \lim_{N \rightarrow \infty} \mathbb{E} \left\{ \frac{1}{2N+1} \left| \sum_{n=-N}^N x(n)e^{-jn\omega} \right|^2 \right\} \quad (\text{B.12})$$

à la condition que

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{m=-N}^N |m| |r_{xx}(m)| = 0 \quad (\text{B.13})$$

BIBLIOGRAPHIE

- [1] G-Zwingelstein," Diagnostic des défaillances, théorie et pratique pour les systèmes industriels", Hermes, Paris. 1995.
- [2] Vibro-Meter " Analyse des comportement vibratoires des machines tournantes par des systèmes à collecteurs de données et des systèmes fixes" P/N 561-003 F-1991.
- [3] Jean.Noel-Chatain, " Diagnostic par système expert", Hermes, Paris, 1993.
- [4] Vibro-Metret " Maintenance prédictive, surveillance de l'état des machines et installation" 561-009-f-1990.
- [5] Vibro-Meter " Les machines tournantes et leurs comportements vibratoires" P/N 561-003 F-1991.
- [6] R-Bigret " surveillance et protection des machines tournantes par les descripteurs globaux des états vibratoires Normes", conférence international sur les problèmes des vibrations dans l'industrie, Prov1b93 Blida 28-29-30 Novembre 1993 pp 1-12.
- [7] A-Ducasse, C-Mailhes, F-Castanie, "Estimation de Fréquences: Panorama des Estimation Paramétriques", Traitement du signal, 1998, 15(2) ,150-161.
- [8] M-Sidahmed, Y-Grenier" Surveillance et diagnostic de réducteur à engrenage" journée CETIM-GRECO tdsi senlis 7-8mars 1990.
- [9] A-Chevalier "Guide de dessinateur industriel" ed –Hachete technique1981
- [10] L-Bourgan, T-Bourgan, R-Dart " machines tournante et circuit pulsés ", ed-Dunod 1988.
- [11] Schenck "maintenance conditionnelle" c1315f-1992.
- [12] B-Dubuisson," Automatique et statistiques pour le diagnostic", édition Hermes, 2001.
- [13] D-Garreau, P-Flandrin "Le non-stationnaire en mécanique : Position du Problème Point sur Quelques Méthodes D'analyse Existantes" journée CETIM-GRECO tdsi senlis 7-8 Mars 1990.
- [14] C-Fontanive, P-Prieur "Surveillance et diagnostic des engrenages", Conférence international sur les progrès récents de méthodes de surveillance acoustiques et vibratoires – SENLIS 27-29 Octobre 1992.

- [15] A-Ouahabi "Techniques avancées de traitement du signal et application" ed-connaissance du monde-Alger
- [16] J-Max " méthodes et techniques de traitement de signal et applications aux mesures physiques", Tome II ed-Masson- Paris.
- [17] P-FLandrin " Méthodes Temps-fréquence et temps-echelle pour l'analyse de signaux vibratoires et de chocs", Conférence internationale sur les progrès récents de méthodes de surveillance acoustiques et vibratoires – SENLIS 29 Octobre 1992.
- [18] Dominique Gibert,"Eléments de traitement du signal", Août 1994
- [19] N-Haloui, "Analyse des signaux d'engrenages par les méthodes d'estimation spectrale modernes", Thèse de magister, Université de Sétif, 2001
- [20] W.M.Steedly,C.J.Ying, "A Modified TLS-Prony Method Using Data Decimation", IEEE Trans Sig.Proc.Sept.1994,42(9),2292-2303.
- [21] A-Felkaoui, B-Fortas, A-Apostoliouk,"Sur la Sélection de l'ordre dans l'analyse Spectrale Moderne des Processus Linéaire", ProcICSS'94, Alger, Algérie, 24-26, Sept1994, vol.1, 178-181.
- [22] R-Ben Oughran, "Contribution au diagnostic des machines tournantes complexe. Application à un laminoir", Thèse de doctorat de l'Université de Compiègne, France, 1999.
- [23] M-Terré," Traitement Numérique du Signal"; ESCPI- CNAM, EI4, Octobre 2002.
- [24] S- M-Kay," Modern spectral estimation", Prentice hall signal processing series, Englewood cliffs, New Jersey 07632, 1988
- [25] Y-Bachir, A-Khodja, T-Terki " Diagnostic de défauts mécanique par analyse vibratoire" Conférence internationale sur les problèmes des vibrations dans l'industrie Provib93 Blida 28-29-30 Novembre 1993 pp 54-67.
- [26] K-Drouiche, M-Sideahmed, Y-Grenier "Détection de défauts d'engrenage par analyse vibratoire" traitement de signal pp-331-343 vol n: 5 1992.
- [27] M-Guesdon, G-Garcin, P-Bocquet " surveillance des machines par analyse des vibrations", CETIM –INFORMATIQUE n⁰ 65 pp73-81-1986.
- [28] E-Bekka, D-Chikouche, Pouvoir de Détection et de Résolution de la Méthode AR: Application aux signaux courts, Sciences et Technologie, Université de Constantine, Dec.1999, 12,49-53.

