

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE FERHAT ABBAS-SETIF
UFAS (ALGERIE)

MEMOIRE

Présenté à la Faculté des Sciences de L'ingénieur
Département de L'électronique
Pour l'Obtention du Diplôme de

MAGISTER

Option : Communication

Par

Mr : BENREDOUANE ABDELLAH

Thème :

**Estimation des paramètres du modèle autorégressif à moyenne ajustée
ARMA par les algorithmes génétiques :
Application à l'analyse spectrale des signaux d'engrenages.**

Soutenu le :11/03/2010

devant la commission d'examen :

Mr : A.MERZOUKI	Prof à l'université de Sétif	Président
Mr : D.CHIKOUCHE	Prof à l'université de Msila	Rapporteur
Mr : N.BOUZIT	Prof à l'université de Sétif	Examineur
Mr : N.AMARDJIA	M.C.A à l'université de Sétif	Examineur
Mr : N.BOUROUBA	M..C.A à l'université de Sétif	Examineur

Remerciements

Je tiens à manifester ma très vive reconnaissance au professeur CHIKOUCHE Djamel, Professeur à l'université de Sétif, pour la disponibilité dont il a su faire preuve à mon égard au cours de la durée de ce travail, pour sa présence et pour ses multiples conseils. Qu'il trouve ici l'expression de mon profond respect et ma sincère gratitude.

Je remercie infiniment Monsieur MERZOUKI Abdelaziz, Professeur à l'université de Sétif, d'avoir accepté de présider ce jury.

Je remercie sincèrement Monsieur BOUZIT Nacereddine. Professeur à l'université de Sétif, qui s'est intéressé à ce travail et a accepté de le juger.

Je remercie chaleureusement Monsieur AMARDJIA Nouredine, Maitre de conférences à l'université de Setif, du très grand honneur qu'il me fait en acceptant de juger ce travail.

Mes très vifs remerciements s'adressent à Monsieur BOUROUBA Nacereddine Maitre de conférences à l'université de Sétif, qui a fait l'honneur de participer à ce jury.

Je remercie infiniment du fond de mon cœur Monsieur FELKAOUI AHMED, Professeur à l'université de Sétif, de m'avoir aidé énormément au cours de la durée de ce travail.

Enfin, je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance à toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'aboutissement de ce travail.

Sommaire

Introduction	01
Chapitre I : Les systèmes d'engrenage et leurs défauts	
I-1 Introduction	03
I-2 Système d'engrenage.....	03
I-2-1 Description d'un engrenage.....	03
I-2-2 Mouvements d'engrènement	04
I-3 Défauts d'engrenages	04
I-3-1 notions de défaillance.....	04
I-3-1-1 Définition.....	04
I-3-1-2 Causes de défaillances.....	04
I-3-1-3 Classification des défaillances.....	04
I-4 Notion de défaut.....	06
I-4-1 Défauts d'engrenages.....	06
I-5 Diagnostic.....	09
I-5-1 Méthodes de diagnostic.....	09
I-6 Signaux vibratoires produits par les engrenages.....	10
I-6-1 Engrenages sans défauts.....	10
I-6-2 Engrenages avec défauts	11
I-6-2-1 Cas général	11
I-6-2-2 cas particulier 1.....	11
I-7 Comparaison entre un signal d'engrenage sain et un autre détérioré.....	12
I-8 Conclusion.....	13
Chapitre II : Estimation du modèle ARMA par la technique de Cadzow	
II-1 Introduction.....	14
II-2 Modèle relationnel.....	14
II-3 Densité spectrale du modèle ARMA.....	15
II-3-1 Calcul des coefficients a_k et b_k	17
II-3-1-1 Etape 1 : Formulation de l'estimateur AR.....	17

II-3-1-2 Etape 2 : formulation de l'estimateur MA.....	20
II-4 Sélection de l'ordre d'un modèle ARMA.....	21
II-5 Conclusion.....	22
Chapitre III : Application de la technique de Cadzow-ARMA à l'analyse des signaux d'engrenages	
III-1 Introduction.....	23
III-2 Test de robustesse.....	23
III-3 : La fréquence normalisée	23
III-4 Processus paramétriques à examiner.....	24
III-5 Résultats de simulation.....	26
III-5-1 Signal modèle 1.....	26
III-5-1-1 Densité spectrale de puissance (DSP) estimée par Welch.....	26
III-5-1-2 L'algorithme ARMA-CADZOW	29
III-5-2 Signal modèle 2	34
III-5-2-1 DSP par Welch.....	34
III-5-2-2 ARMA-Cadzow	37
III-5-3 Signal modèle 3.....	40
III-5-3-1 DSP par Welch du signal modèle 3.....	41
III-5-3-2 ARMA-Cadzow.....	41
III-6 Application au traitement des signaux d'engrenages.....	43
III-6-1 Système étudié.....	43
III-6-2 Représentation temporelle du signal vibratoire.....	44
III-6-3 Résultat et interprétation des spectres de puissance.....	45
III-6-3-1 Application de la méthode de Welch sur les signaux d'engrenages.....	45
III-6-3-2 Application de la méthode ARMA-Cadzow sur les signaux d'engrenages.....	46
III-7 Conclusion	49

Chapitre IV : Généralités sur les algorithmes génétiques

IV-1 Introduction.....	51
IV-2 Définition.....	51
IV-3 Présentation des algorithmes génétiques.....	52
IV-4 Phases des algorithmes génétiques.....	53
IV-4-1 Codage et population initiale.....	53
IV-4-2 Fonction de performance.....	57
IV-4-3 Opérateurs	57
IV-5 Paramètres importants en AG	61
IV-6 Codage réel.....	62
IV-7 Conclusion.....	65

Chapitre V : Optimisation des modèles ARMA par les algorithmes génétiques: application à l'analyse spectrale paramétrique des signaux d'engrenages

V-1 Introduction	66
V-2 Utilisation des AG dans la modélisation ARMA.....	66
V-2-1 Les éléments importants dans l'application des AG en vue de l'optimisation de la modélisation ARMA.....	68
V-2-1-1 Codage des paramètres ARMA.....	68
V-2-1-2 Fonction de performance.....	70
V-3 Simulation et test de la procédure développée sur des signaux modèles.....	71
V 3-1 Test du codage pour l'étude de la pertinence des paramètres.....	71
V-3-1-1 Signal modèle 1.....	71

V-3-1-2 Signal modèle 2.....	78
V-3-2 Test du codage pour l'étude de la précision des paramètres	81
V-3-2-1 Signal modèle 1.....	81
V-3-2-2 Signal modèle 3.....	86
V-4 Application aux signaux d'engrenage.....	91
V-5 Interprétation générales des courbes.....	100
V-6 Conclusion.....	100
Conclusion générale.....	101
Bibliographie	

Introduction

Les engrenages constituent une partie essentielle dans la construction mécanique d'une machine tournante pour la transmission d'un mouvement. Ces engrenages peuvent avoir et subir des défauts qui ont diverses causes : défaut d'usinage, ruptures par fatigue des dents, mauvais centrage de roues, usure des dents, corrosion entraînant l'écaillage.[1]

Les chercheurs en traitement du signal ont développé un grand nombre de méthodes de surveillance et de diagnostic qui sont basées sur l'analyse spectrale des signaux vibratoires émis par les machines tournantes. La détection des défauts par les méthodes spectrales à base de la transformée de Fourier a prouvé ses limitations en termes de résolution spectrale (fluctuation d'une grande variance)[2][3]. Afin de surmonter les limitations de performance inhérentes à l'approche de Fourier, les techniques d'estimation spectrale autorégressive ont été proposées par un grand nombre de chercheurs, comme SM. KEY, SL. MARPLE, et JA . CADZOW, ces deux dernières décennies[4][5][6]. La grande majorité des investigateurs ont concentré leur effort aux deux cas spécifiques du modèle autorégressif à moyenne ajustée (ARMA) : le modèle tout zéro à moyenne ajustée MA et le modèle tout pole autorégressif AR[7]. Cet intérêt à la modélisation MA et AR est surtout due à la simplicité de leur structure d'équation Yule- Walker et la disponibilité d'algorithmes efficaces pour l'estimation des paramètres de ces deux modèles. Toutefois, il est établi que le modèle ARMA est typiquement supérieur aux cas spécifiques MA et AR en terme de performance de modélisation [4].

En utilisant les algorithmes d'estimation de burg , Levinson, moindre carrés, etc., nous obtenons toujours des paramètres ARMA non pertinents et avec une estimation de moindre qualité.

L'objectif de ce travail consiste à étudier, en premier lieu, l'estimation des paramètres d'un modèle autorégressif à moyenne ajustée ARMA par la technique de Cadzow, puis introduire les algorithmes génétiques pour trouver l'ordre optimal du modèle ARMA et améliorer l'estimation de ses paramètres. Les problèmes de la mise en œuvre et de la complexité de calcul de la méthode seront également investis. En second lieu, ce travail consiste à appliquer les techniques autorégressives à moyenne

ajustée (ARMA) à l'analyse spectrale des signaux d'engrenages en vue de détecter leurs défauts et tester les performances de ces méthodes.

Pour atteindre ces objectifs, le mémoire est organisé autour de cinq chapitres :

Le premier chapitre décrit les systèmes d'engrenages et leurs défauts.

Le second chapitre présente l'estimation du modèle ARMA par la technique de CADZOW.

Le test de la méthode ARMA-CADZOW et son application à l'analyse spectrale des signaux simulés puis d'engrenages ont fait l'objet du troisième chapitre.

Le chapitre quatre est réservé aux fondements des algorithmes génétiques.

Le cinquième chapitre est consacré à l'utilisation des algorithmes génétiques à l'optimisation de l'estimation des paramètres d'un modèle ARMA, ainsi que l'application sur des signaux d'engrenages et les performances de la technique ARMA-AG.

Chapitre I

Les systèmes d'engrenages et leurs défauts

I-1 introduction

Les engrenages constituent des organes mécaniques très sollicités pour la transmission d'un mouvement ou d'une puissance. On les rencontre dans plusieurs types d'industries comme l'automobile (boîte de vitesse), l'aéronautique (hélicoptère), la cimenterie et la raffinerie. Ces organes, complexes à dimensionner et à réaliser (calcul, choix et traitement de matériaux, taillage des dents,....), peuvent présenter des défaillances limitant leur durée de vie [1].

Ce chapitre décrit la nature du mouvement d'engrènement des engrenages, les défaillances et les défauts qu'ils peuvent subir, ainsi que la nature des signaux délivrés par les engrenages.

I-2 système d'engrenage :

I-2-1 Description d'un engrenage

Un système d'engrenage est composé de deux roues dentées R_1 et R_2 possédants Z_1 et Z_2 dents qui tournent avec les vitesses V_1 et V_2 à des fréquences de rotation F_1 et F_2 respectivement et avec une fréquence d'engrènement F_e donnée par:

$$f_e = Z_1 f_1 = Z_2 f_2$$

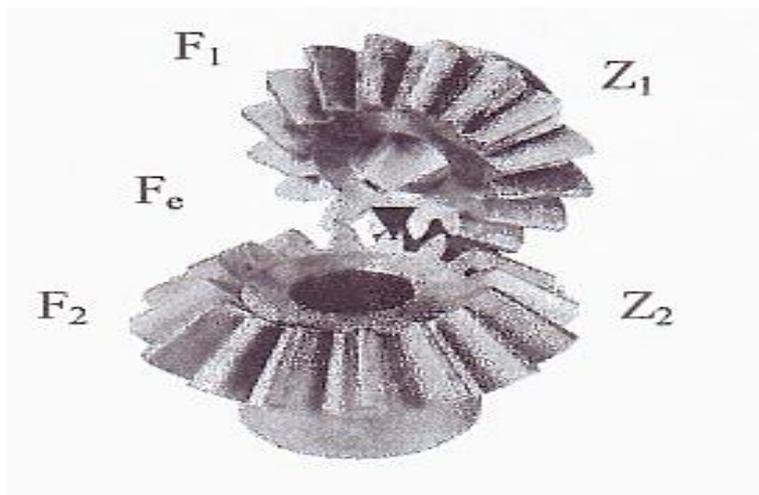


Figure I-1 Présentation d'un engrenage dans le cas général [1].

Au cours de la rotation des roues, il y a différents efforts qui s'exercent sur elle. Parmi ces efforts, on cite ceux radiaux et axiaux.

Les différentes causes de ces efforts se résument à :

- La surcharge instantanée trop importante.
- Les défauts de traitement thermique.
- Les défauts de rectification.

Ces différentes causes citées peuvent entraîner la rupture d'une dent et le grippage d'engrenage par exemple.

I 2-2 Mouvements d'engrènement

Plusieurs types d'engrenages existent dans les machines tournantes. Dans notre étude, nous traitons les engrenages extérieurs qui sont caractérisés par la position des roues sur des axes parallèles, et la transmission de puissance effectuée par des dents situées à l'extérieur des roues [8]. Lors de l'engrènement, la figure I-2 montre clairement que la dent du pignon entre en contact avec la dent de la roue lorsque la dent précédente quitte le contact. La fin du contact (l'engrènement) est le point d'intersection du cercle de la tête de la roue menant avec la droite d'action.

I-3 Défauts d'engrenages

I- 3-1 Notions de défaillance

I-3-1-1 Définition [9]

Une défaillance est l'altération ou la cessation de l'aptitude d'un système à accomplir ses fonctions requises avec les performances définies dans les spécifications techniques.

I-3-2 Causes de défaillances [9]

La défaillance provient de l'emploi continu de la machine ou de sa fabrication

I-3-3 Classification des défaillances [9]

Le classement des défaillances est basé sur différents critères :

a. Classification en fonction des causes :

Les causes générales des défaillances sont : le mauvais emploi de la machine et la faiblesse inhérente.

b. Classification selon le degré :

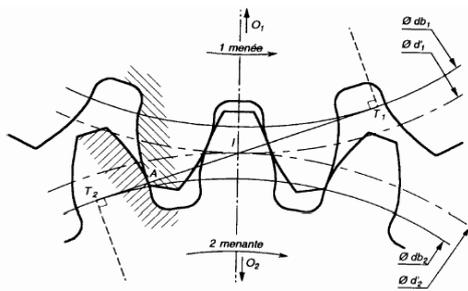
L'état de la machine détermine le degré de la défaillance :

- défaillance partielle.
- défaillance complète.
- défaillance intermittente.

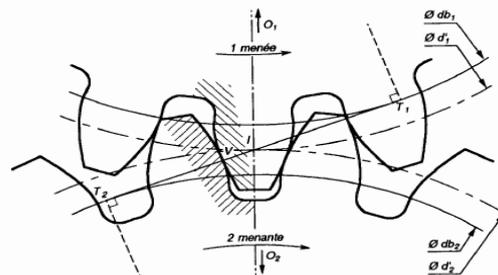
c. Classification en fonction de la vitesse d'apparition

Ces défaillances sont :

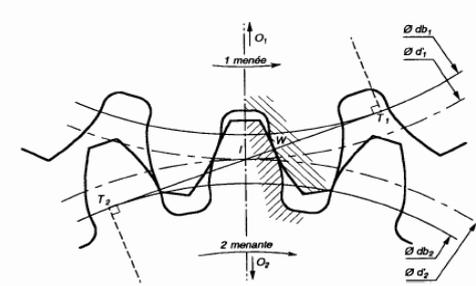
- Défaillance soudaine.
- Défaillance évolutive (progressive).



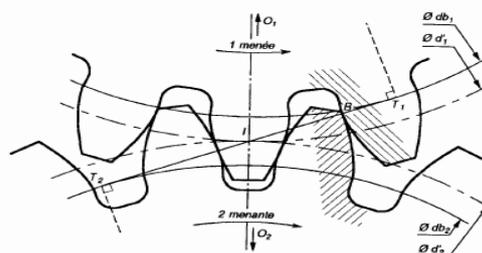
(a) Début d'engrènement.



(b) Début du contact unique.



(c) Fin du contact.



(d) Fin de l'engrènement.

Figure I-2 processus d'engrènement des dents d'un système d'engrenage.

d-Classification en fonction de la date d'apparition

On concentre la classification sur le taux de défaillance d'un composant ou d'une machine, et le taux de remise en fonction.

La figure I-3 illustre cette classification en fonction du taux de défaillance.

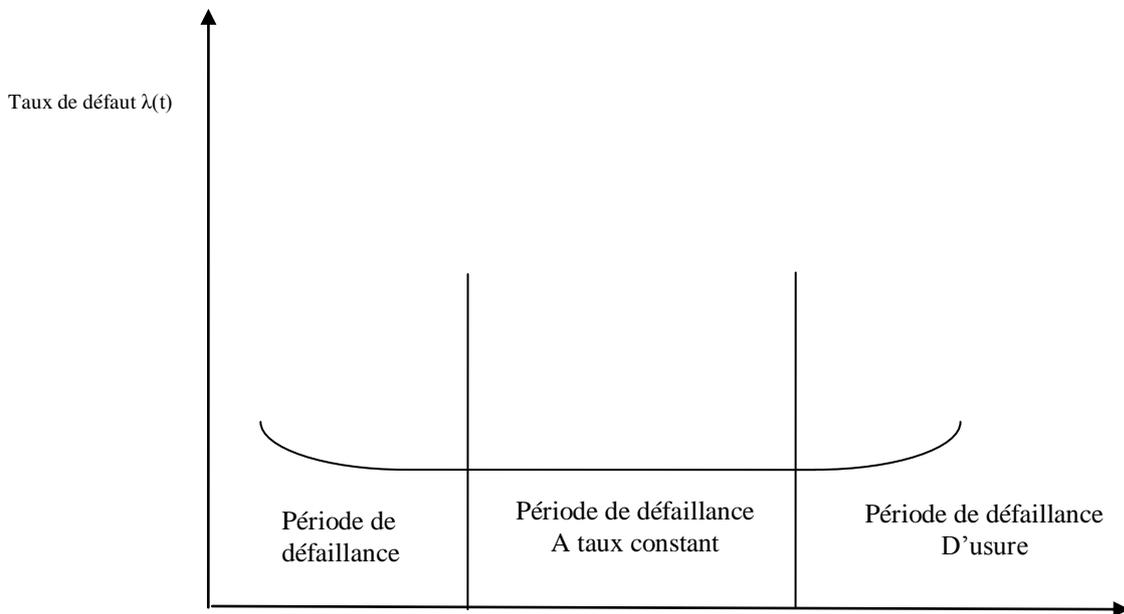


Figure I-3 Allure de l'évolution du taux de défaillance [10].

e- Classification selon les conséquences

On peut classer les défaillances selon les conséquences qu'ils peuvent produire en :

- défaillance mineure.
- défaillance majeure.
- défaillance critique.
- défaillance catastrophique.

I-4 Notion de défaut [9]

On considère un défaut comme tout écart de la caractérisation de référence lorsque celui-ci est en dehors des spécifications. Une défaillance peut conduire à un défaut mais l'inverse est faux.

I-4-1 Défauts d'engrenages [11], [9]

Vu l'importance des réducteurs (multiplicateurs, boîtes de vitesses) 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 défaillances et la localisation des défauts dans des éléments à engrenages. Cette enquête a été réalisée par la société d'assurances Allianz. Les défaillances sont principalement des défauts de dentures ; ce sont en effet les plus sollicitées.

Plusieurs types de défauts sont susceptibles d'affecter les dentures d'engrenages [11].

On distingue les défauts répartis sur toutes les dents :

a. Usure : qui peut modifier les profils des dents et conduire à un mauvais fonctionnement de l'engrenage (perte de puissance....), voir à sa mise hors service.

b. Pitting : Cette détérioration superficielle forme des trous à la surface des dentures ; elle est plus ou moins influencée par la pression superficielle et elle peut évoluer suivant les matériaux vers la destruction de l'engrenage.

Ces processus évoluent généralement lentement en comparaison avec la durée de vie des réducteurs. Leur détection précoce n'est souvent pas une nécessité.

Ceci n'est pas le cas pour les défauts localisés sur les dents particulières comme :

Origine des défauts	Pourcentage %	Localisation des défauts	Pourcentage %
-fabrication (calcul, assemblage, matériaux,...)	40	-dentures -paliers	60 19
-exploitations (maintenance,.....)	43	-arbres	10
-autres (machines adjacentes)	17	- carter - autre	7 4

Tableau I-1 : Statistique des causes de défaillances [10].

c. Fissuration de dents (généralement par fatigue) qui conduit rapidement à la rupture de la dent dont la résistance est évidemment la première qualité demandée à un engrenage. Une rupture de dent est une avarie dont la rapidité et l'imprévisibilité peuvent avoir des répercussions catastrophiques dans beaucoup d'applications. Il existe de nombreuses causes de rupture des dents. Nous allons indiquer les plus importantes [10] :

- Capacité de charge trop faible.
- Surcharge instantanée trop importante
- Rupture par fatigue.
- Choix du matériau.
- Défaut de traitements thermiques.
- Défaut de rectification.
- Rupture provoquée par une détérioration.
- Portée localisée des dentures aux extrémités.

d. Ecaillage que l'on trouve dans les engrenages cimentés trempés, dont la couche superficielle est durcie et qui sont les plus répandus à l'heure actuelle. Ils permettent de passer des couples importants avec des dimensions (donc des masses) réduites et donc un coût de Fabrication moindre. Ce type d'engrenage ne présente pratiquement pas de phénomène d'usure. L'écaillage est le principal défaut qui évolue également très vite vers la rupture.

La cause est connue : la pression superficielle trop importante ne peut être maîtrisée (couples au démarrage, coupures,...) malgré la marge prise lors du dimensionnement,

Il est donc essentiel de pouvoir détecter ce défaut de façon précoce pour pouvoir assurer une maintenance prédictive ; c'est le cas du banc d'essai du CETIM sur lequel nous allons travailler.

e. Grippage

Dans un engrenage, les conditions de vitesse de glissement et de pression superficielle peuvent devenir suffisamment défavorable pour développer une température de contact très élevée, suffisante pour provoquer la rupture du film d'huile ; il se produit alors un contact métal sur métal, avec une tendance au soudage d'autant plus prononcée que les dentures se trouvent plus ou moins ramollies. Le grippage se manifeste par un arrachement de métal dans la direction du glissement.

Il existe autres défauts comme :

- entre axe insuffisant.
- excentricité de denture.
- faux –rond.
- défaut de parallélisme.
- déformation de l'arbre.

I-5 Diagnostic [9,10]

La norme AFNOR définit la notion du diagnostic comme l'identification de la cause probable de la ou des défaillances à l'aide d'un raisonnement logique fondé sur un ensemble d'informations provenant d'une inspection, d'un contrôle ou d'un test de maintenance prenant en compte la définition étymologique grec du mot diagnostic « dia : par, gnosis : connaissances ».

On peut le définir aussi comme étant la détermination d'une défaillance à partir de ces effets en utilisant les connaissances sur le système. Ces connaissances proviennent d'une inspection lors du test de maintenance.

I-5-1 Méthodes de diagnostic [9, 10]

Pour le diagnostic des machines tournantes, on distingue plusieurs techniques :

- L'analyse des lubrifiants.
- La mesure des températures.
- L'émission acoustique.
- l'analyse par infrarouge.
- L'analyse vibratoire.

La dernière méthode a une grande importance en traitement du signal pour le diagnostic des machines tournantes. En effet, en traitement du signal, on trouve plusieurs techniques puissantes d'analyse vibratoire comme l'analyse spectrale. Parmi ces méthodes, on distingue :

a. Méthodes non paramétriques [9]

Ce sont des méthodes qui ne prennent pas en considération le modèle mathématique comme :

- Analyse de Fourier.
- Analyse statistique.
- Analyse en ondelette.

b. Méthodes paramétriques [9]

Elles consistent à ajuster un modèle mathématique aux données observées. Ces paramètres vont caractériser le signal. La procédure standard pour réaliser cet ajustement est l'identification paramétrique dont le schéma de principe est illustré sur la figure I-4.

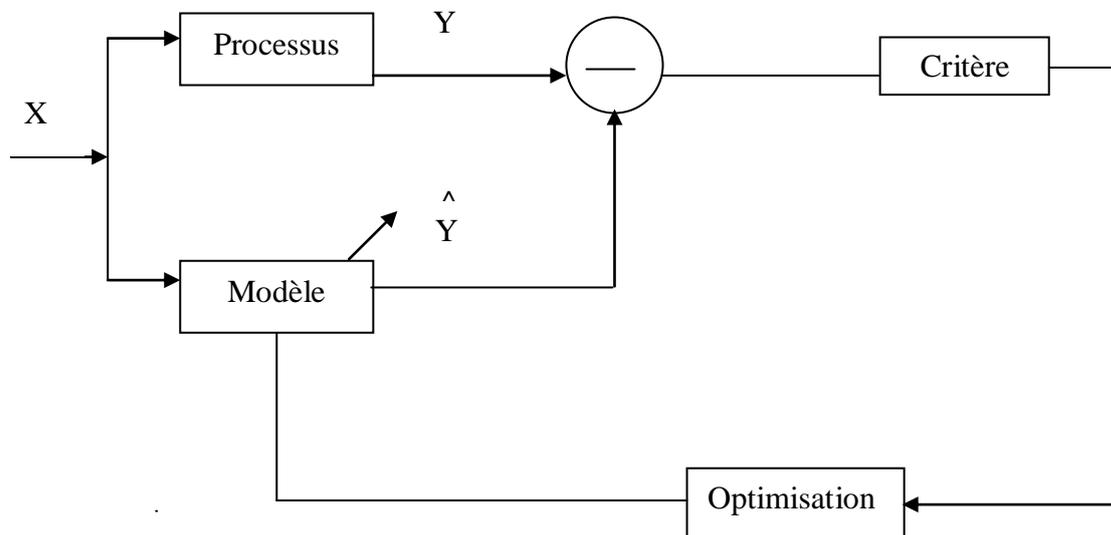


Figure I-4 Schéma de principe de l'identification.

I-6 Signaux vibratoires produits par les engrenages [1]

I-6-1 Engrenages sans défauts

Pour un engrenage parfait (dents identiques, sans défaut,...) des excitations se produisent à chaque engrènement d'une paire de dents. On recueillera un signal vibratoire (en supposant l'existence d'harmoniques dues à des non linéarités) du type du signal représenté par (I-1)

$$x_p(t) = \sum_{m=1}^M a_m \sin(2\pi m Z f_R t + \Phi_m) + b(t) \quad (\text{I-1})$$

Où Z : est le nombre de dents d'une roue

f_R : Fréquence de rotation de l'arbre.

$f_e = Zf_R$: Fréquence d'engrènement.

Φ_m : Phase de mouvement

m : nombre d'harmoniques

$b(t)$ représente le bruit additif qui est constitué de composantes harmoniques (non synchrones avec la rotation de l'arbre) et de composantes aléatoires à large spectre (frottements).

I-6-2 Engrenages avec défauts

I-6-2-1 Cas général

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

$$x(t) = \sum_{m=1}^M a_m(t) \sin(2\pi m Z f_R t + \Phi_m(t)) + b(t) \quad (\text{I-2})$$

Dans des cas particuliers et selon l'influence des défauts, on aura des fois une modulation d'amplitude et des fois une modulation de phase.