- [29] H-Mahgoun, "Analyse et Caractérisation des Signaux Vibratoires Cyclostationnaires", Université de Sétif, Dec 2000.
- [30] S-M-Kay, S-L-Marple," Spectrum Analysis –A modern perspective", Proc.IEEE, Nov1981, 69(11), 1380-1419.
- [31] J-A-Cadzow, "Spectral Estimation: An Overde Termined Rational Model Equation Approach", Proc.IEEE, Sep 1982, 70(9), 907-937.
- [32] J-Morel " Méthodes avancées de surveillance" Conférence international sur les progrès récents de méthodes de surveillance acoustiques et vibratoires - SENLIS 27-29 Octobre 1992.
- [33] H-Mahgoun, A-Felkaoui, R-E-Bekka, " L'analyse des défauts d'engrenage par la transformée en ondelletes", 2ième séminaire National en Génie-Electrique SNGE'99, Biskra, Algérie, 1999.
- [34] M-Chiollaz, P-Flandrin, N-Gache, " Utilisation de la représentation de Wigner-Ville comme outil de diagnostic des défauts de fonctionnement de moteurs thermiques", 11^{ième} colloque GRETSI sur le traitement du signal, pp.579-582, Nice.1987.
- [35] I-Bucher, D-J-Ewins, "Multidimensional decomposition of time-varying vibration response signals in rotating machinery", Mechanical systems and signal processing, pp. 577-601, 1997.
- [36] M-Altass, J-Mahfoudh, D-Play," Vibration analysis for detection of gear faults within gearbox, application to spur and helical gears", IFTOM. Conference, pp.1-7, Sep .1994.
- [37] C-Cpdessus " Aide au diagnostic des machines tournantes par traitement du signal ", thèse de doctorat de l'institut national polytechniques de GRONOBLE 1992.
- [38] B-BOuashash " Représentation temps-fréquence : Application à la mesure de l'absorption du sous-sol" Thèse de docteur-Ingénieur, institut polytechnique de GRONOBLE, Mai 1982.
- [39] G-Garcin " Diagnostic d'organes mécaniques d'automobiles par analyse de vibrations" Journée CETIM-GRECO Tdsi Senlis 7-8 Mars 1990.
- [40] M-Kiuos, M-Djeddi " Détection de défauts d'engrenage par analyse spectrale et cepstrale", COMEA'96, TLEMCEN 03-05 Décembre 1996 – Algerian journal technologie Volume 4-1996.
- [41] S-Aatila, R-Leskinen " Cepstrum analysis predicts gearbox failure" Noise control Eng-1990 Vol -34 n° 2, pp53-59.