I-6-2-2 Cas particulier

I-6-2-2-1 Signal modulé en amplitude [10]

Le signal vibratoire issu d'un engrenage sain est de forme similaire à la formule (I-1), 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 d'expression :

$$x(t) = \sum_{m=1}^M A_m (1 + a_m(t)) \sin(2\pi m Z f_R t + \Phi_m) + b(t) \quad (\text{I-3})$$

I-6-2-2-2 Signal modulé en fréquence [10]

S'il y a un défaut de denture, l'intervalle entre deux dents successives devient irrégulier (c.-à-d). Une variation de fréquence d'engrènement), conduisant à une modulation de phase dont la forme est :

$$x(t) = \sum_{m=1}^M a_m \sin(2\pi m Z f_R t + \Phi_m(t)) + b(t) \quad (\text{I-4})$$

I-7 Comparaison entre un signal d'engrenage sain et un autre détérioré [10]

Après la visualisation du spectre d'un signal d'engrenage sain et un autre détérioré, on peut conclure que :

1. On observe une modulation en fréquence dans le signal vibratoire :

La fréquence de modulation correspond à la fréquence de rotation de la roue défectueuse.

2. Le spectre du signal vibratoire de cette roue est composé de bandes latérales autour des harmoniques de la fréquence d'engrènement. Un engrenage sain est différent d'un engrenage idéal ; il présente un signal modulé en amplitude et en phase qui s'atténue durant le cycle de rodage.

3. Quand la surface de l'engrenage est détériorée (surface de contact), ces modulations deviennent de plus en plus grandes. Sur la figure I-5 , on illustre les différentes contributions apportées aux signaux vibratoires.

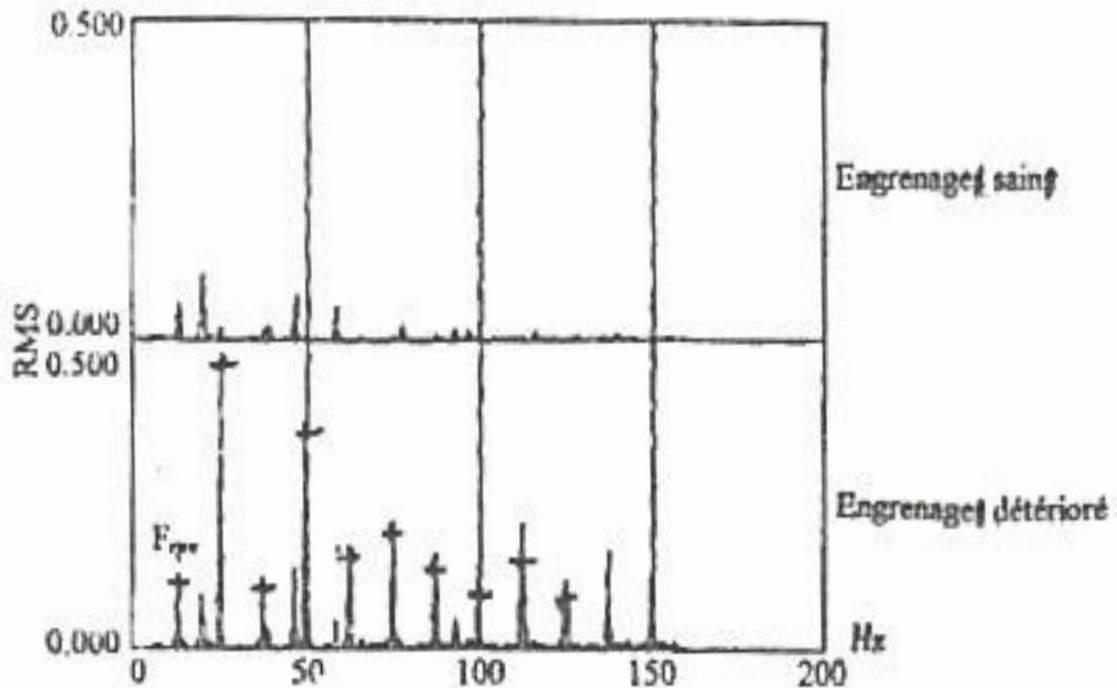


Figure I-5 Comparaison entre les spectres d'un signal d'engrenage sain et celui détérioré [10]

f_{RPV} : Fréquence de rotation d'une roue.

I-8 Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre que les engrenages constituent une partie essentielle dans l'industrie ; mais comme tout élément fabriqué, ils peuvent subir des défauts qui vont interrompre le parcours de la mise en service des machines tournantes. Pour cela, une étude profonde sur ces éléments a été établie. Elle vise à orienter l'industrie vers le diagnostic et la surveillance des machines tournantes pour permettre d'éviter leur défaillance et d'augmenter leur durée de vie.

Dans le chapitre suivant nous allons présenter la modélisation ARMA au moyen de l'algorithme de Cadzow et son application à la détection précoce des défauts d'engrenage.

Chapitre II

Estimation du modèle ARMA par la technique de Cadzow

II-1 Introduction

L'estimation spectrale peut être réalisée par différentes méthodes d'analyse spectrale. Parmi ces méthodes, les techniques paramétriques qui constituent une classe très intéressante basée sur trois types de modèles AR, MA et ARMA. Le signal est mieux modélisé par une densité spectrale possédant des pôles et des zéros et par conséquent un modèle ARMA [3].

Cadzow dans sa référence [6] propose une méthode d'estimation du modèle ARMA qui possède des propriétés admirables comme : la haute performance dans les applications d'estimation spectrale, la structure algébrique élégante et en plus elle est applicable par un algorithme de calcul efficace. Toutes ces propriétés font d'elle un moyen efficace d'analyse spectrale dans les applications nécessitant une haute performance de modélisation.

Dans ce chapitre, nous allons présenter l'algorithme de Cadzow et son application à l'estimation du modèle autorégressif à moyenne ajustée ARMA.

II-2 Modèle relationnel [1, 13,14]

On considère un signal aléatoire, échantillonné $x(n)$, $n \in \mathbb{N}$, centré et stationnaire.

On fait l'hypothèse que $x(n)$ est la sortie d'un filtre excité par un bruit blanc $\epsilon(n)$ centré, gaussien, de moyenne nulle et de variance δ_ϵ^2 .

Le modèle linéaire ARMA stationnaire relie $x(n)$ et $\epsilon(n)$ par l'équation suivante :

$$x(n) = \sum_{i=0}^q b_i \epsilon(n-i) - \sum_{j=1}^p a_j x(n-j) \quad (\text{II} - 1)$$

p et q étant respectivement les ordres de la partie AR et MA.

$\{a_j\}$, avec $a_0=1$, coefficients autorégressifs (AR).

$\{b_i\}$, avec $b_0=1$, coefficients à moyenne ajustée(MA).

La figure II-1 nous présente le schéma bloc du modèle ARMA



Figure II-1 Modèle ARMA

En utilisant la transformée en Z, la fonction de transfert du modèle ARMA est donnée par :

$$H(Z) = \frac{B(Z)}{A(Z)} \quad (\text{II-2})$$

Avec : $A(Z) = 1 + a_1Z^{-1} + \dots + a_pZ^{-p}$

Les racines du polynôme A(Z) représentent les pôles du processus ARMA(p,q)

et $B(Z) = b_0 + b_1Z^{-1} + \dots + b_qZ^{-q}$

Les racines du polynôme B(Z) représentent les zéros du processus ARMA(p,q)

II-3 Densité spectrale du modèle ARMA[1][3][12]

La densité spectrale du modèle ARMA en domaine fréquentiel est donnée par :

$$S_x(e^{j\omega}) = \left| \frac{b_0 + b_1e^{-j\omega} + \dots + b_qe^{-jq\omega}}{1 + a_1e^{-j\omega} + \dots + a_pe^{-jp\omega}} \right|^2$$

$$S_x(e^{j\omega}) = \left| \frac{B_q(e^{j\omega})}{A_p(e^{j\omega})} \right|^2 \quad (\text{II-3})$$

L'équation (II-3) représente le spectre du signal de la sortie $x(n)$ qui a la forme :

$$S_{xx}(f) = \sigma_0^2 \left| \frac{B(Z)B(Z^{-1})}{A(Z)A(Z^{-1})} \right| \quad (\text{II-4})$$

En posant $\sigma_0^2 = 1$ (la variance du bruit blanc généré)

D'après Cadzow [6], l'équation (II-3) peut s'écrire sous la forme :

$$S_x(e^{j2\pi f}) = \frac{\sum_{m=1}^{+q} \hat{r}_e(m) \cos(2\pi f m)}{\left| 1 + \sum_{k=-1}^p a_k e^{-j2\pi f k} \right|^2} \quad (\text{II-5})$$

Où $\hat{r}_e(m)$ représente la fonction d'autocorrélation de la série résiduelle pour $m=1, \dots, q+1$

D'où sa formule est :

$$\hat{r}_e(m) = \frac{1}{n-k} \sum_{m=1}^{q+1} e(m+k)e^*(k) \quad 0 \leq k \leq n-1 \quad (\text{II-6})$$

L'évaluation de l'équation II-5 nécessite la connaissance des valeurs des coefficients a_k et b_k .

Pour ce faire, on va appliquer la méthode de Cadzow qui s'effectue en deux étapes :

$$Ra = \theta \quad (\text{II-9})$$

Où θ est le vecteur Zéro[$v \times 1$], et a le vecteur des paramètres autorégressifs $(p+1) \times 1$

$$a = [1, a_1, a_2, \dots, a_p] \quad (\text{II-10})$$

R est la matrice d'autocorrelation $v \times (p+1)$ dont l'élément général (i, j) est spécifié par :

$$\hat{R}(i, j) = \hat{r}(q + 1 + i - j) \quad 1 \leq i \leq v; \quad 1 \leq j \leq p+1 \quad (\text{II-11})$$

Il est évident de remarquer qu'il est impossible de trouver un vecteur de paramètres autorégressifs dont le premier élément est égale à « un » et qui satisfait le système d'équations défini par (II-8).

A cause des erreurs du processus d'estimation de R, on peut écrire :

$$\hat{R}a = e \quad (\text{II-12})$$

Avec e le vecteur d'erreur $(p+1)$ éléments gaussienement distribués.

La fonction de la densité de puissance (joint density function) de ce vecteur est donnée par la forme :

$$f(e) = \frac{|W|^{1/2}}{(2\pi)^{1/2}} e^{-0.5(e^* W e)} \quad (\text{II-13})$$

Où $w^{-1} = E\{e.e^*\}$ est la matrice covariance de l'erreur, la valeur moyenne de e est nulle, et l'opérateur $*$ dénote le complexe conjugué et le $(.)$ est un produit vectoriel.

L'estimation des paramètres AR revient à minimiser le terme quadratique qui apparaît dans l'exposant de l'équation (II-13) :

$$e^*we = a^*\hat{R}^*w\hat{R}a \quad (\text{II-14})$$

Donc le vecteur optimal des paramètres autorégressifs doit satisfaire le système d'équations linéaires :

$$\hat{R}^*w\hat{R}a = \alpha e_1 \quad (\text{II-15})$$

Les valeurs de « a » sont ceux maximisant $f(e)$ ou minimisant le terme de l'exponentiel e^*we .

Où e_1 est le vecteur $(p+1) \times 1$ dont les composants sont tous nuls sauf le premier composant qui est égal à « un », α une constante normalisée indiquant que le premier composant de a doit être égale à « un ».

W : peut être une matrice diagonale définie positive.

L'équation (II-14) constitue une méthode de haute performance pour la sélection des paramètres autorégressifs [6]. Les éléments de la matrice $\hat{R}^*w\hat{R}$ sont donnés par :

$$\hat{R}^*w\hat{R}(i, j) = \sum_{n=1}^v w(m)r^*(q+m+1-i)r(q+m+1-j) \quad 1 \leq i, j \leq p+1 \quad (\text{II-16})$$

Où $w(m)$ correspond aux éléments de la diagonale de la matrice w . Maintenant, il reste à connaître les éléments du vecteur d'autocorrélation du signal d'entrée. Le calcul non biaisé de ces éléments à partir de la série d'observations est donnée par :

$$\hat{r}_x(k) = \frac{1}{n-k} \sum_{m=1}^{n-k} x(k+m)x^*(m) \quad 0 \leq k \leq n-1 \quad (\text{II-17})$$

En utilisant la condition de la normalisation performante qui est donnée par :

$$W=I$$

Où I est la matrice d'identité.

Le système d'équation défini par (II-16) peut s'écrire comme :

$$\hat{R}^* \hat{R}(i, j) = \sum_{n=1}^v r^*(q+m+1-i)r(q+m+1-j) \quad (\text{II-18})$$

Afin de déterminer les composantes du vecteur « **a** » directement à partir de (II-14), il est évident qu'on doit calculer les matrices $\hat{R}^* \hat{R}$ et $[\hat{R}^* \hat{R}]^{-1}$.

II-3-1-2 Etape 2 : formulation de l'estimateur MA [6]

Par un choix judicieux de l'ordre p de la partie AR du modèle ARMA et une fois les paramètres AR calculés, les paramètres de la fonction d'autocorrélation $\hat{r}_x(k)$ sont déterminés par filtrage de la série de données $\{x(k)\}$ par un filtre de fonction de transfert qui correspond à la fonction de transfert inverse de la partie AR.

Alors, on donne la séquence résiduelle : $e(m) = x(m) + \sum_{k=1}^p a_k x(m-k)$ avec $p < m < n$, cette séquence résiduelle se compose uniquement des caractéristiques MA nécessaires à évaluer la densité spectrale de puissance ARMA. On utilise l'équation (II-17) pour calculer $\hat{r}_x(k)$.

Enfin, on peut résumer brièvement la méthode de Cadzow par les étapes suivantes :

1. Former la matrice $\hat{R}_x^* \hat{R}_x$ pour $1 < i, j < p+1$;

2. Calculer le vecteur des coefficients $a=[\hat{R}_x^* \hat{R}_x]^{-1} e_1$;
3. Estimer $e(m)$ pour $p < m < n$ $m=p+1, p+2, \dots, n-1$;
4. Calculer $\hat{r}_e(m)$ pour $1 \leq m \leq q+1$.

La densité spectrale de puissance S_X (l'équation II-5) du signal observé est alors évaluée.

II-4 Sélection de l'ordre d'un modèle ARMA[3]

Akaike propose deux critères de sélection de l'ordre de la partie AR dans le modèle ARMA. Le premier critère est basé sur la minimisation de l'erreur moyenne et est appelé critère d'erreur de prédiction finale FPE. Pour la partie AR, ce critère FPE est donné par :

$$FPE = E_p \left(\frac{N+p+1}{N-p-1} \right) \quad (\text{II-19})$$

Où N est le nombre d'échantillons, p est choisi de telle façon que FPE soit minimum.

Le deuxième critère est basé sur la minimisation d'une fonction d'information, notée AIC (AKAIKE information criterion).

$$AIC(p) = N \ln(E_p) + 2p \quad (\text{II-20})$$

Pour des enregistrements longs AIC est le plus convenable, mais, pour des enregistrements courts, les critères d'Akaike sont identiques. Cette méthode est valable pour le modèle AR, MA et ARMA.

Parzen a aussi proposé un critère de sélection de l'ordre qui est noté CAF (criterion autorégressive function) et est exprimé par :

$$CAT(p) = \frac{1}{N \sum_{j=1}^p \frac{1}{\hat{P}_j} - \frac{1}{\hat{P}_p}} \quad (\text{II-21})$$

II-5 Conclusion :

Nous avons présenté dans ce chapitre une méthode efficace pour estimer un modèle ARMA d'un processus temporel. Cette méthode se récapitule dans l'approximation d'une série d'équations étendue de Yule-Walker et après la résolution d'un système linéaire d'équations pour estimer les paramètres autorégressifs.

Cette technique a une performance de modélisation excellente par rapport aux autres méthodes alternatives comme : la méthode de Burg, Box Jenkins et le périodogramme ; elle promet d'être un moyen puissant de modélisation.

Chapitre III

Application de la technique de Cadzow-ARMA à l'analyse des signaux d'engrenages

III-1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter l'implémentation et le test de la méthode Cadzow, d'estimation du modèle ARMA en utilisant des données issues de processus paramétriques d'ordre et de coefficients connus. Ensuite, la méthode est appliquée à l'analyse des signaux d'engrenages en vue de détecter leurs défauts.

Les performances de la technique Cadzow sont étudiées et discutées sur la base des résultats obtenus de l'influence du bruit, des ordres du modèle et du nombre de points de calcul. Le programme permettant d'effectuer la simulation est développé sous l'environnement du logiciel MATLAB (version 7) installé sur un PC 2.4 GHZ (Pentium IV) qui peut effectuer tout le traitement nécessaire. Ce programme est écrit selon l'organigramme de la figure III-1 de la page suivante.

III-2 Test de robustesse

Le test de robustesse consiste à superposer un bruit blanc au signal utile en vue de mesurer son impact sur le spectre des fréquences.

Le bruit utilisé dans notre travail est un bruit additif donné par la formule suivante

$$e(i) = Ab * r_{dd} \quad (\text{III-1})$$

Ab: est un coefficient proportionnel à la variance du bruit.

r_{dd} : 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 $x(i)$.

Le rapport signal sur bruit est donc défini par :

$$SNR = 10 \log \left[\frac{\sum_{i=1}^n x^2(i)}{\sum_{i=1}^n e^2(i)} \right] \quad (\text{III-2})$$

III-3 : La fréquence normalisée :

Elle est définie par cette équation

$$f_n = f_i / f_e \quad (\text{III -3})$$

Avec $i=1, 2, \dots, n$.

Où f_n : est la fréquence normalisée, f_i : fréquence du signal, f_e : fréquence d'échantillonnage.

III-4 Processus paramétriques à examiner

A. Signal modèle (1) : Un processus somme de deux sinusoïdes bruitées [9] (figure III.2)

Ce signal périodique est composé de deux sinusoïdes de même amplitude et de fréquences :

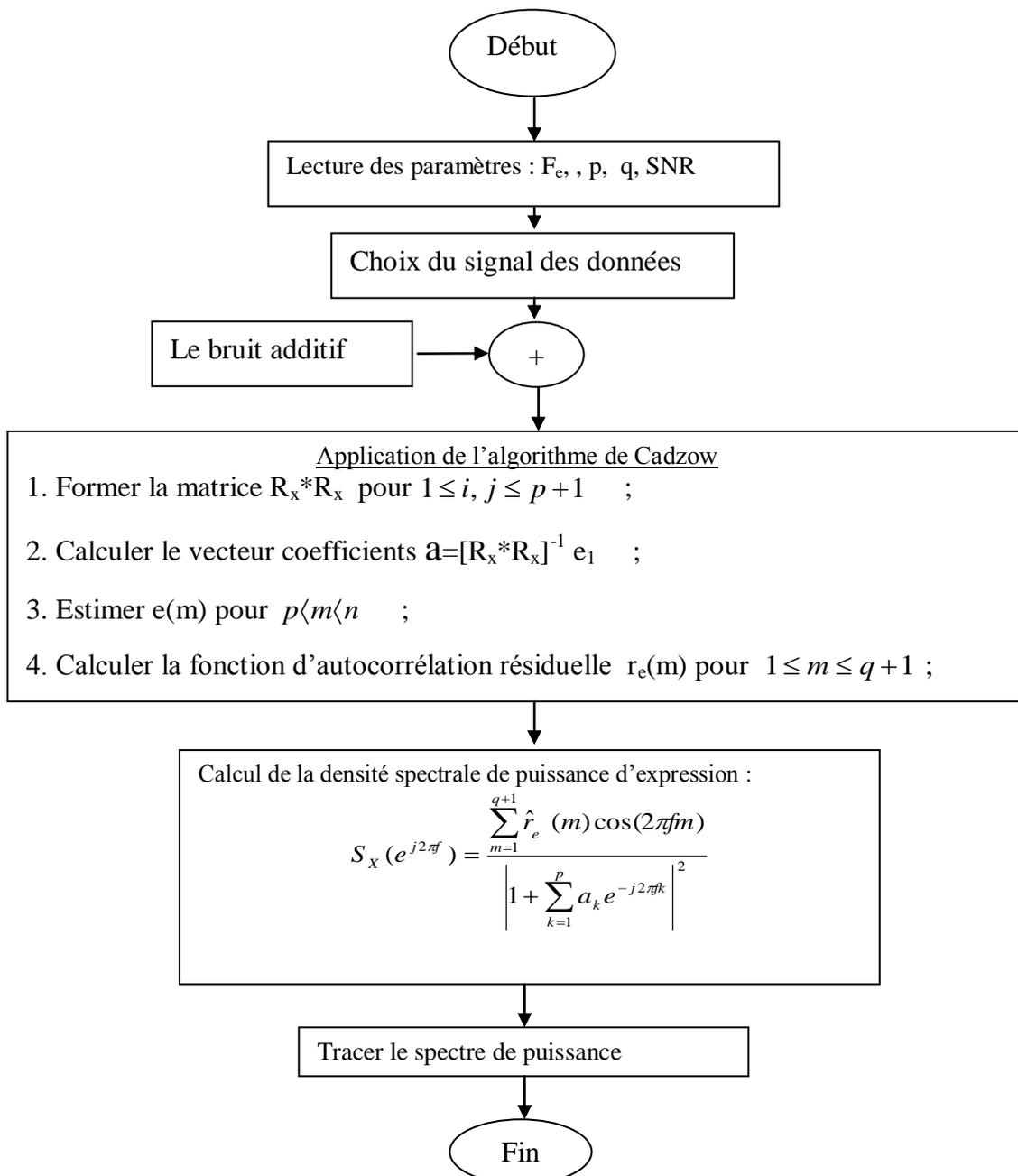


Figure III-1 : Organigramme de simulation.

$f_1 = 200 \text{ HZ}$ et $f_2 = 215 \text{ HZ}$, $f_e = 1000$, et un bruit additif.

$$x(t) = \sin(2\pi 200t) + \sin(2\pi 215t) + e(t) \quad (\text{III-3})$$

L'obtention du processus discret se fait en remplaçant t par $(1/f_e)(i)$.

$$x(i) = \sin(2\pi(0.200)i) + \sin(2\pi(0.215)i) + e(i) \quad (\text{III-4})$$

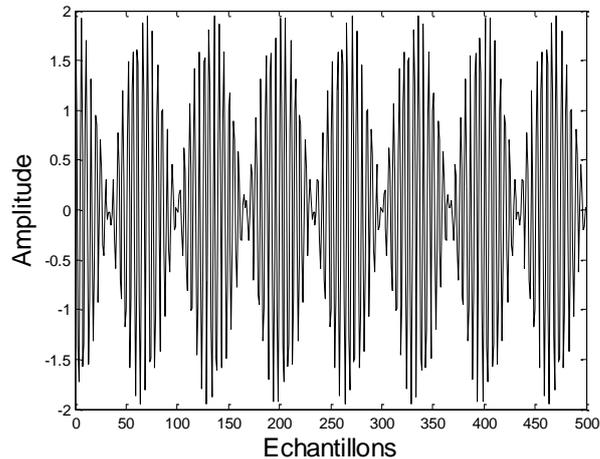


Figure III-2 La représentation temporelle du signal modèle 1.

B- Le signal modèle (2) : Un processus transitoire d'ordre(4) [9]

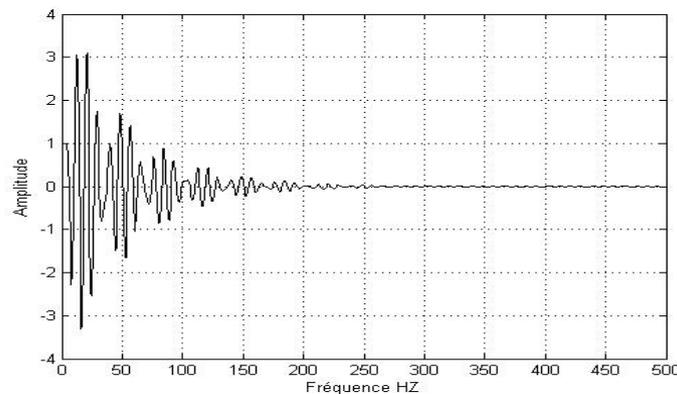
C'est un signal aperiodique, transitoire composé de deux fréquences f_1 et f_2 . Il représente un phénomène de battement causé par la différence des deux fréquences $f = f_1 - f_2$

$$x(i) = 2.7607x(i-1) - 3.818x(i-2) + 2.6535x(i-3) - 0.9238x(i-4) + e(i) \quad (\text{III-5})$$

Les pôles de ce processus sont : $Z_1 = 0.98 \exp(j2\pi(0.140))$.

$$Z_2 = 0.98 \exp(j2\pi(0.110)).$$

$$Z_3 = Z_1^*, \quad Z_4 = Z_2^*$$



$$F_e = 1000, \text{ SNR} = \text{inf}, N_e = 500$$

Figure III-3 Représentation temporelle du signal modèle 2.

III-5 Résultats de simulation

III-5-1 Signal modèle 1

III-5-1-1 Densité spectrale de puissance (DSP) estimée par Welch

Afin de faire une comparaison entre les techniques non paramétriques et ceux paramétriques comme notre méthode (modèle ARMA), nous utilisons la méthode de Welch pour plusieurs niveaux de bruit en variant le rapport signal sur bruit SNR et le nombre d'échantillons N

Cas1 : SNR=100dB ; N=128(1), 256(2), 512(3),1024(4) :

On ajoute un bruit constant (SNR=100dB) et on varie le nombre de points figure III-4