- [42] D-Forrester "Time-frequency analysis in machine fault detection", Time-frequency signal analysis, method and applications, Ed, by B-BOASHASH, Longman Cheshire 1992, pp406-423.
- [43] B-Favre, M-Chiollas " Application de l'analyse de WIGNER-VILLE à la connaissance du bruit d'un bruit d'un moteur à explosion ", Journée CETIM-GRECO Tdsi Senlis 7-8 Mars 1990.
- [44] E-Ryckalsts" Effective enhanced techniques for early detection monitoring, trending and diagnostic of bearing damage" Conférence internationale sur les progrès récents de méthodes de surveillance acoustiques et vibratoires – SENLIS 29 Octobre 1992.
- [45] D-Stegemann " Diagnostic methods for rotating machinery" Conférence internationale sur les progrès récents de méthodes de surveillance acoustiques et vibratoires – SENLIS 27-29 Octobre 1992.
- [46] O-Bardou, M-Sidahmed " Détection précoce de fuites d'échappement-refoulement des machines alternatives par analyse des vibrations" Conférence internationale sur les progrès récents de méthodes de surveillance acoustiques et vibratoires – SENLIS 27-29 Octobre 1992.
- [47] R-Archanbault " Time-frequency analysis methods" Conférence internationale sur les progrès récents de méthodes de surveillance acoustiques et vibratoires – SENLIS 27-29 Octobre 1992.
- [48] N-Tandon, BC-Nakra "Vibration and acoustic monitoring techniques for the detection of defects in rolling element bearings – a review", the shock and vibration digest 1992-Vol 24 n°3-pp 3-11.
- [49] Bruel & Kjaer "Detection faulty rolling-element bearing" Application Notes 1992.
- [50] S-Sala, R-Buisson " Dispositif de détection de défauts sur machines tournantes en service" CETIM-INFORMATION n°98 Décembre 1986 pp78-84.
- [51] O-Bardou " Sur les méthodes de surveillance et diagnostic de machines alternatives", Thèse de doctorat de l'institut national polytechniques de GRONOBLE Février 1994.
- [52] K.J.Tugnait, Linear Model Validation and Order Selection Using Higher Order Statistics, IEEE Trans.,Sig.,Proc.,July1994,42(7),1728-1736.
- [53] L-Bourgain, T-Bourgain, R-Dart "Machines tournantes et circuit pulsés" ed-Dunod 1988.

- [54] M-Bounaze " Pourquoi la surveillance des machines" Conférence international sur les problèmes des vibrations dans l'industrie Provib93 Blida 28-29-30 Novembre 1993 PP 119-129.
- [55] Y-Bachir, M-Deddi, A-Khodja, B-Agous " séminaire sur le laboratoire de vibration" l'entreprise des ciments et dérivés, centre –unité : maintenance industrielle, laboratoire de vibration – Décembre 1992.
- [56] M-Kious, Maintenance Conditionnelle par Analyse Spectrale, Université Houari Boumediene Algérie, Juin 1997.
- [57] G-Dalpiaz, A-Rivola, R-Rubini, " Gear monitoring: comparison of vibration analysis techniques", University of Bologna Italy.
- [58] R-Rubini, M-Sidahmed, J-I-Lacoume, "Diagnostic of gear systems using the spectral correlation density of the vibration signal ", Proceedings of the symposium; on fault detection, super vision and safety for technical processes , 977-982. Hull, UK. 1997.
- [59] Louay-Homsi, " Outils de modélisation, identification et traitement du signal pour le diagnostic des défauts dans les systèmes continues", Thèse de doctorat, Institut national des sciences appliquées de Toulouse, 1992
- [60] Kaci . Lyazid, " Modélisation ARMA des signaux sismiques", thèse de magister, Université des sciences et de la technologie, Houari Boumediane, 2000.
- [61] M-Durnerin, N-Martin, C-Mailhes, " Démarche d'analyse en vue d'une interprétation automatique, application à un signal d'engrenage", article GRETSI 1997.
- [62] M- El badaoui, F-Guillet, " Analyse vibratoire d'un engrenage, diagnostic à l'aide de l'analyse cepstrale synchrone", Laboratoire d'analyse des signaux, Université Jean Monner, Paris France.
- [63] M-J-Brennan and M.H. Chen, "Use of vibration measurements to detect local tooth defects in gears", Sound and vibration, Nov. 1997.
- [64] R-S- Ibrahim, E-C- Mikulcik, "A method for the direct identification of vibration parameters from the free response", In shock and vibration bulletin, N° 47, part.4, pp. 183-198, Sep. 1977.
- [65] W-D- Tufts and R-Kumaresan, " Estimation of frequencies of multiple sinusoids: Making linear prediction perform like maximum likelihood", Proceedings of the IEEE vol 70, N° 9, pp .975-989, Sep. 1982.