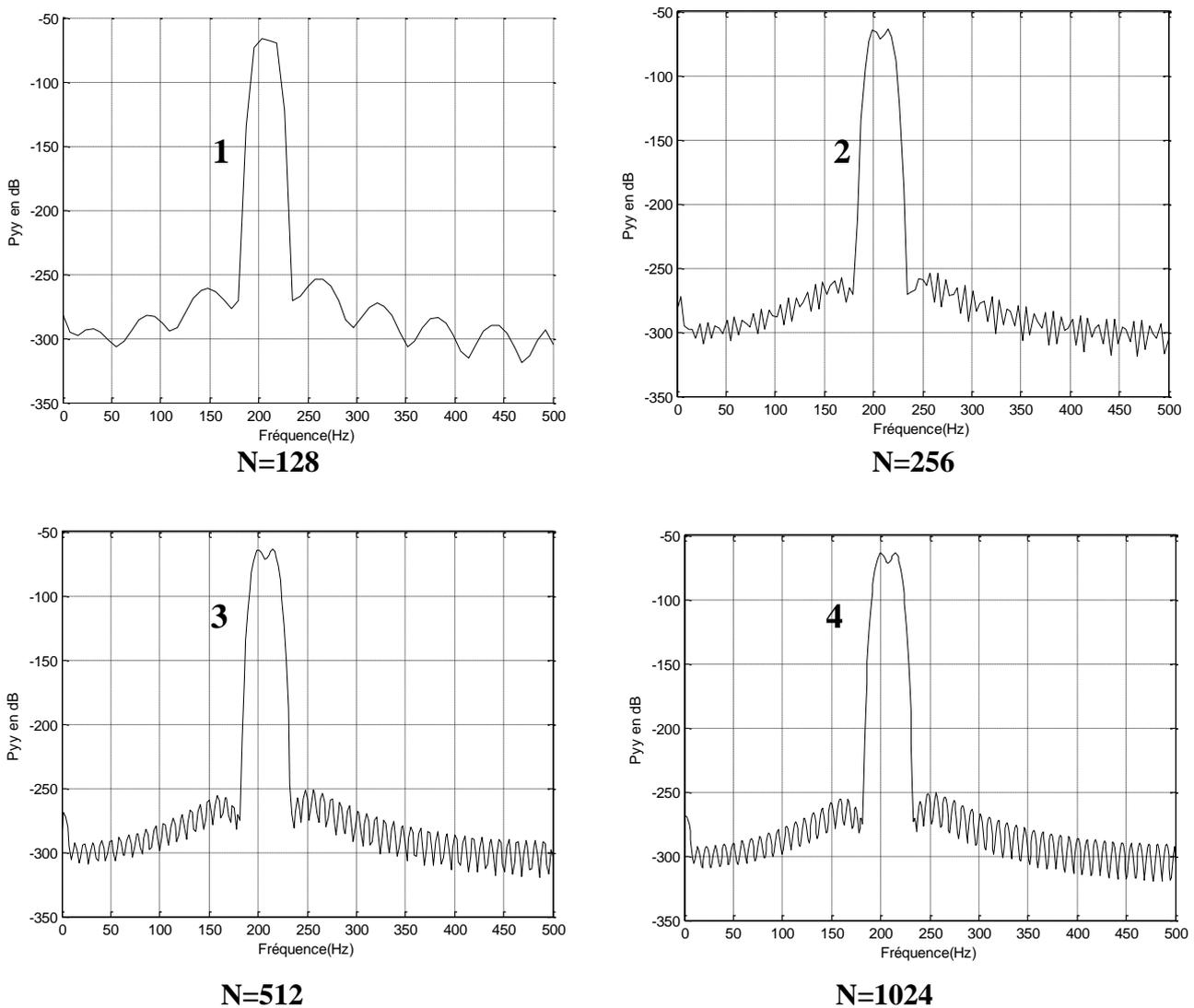


Figure III-4 DSP par Welch du signal modèle 1 pour différents valeurs de N.

Interprétation :

Nous remarquons que le nombre d'échantillons N a joué un rôle important dans l'amélioration de la résolution des DSP par la méthode de Welch. Nous avons obtenu une séparation des deux pics à partir de la valeur $N=256$ avec $F1=200.2$ Hz et $F2=214.8$ Hz, ce qui représente une valeur biaisée des deux fréquences réelles. L'augmentation de N à une valeur supérieure à 256 n'a donné aucune influence que sur le nombre des lobes secondaires.

Cas 2 SNR=60dB ; $N=128(1)$, $256(2)$, $512(3)$, $1024(4)$: Cette fois la valeur du SNR=60dB, ce qui veut dire l'augmentation du niveau de bruit. On teste la résolution de la méthode de Welch pour différentes valeurs de N .

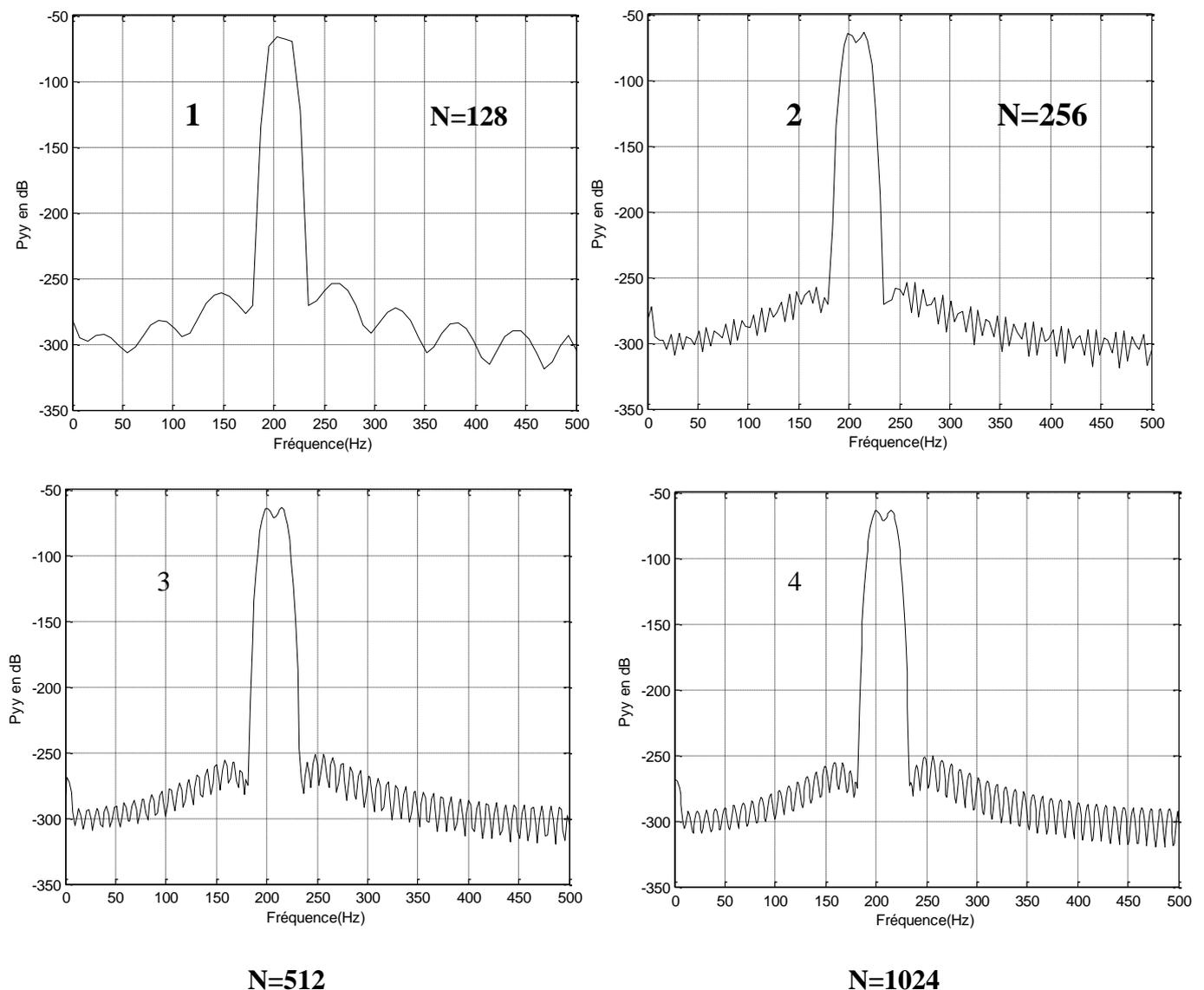


Figure III-5 DSP par Welch du signal modèle 1 pour SNR=60.

Interprétation :

Nous remarquons les mêmes observations que le cas 1.

Cas3 : SNR=0dB, N=128(1), 256(2), 512(3),1024(4)

Cette fois le bruit est important et est au même niveau que le signal. On teste la robustesse de la méthode de Welch en variant le nombre d'échantillons N.

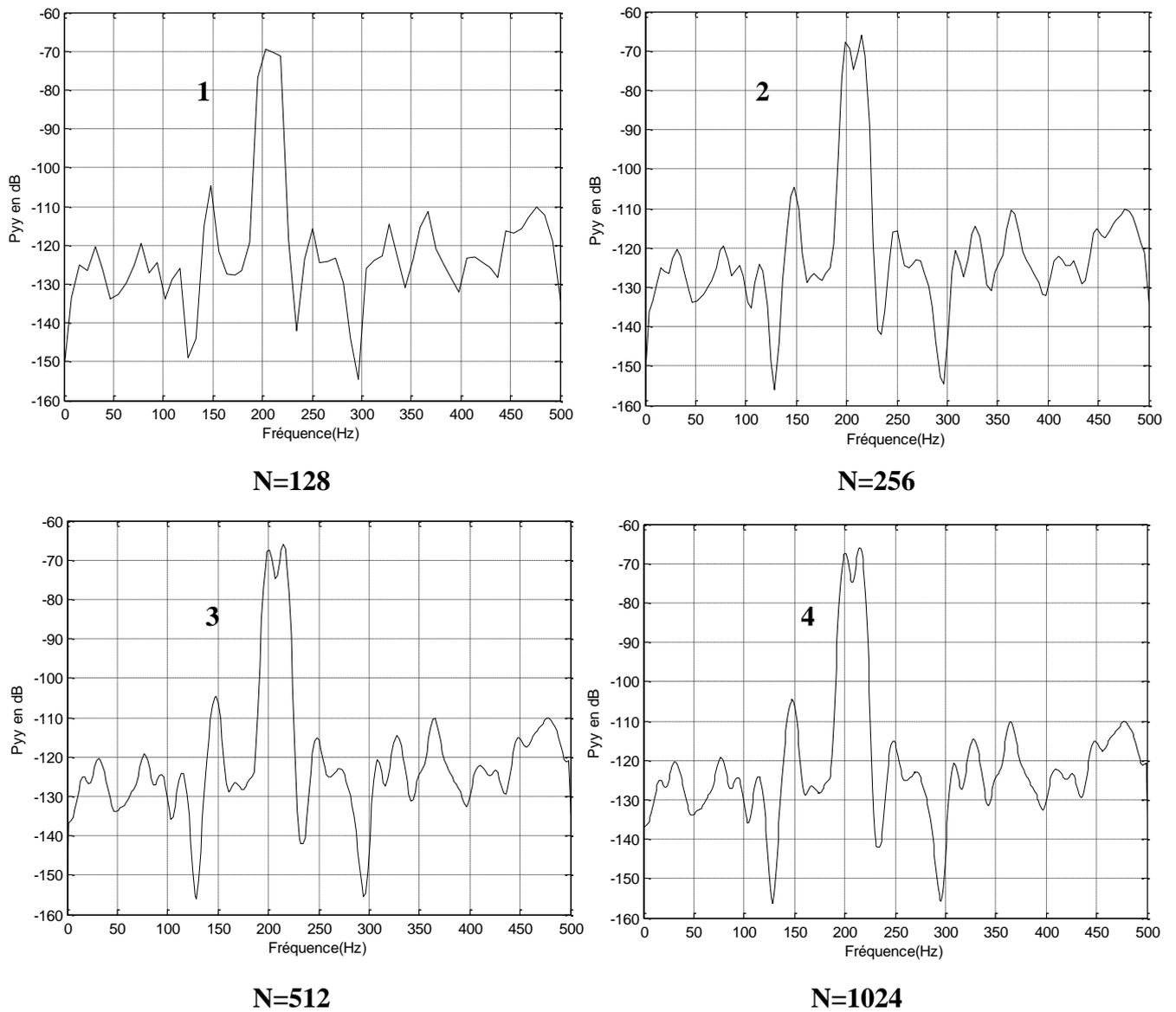


Figure III-6 DSP par Welch du signal modèle 1 pour SNR=0dB

Interprétation : Nous avons remarqué cette fois, l'apparition de plusieurs pics fantômes (secondaires), à partir de la valeur $N=128$. La séparation des deux pics a commencé à partir de $N=256$; l'augmentation supplémentaire de la valeur de N ne donne aucun changement. Nous remarquons aussi par rapport aux cas précédents une légère diminution dans l'amplitude des pics principaux.

III-5-1-2 L'algorithme ARMA-CADZOW :

Cas1 : Ordre sous estimé

Cas 1-1 Etude de l'influence de la variation du nombre de points

Nous appliquons notre algorithme dans le cas d'une sous-estimation de l'ordre c'est à dire pour $p=3$ en variant le nombre de points N pour un SNR fixe.

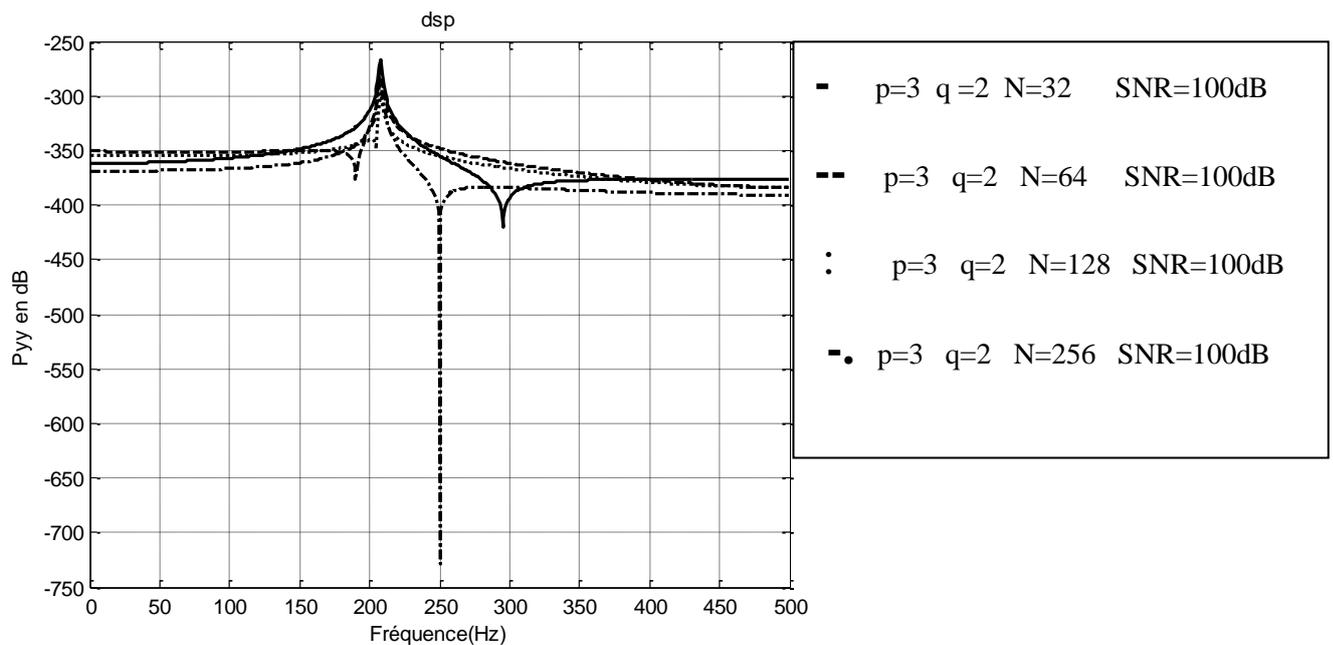


Figure III-7 Densité spectrale de puissance du signal model1 obtenue par ARMA-CADZOW pour différentes valeurs de N (ordre (p,q) fixe) et SNR=100dB au signal modèle 1

Interprétation :

On constate d'après la courbe que l'algorithme appliqué au signal modèle 1 n'a pas pu séparer les deux pics qui correspondent aux deux fréquences f_1 et f_2 pour l'ordre ($p=3$, $q=2$) malgré l'augmentation de N .

Cas 1.2 Etude de l'influence de la variation de la partie MA (q)

Cette fois on varie l'ordre de la partie MA(q) pour $p=3$ et en gardant un nombre de points fixe $N=32$ (suffisant) et un niveau de bruit fixe $SNR=100$ dB.

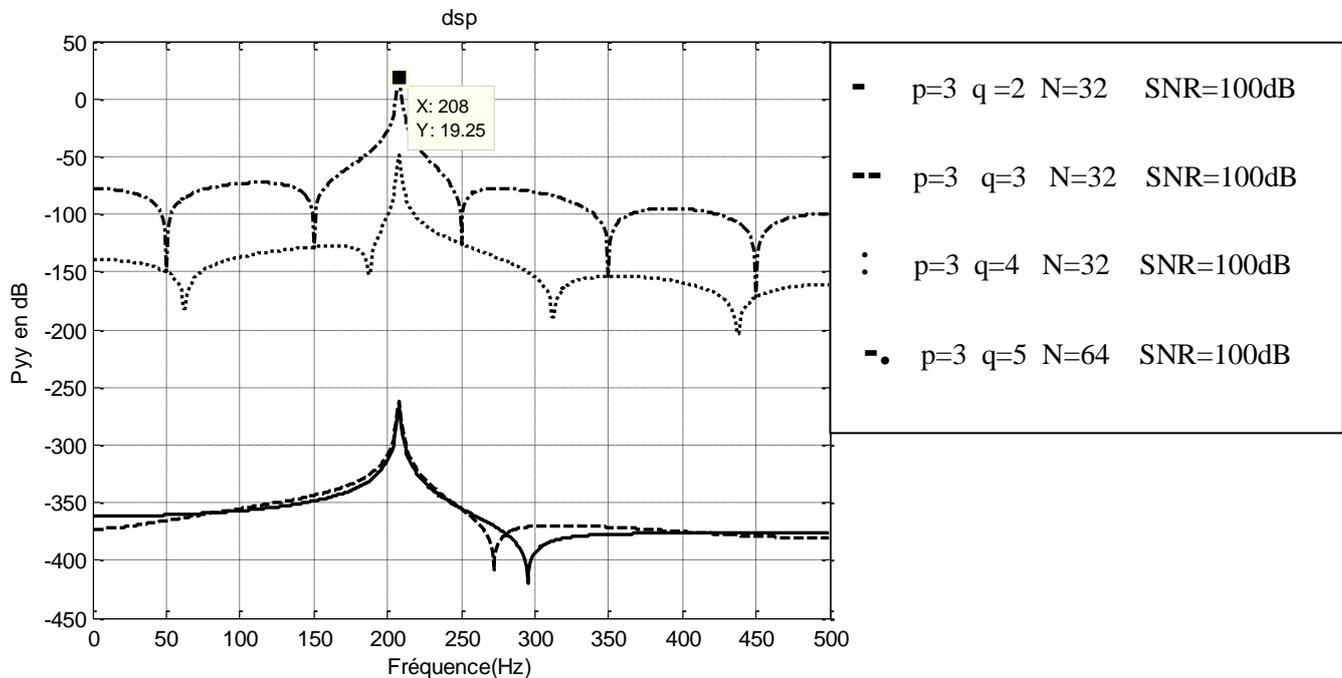


Figure III-8. Densité spectrale de puissance du signal modèle 1 obtenue par ARMA-Cadzow pour différentes valeurs de q (ordre de MA) pour $SNR=100$ dB.

Interprétation : La variation de l'ordre de la partie MA (q) à des valeurs supérieures à p n'a apporté aucune amélioration dans la résolution et n'a engendré que des lobes secondaires. Donc il n'est pas nécessaire d'augmenter l'ordre de la partie MA(q) à des valeurs supérieures à l'ordre de la partie AR (p).

Cas 2 : Ordre optimal :

Dans ce cas l'ordre de la partie AR choisi est optimal, c- à -d pour $p=4$, on va tester la robustesse de l'algorithme en variant le SNR.

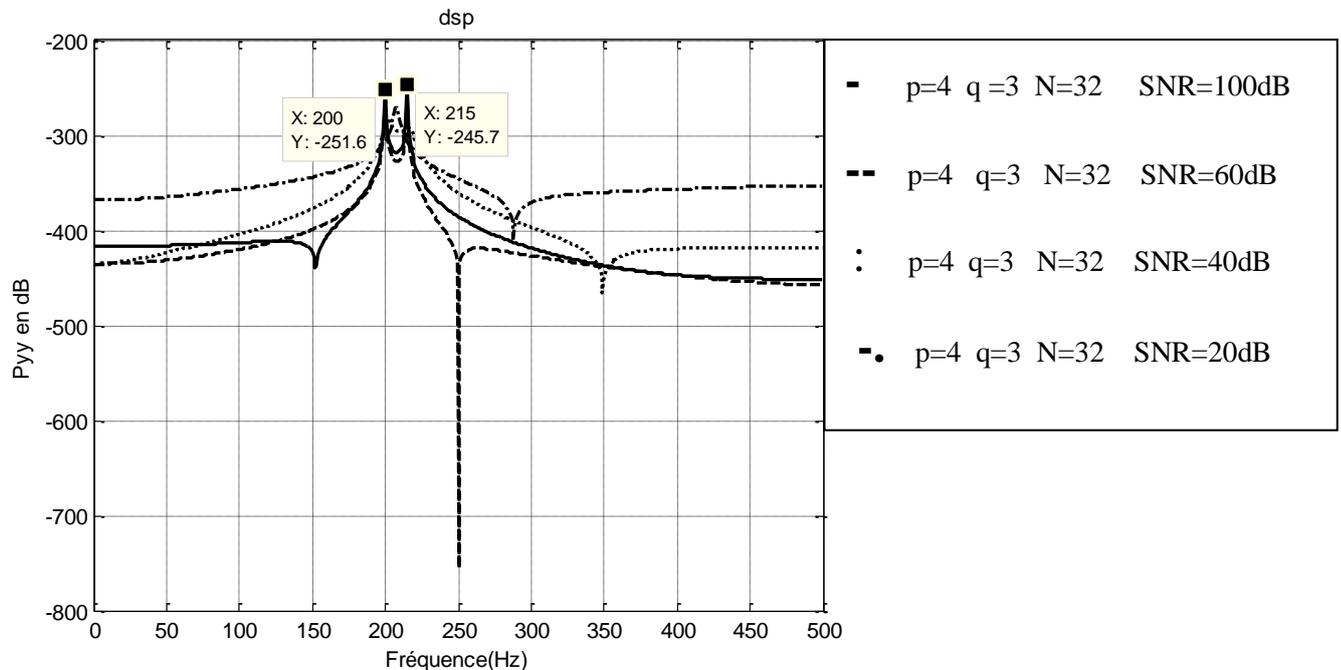


Figure III-9 Densité spectrale de puissance du signal modèle 1 pour l'ordre optimal $p=4$ et différentes valeurs du SNR.

Interprétation : En choisissant un ordre AR optimal, l'algorithme a pu séparer les deux pics ($x_1=200$, $x_2=215$ ou x représente la fréquence en (Hz) sur la figure III-9), Pour un SNR =100dB, l'augmentation du bruit n'a pas d'influence jusqu'à la valeur 20dB. On constate qu'un seul pic apparaît au milieu des deux pics principaux. Nous présentons sur les figures III-10, III-11 les signaux des cas extrêmes de bruit : SNR=100dB et SNR=25 dB.

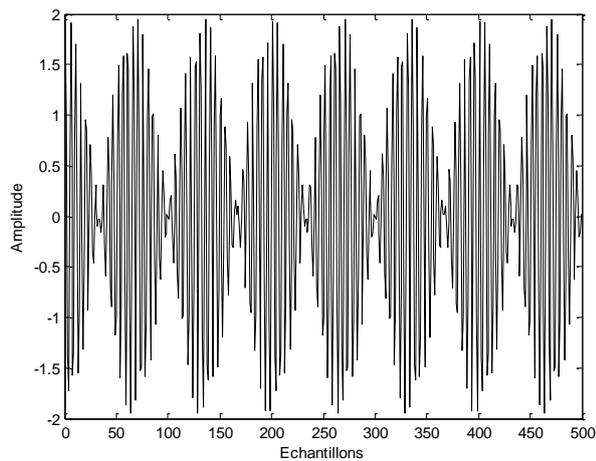


Figure III-10 Représentation du signal
Modèle 1 pour SNR=100dB.

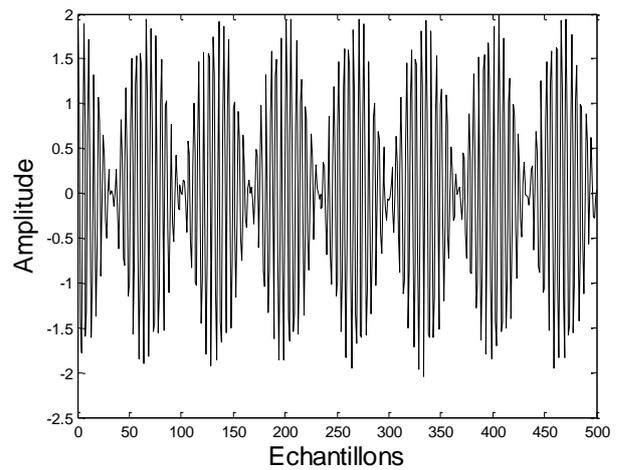


Figure III-11 Représentation du signal
Modèle 1 pour SNR=20dB.

Cas 3 : Ordre surestimé

Dans ce cas les valeurs de p (la partie AR) vont démarrer à partir de la valeur 5 (ordre surestimé). Nous cherchons la valeur de p qui donne une distinction entre les deux pics pour un SNR=20dB.

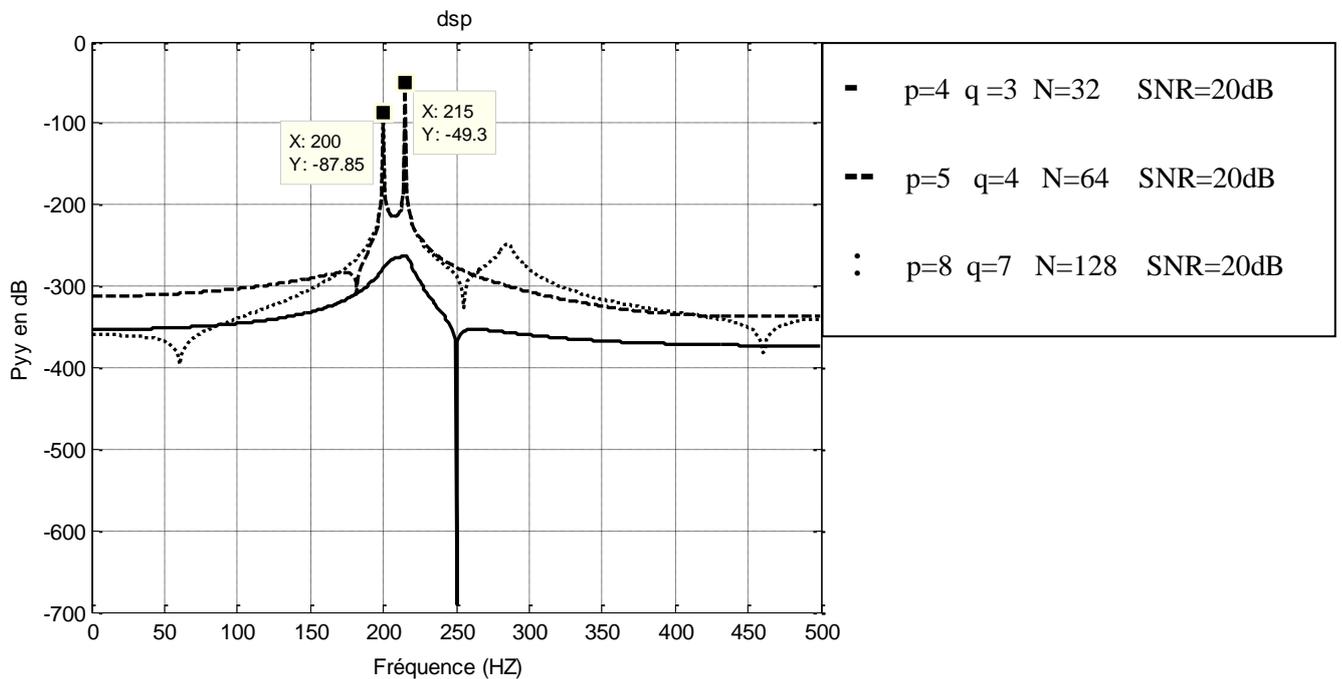


Figure III-12 Densité spectrale de puissance du signal modèle 1 pour des ordres surestimés et SNR=20dB.