- [66] H-Akaike, " A new look at the statistical model identification", IEEE. Transactions on automatic control, vol . AC-19, N^o. 6, Dec. 1974
- [67] M-Basseville, A-Benveniste, B- Gach-Devauchelle, M-Goursat, D-Bonnecase, P-Dorey, M-Prevosto, M-Olagnon, " In situ damage monitoring in vibration mechanics: Diagnostics and predictive maintenance ", Proc. Mechanical systems and signal, N^o 7(5), pp . 401-423, 1993.
- [68] Hochmann, D-Bechhoefer, " Gear tooth crack signals and their detection via the FM4 measure in application for a helicopter HUMS (health usage and management system)/sup /spl Omega// ", Aerospace Conference, 2003. Proceedings. 2003 IEEE Volume 7, March 8-15, 2003 .
- [69] Banks, J-C-Lebold, "Fault localization for gear tooth failure in coupled mechanicalsystems", Aerospace Conference, 2003. Proceedings. 2003 IEEE Volume 7, March 8-15, 2003.
- [70] Guicai Zhang; Ruxu Du , " Extracting gear fault features using integrated bispectrum ", Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing, 2003. Proceedings. 2003 IEEE International Conference on Volume 1, 8-13 Oct. 2003
- [71] A-Raad, J-Antoni, M-Sidahmed, "Indicators of cyclostationarity: proposal, statistical evaluation and application to diagnostics", Acoustics, Speech, and Signal Processing, 2003. Proceedings. (ICASSP '03). 2003 IEEE International Conference on Volume 6, 6-10 April 2003.
- [72] Banks- J-C, Reichard, "Lubrication level diagnostics using vibration analysis", Aerospace Conference, 2004. Proceedings. 2004 IEEE Volume 6, 6-13 March 2004 .
- [73] Xudong Wang, Syrmos, V.L, "Application of Independent Component Analysis forGearDiagnosis", Intelligent Control, 2005. Proceedings of the 2005 IEEE International Symposium on, Mediterrean Conference on Control and Automation 27-29 June 2005.
- [74] Wang-W, Ismail-F "A neuro-fuzzy approach to gear system monitoring", Fuzzy Systems, IEEE Transactions on Volume 12, Issue 5, Oct. 2004.
- [75] Bartelmus-W, Zimroz "Identification of optimized diagnostic features of multi-stage gearbox condition", Systems Engineering, 2005. ICSEng 2005. 18th International Conference on 16-18 Aug. 2005.

[76] Rajagopalan-S, Habetler- T-G "Current/Voltage Based Detection of Faults in Gears Coupled to Electric Motors", Electric Machines and Drives, 2005 IEEE International Conference on May 15, 2005.

[77] Zanardelli-W-G, Strangas- E-G" Methods to Identify Intermittent Electrical and Mechanical Faults in Permanent Magnet AC Drives Based on Wavelet Analysis" Vehicle Power and Propulsion, 2005 IEEE Conference 07-09 Sept. 2005.

[78] Luo-M, Wang-D, Pham-M.; "Model-based fault diagnosis/prognosis for wheeled mobilerobots:areview" Industrial Electronics Society, 2005. IECON 2005. 32nd Annual Conference of IEEE 6-10 Nov 2005.

[79] Hochmann-D, Bechhoefer-E "Envelope Bearing Analysis: Theory and Practice" Aerospace, 2005 IEEE Conference 05-12 March 2005.

[80] D-Chikouche, N-Haloui, K-Bdirina, " Détection des défauts d'engrenage par les techniques autorégressives", 1^{ière} conférence internationale sur les systèmes électroniques CISE05, Batna 2005.

[81] D- Chikouche, N. Haloui, R. E. Bekka, M. Ayad, K. Bdirina "Analyse des signaux vibratoires d'un réducteur à engrenage par le cepstre synchrone en vue d'un diagnostic précoce" , conférence internationale sur le contrôle, la modélisation et le diagnostic ICCMD'06, Annaba Mai 2006.

[82]] K. Bdirina, D- Chikouche, N. Haloui "Diagnostic précoce des défauts d'engrenage par les techniques autorégressives" , Second international conference on electrical systems ICES'06, Oum El Bouaghi May 2006.