Interprétation : Nous remarquons, que l'augmentation de l'ordre p (partie AR) ainsi le nombre de point N ($p=5$, $N=64$) a apporté une amélioration dans la résolution de la méthode (Séparation des deux pics réalisée). Lorsque nous augmentons la valeur de p à 8 et N à 128 (surestimation), nous remarquons l'apparition d'un pic secondaire.

Cas4 : SNR=0 (bruit de même niveau que le signal)

Dans ce cas le bruit est de même niveau que le signal (SNR=0). On teste la robustesse de la méthode et son pouvoir séparateur en cherchant la valeur de p à partir de laquelle la séparation des deux pics commence.

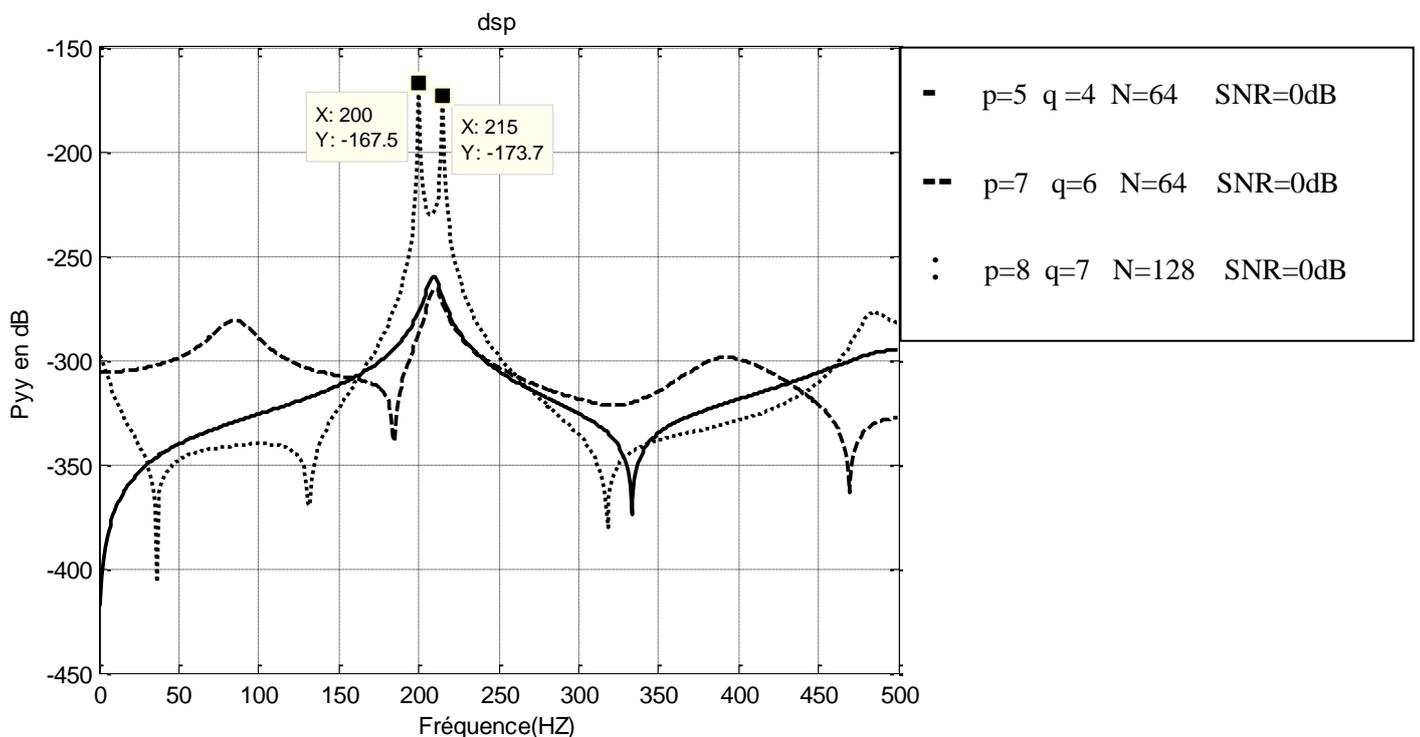


Figure III-13 Densité spectrale de puissance du signal modèle 1 pour SNR=0dB.

Interprétation : Comme nous voyons, lorsque le bruit est important nous sommes obligés d'augmenter l'ordre p à une valeur supérieure « $p=8$ » ainsi le nombre de points à $N=128$, pour pouvoir séparer les deux pics avec l'apparition d'un pic fantôme.

III-5-2 Signal modèle 2

III-5-2-1 DSP par Welch

La même procédure avec le signal modèle 1 va être appliquée au signal modèle 2.

Cas1 SNR=100dB ; N=32(1), 64(2), 128(3),256(4)

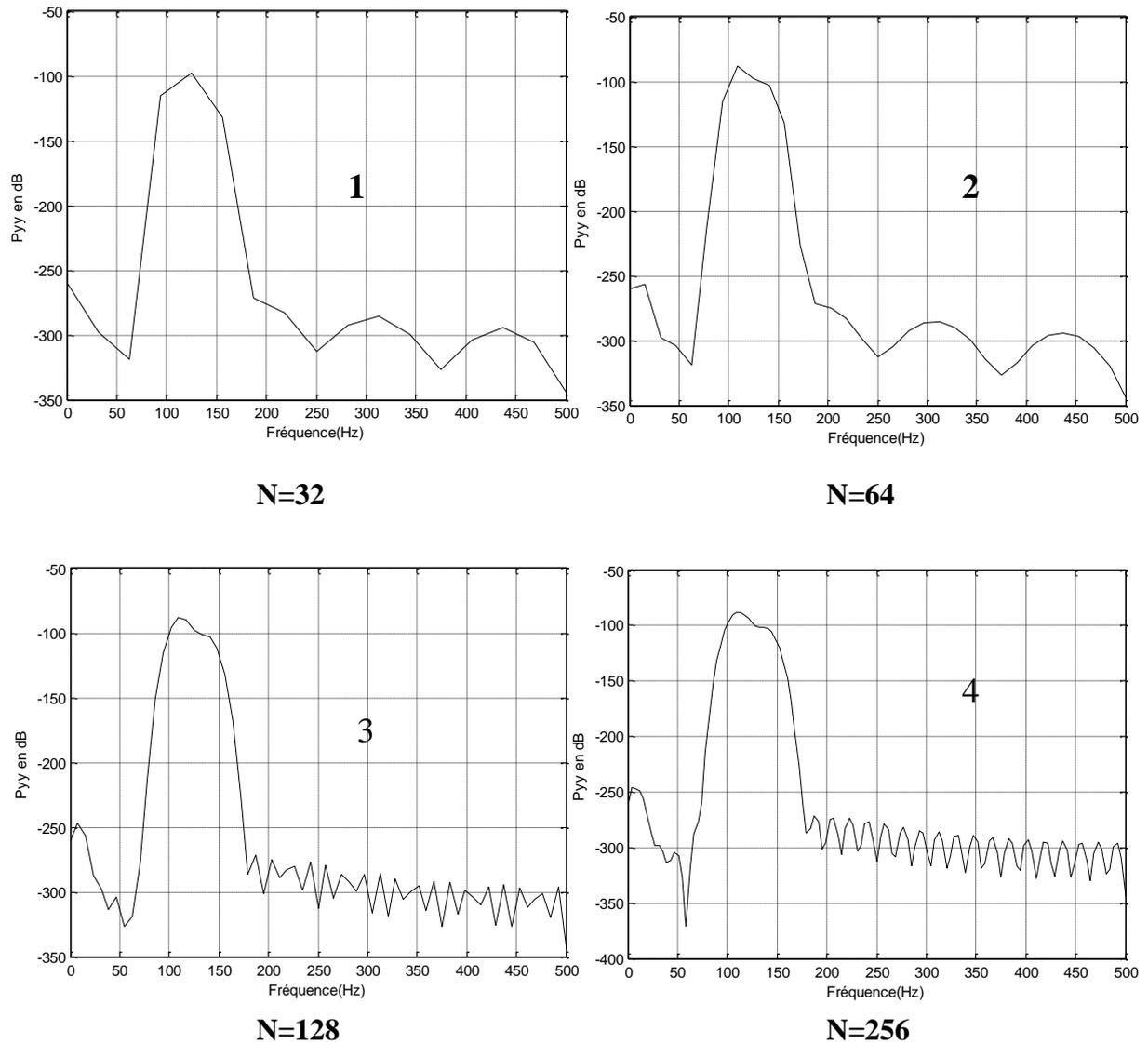


Figure III-14 DSP par Welch du signal modèle 2 pour différentes valeurs de N et SNR=100dB.

Interprétation : nous observons, pour $N=32$, un seul pic et une très légère apparition du deuxième pic à partir de la valeur $N=64$ (il n'est pas considéré comme un pic).

On peut conclure qu'il n'y a pas de séparation des deux pics pour tous les N .

Cas2 SNR=60dB ; N=32(1), 64(2), 128(3), 256(4)

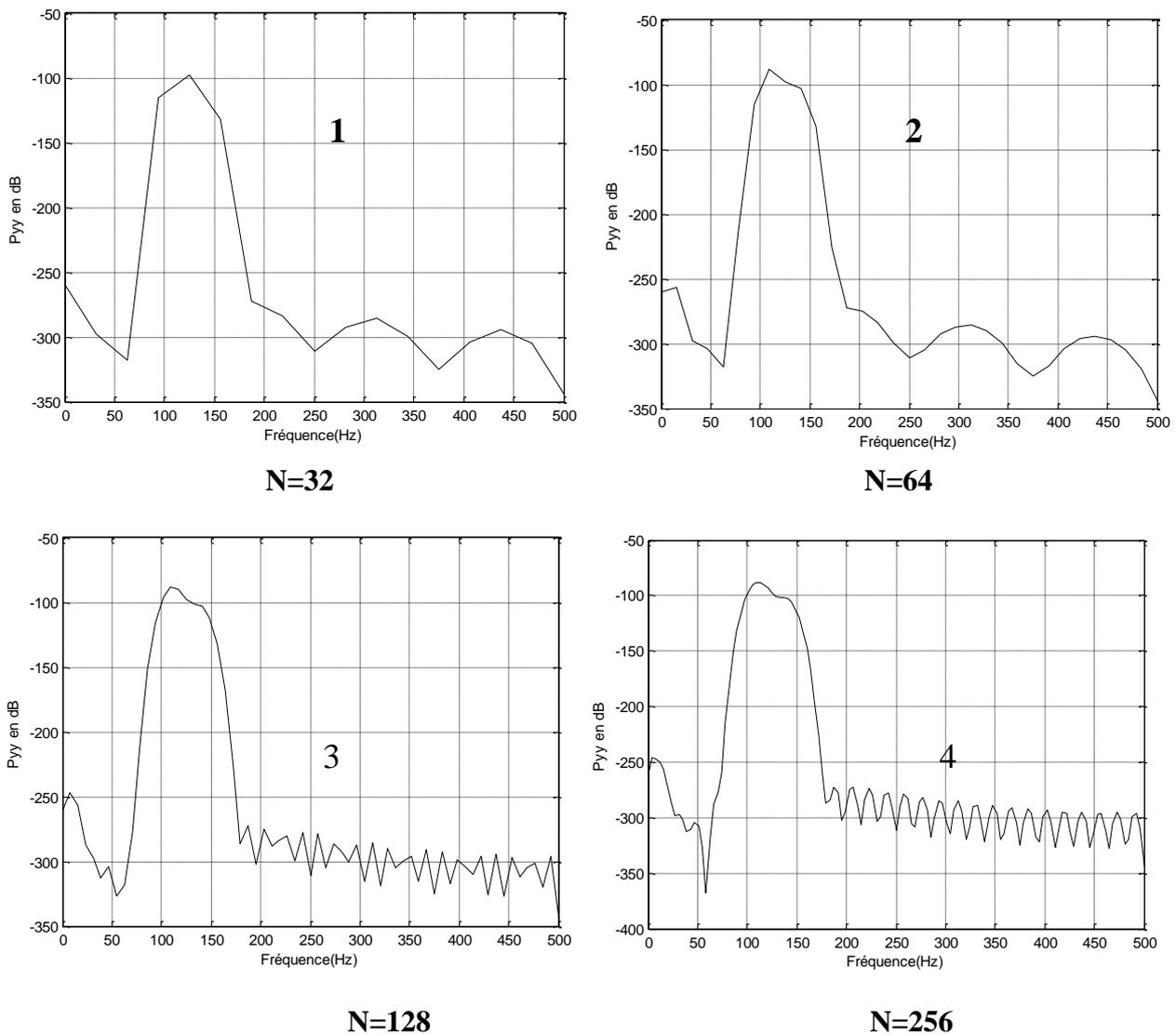


Figure III-15 DSP par Welch du signal modèle 2 pour SNR=60dB.

Interprétation : Mêmes observations que le cas précédent.

Cas3 : SNR=0dB N=32(1), 64(2), 128(3),256(4)

Cette fois le bruit est important et est de même niveau que le signal. On teste la robustesse de la méthode de Welch en variant le nombre de point N.

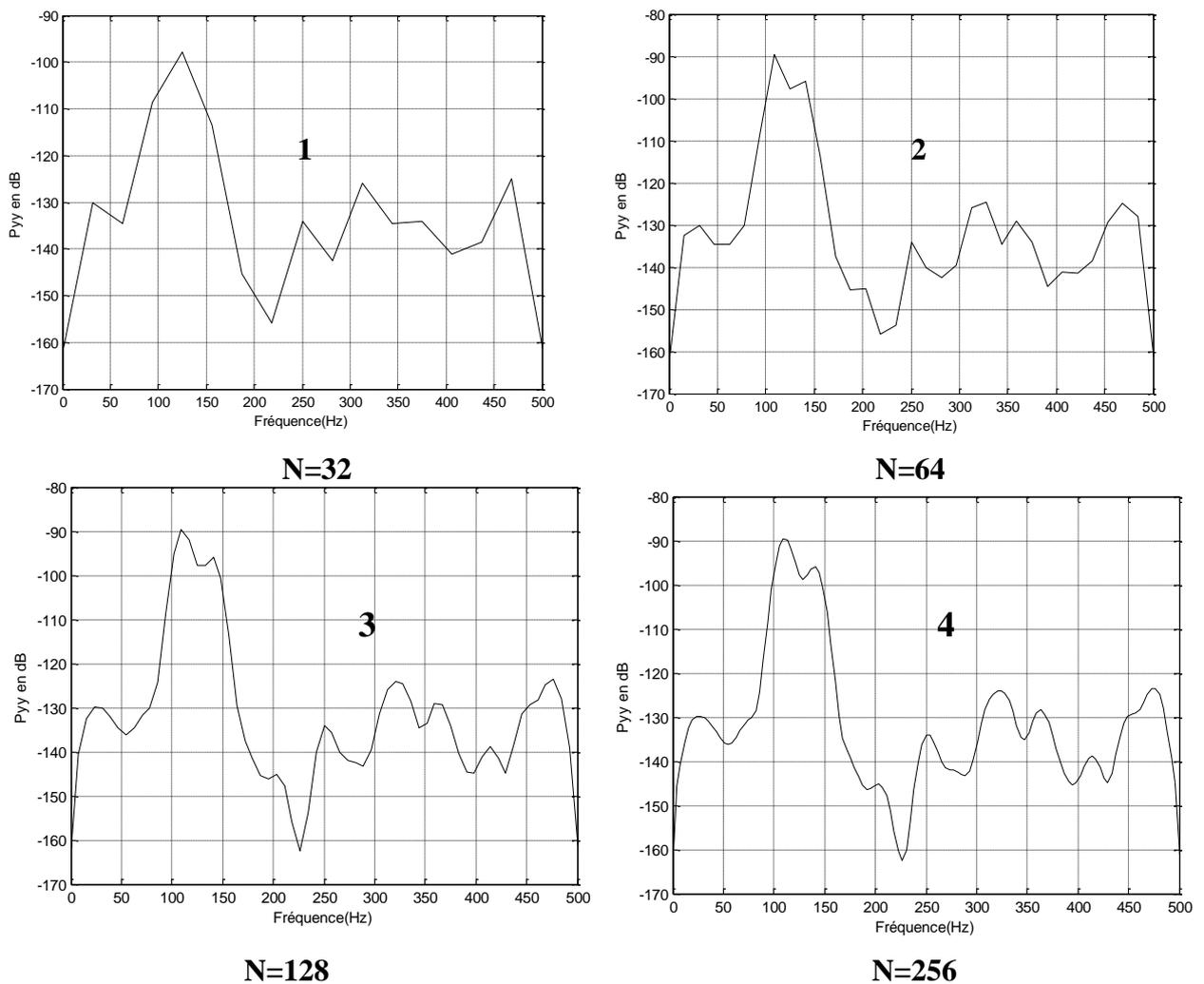


Figure III-16 DSP par Welch du signal modèle 2 pour SNR=0dB.

III-5-2-2 ARMA-Cadzow :

Cas1 : ordre sous- estimé

On applique notre algorithme au signal modèle 2 dans le cas d'une sous-estimation de l'ordre, c.-à-d. pour $p=3$ en variant le q et pour un SNR fixe.

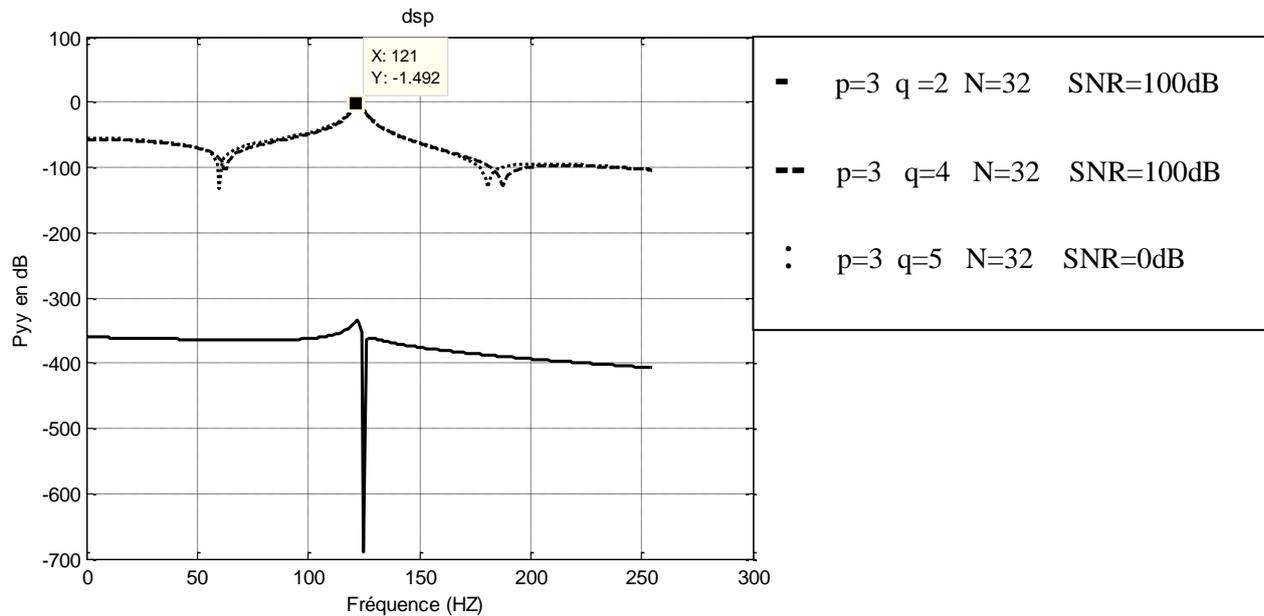


Figure III-17 Densité spectrale de puissance du modèle 2 pour $p=3$ et différentes valeurs de q (SNR=100dB).

Interprétation : De même que le modèle 1, les mêmes observations tiennent pour le signal modèle 2 pour l'ordre $p=3$ et la variation de la partie MA « q » n'a pas d'influence sur la résolution de la méthode. La densité spectrale montre un pic aux milieux $(f_1+f_2)/2 \cong 121\text{Hz}$.

Cas2 : ordre optimal : L'ordre choisi est optimal, c.-à-d. $p=4$. On teste l'influence du bruit sur la résolution de la méthode en variant le SNR.

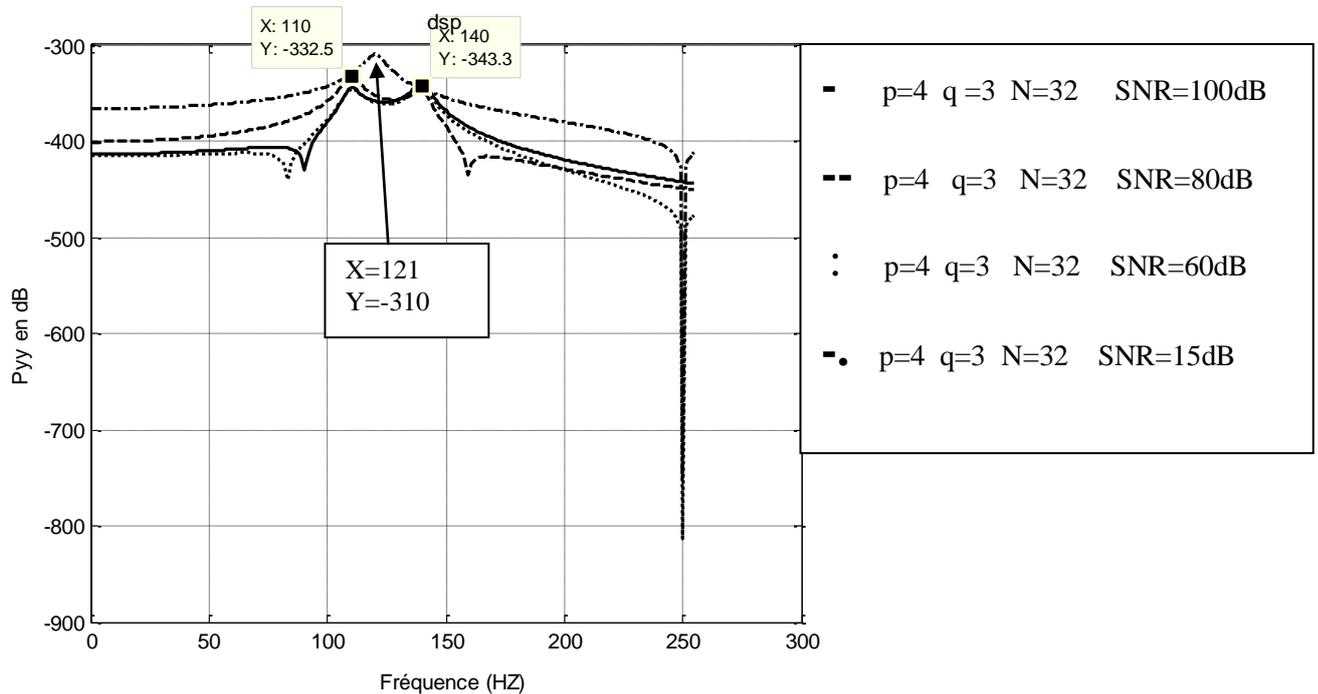


Figure III-18 Densité spectrale de puissance du modèle 2 pour l'ordre optimal $p=4$ et différentes valeurs du SNR.

Interprétation

Pour l'ordre $p=4$ avec un bruit SNR=100dB les deux pics sont bien distincts et correspondent aux deux fréquences 110 Hz et 140 Hz. L'augmentation du bruit n'influe pas sur la Résolution jusqu'à la valeur SNR=15dB. On observe qu'un seul pic au milieu avec une fréquence égale à 121Hz.

Cas 3 Ordre surestimé:

Puisque le deuxième pic a disparu à partir de SNR=15dB pour le cas précédent (pour $p=4$), nous augmentons la valeur de p jusqu'à une distinction entre les deux pics principaux.

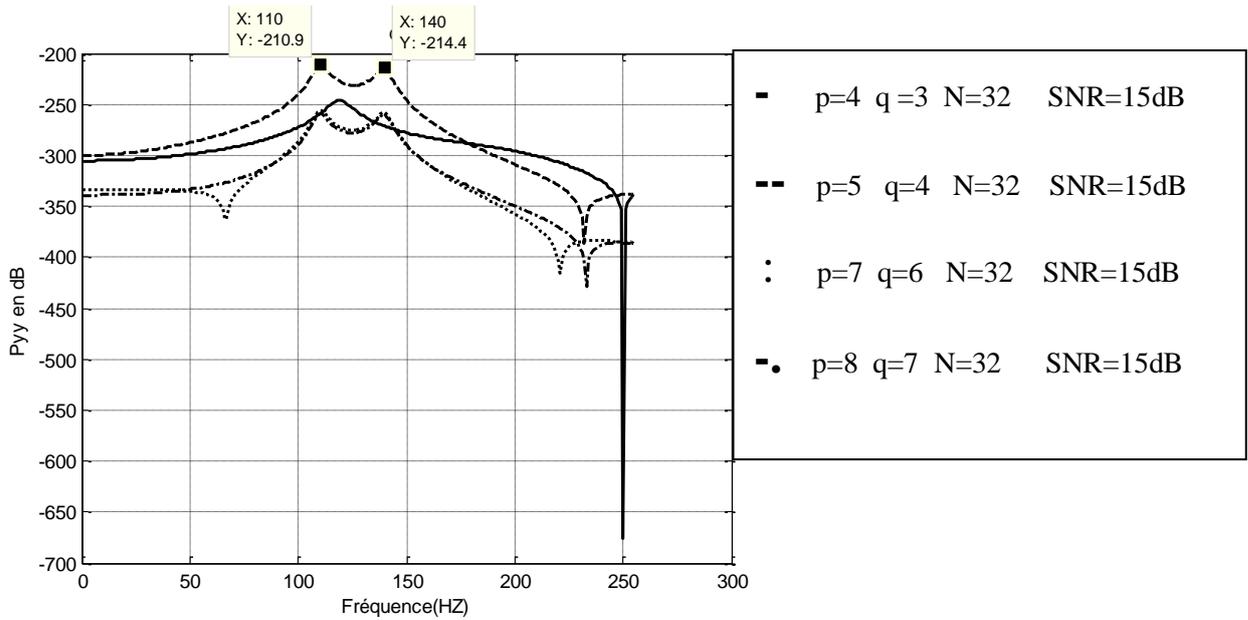


Figure III-19 Densité spectrale de puissance du modèle 2 pour SNR=15dB.

Interprétation :

A partir de la valeur $p=5$, le deuxième pic est apparu. Si on continue à augmenter la valeur de p les pics deviennent plus aigus.

Cas 4 : SNR=0 (bruit de même niveau que le signal)

Dans ce cas on donne la valeur du SNR =0 (bruit important et de même niveau que le signal).

On cherche l'ordre capable de faire la séparation des deux pics.

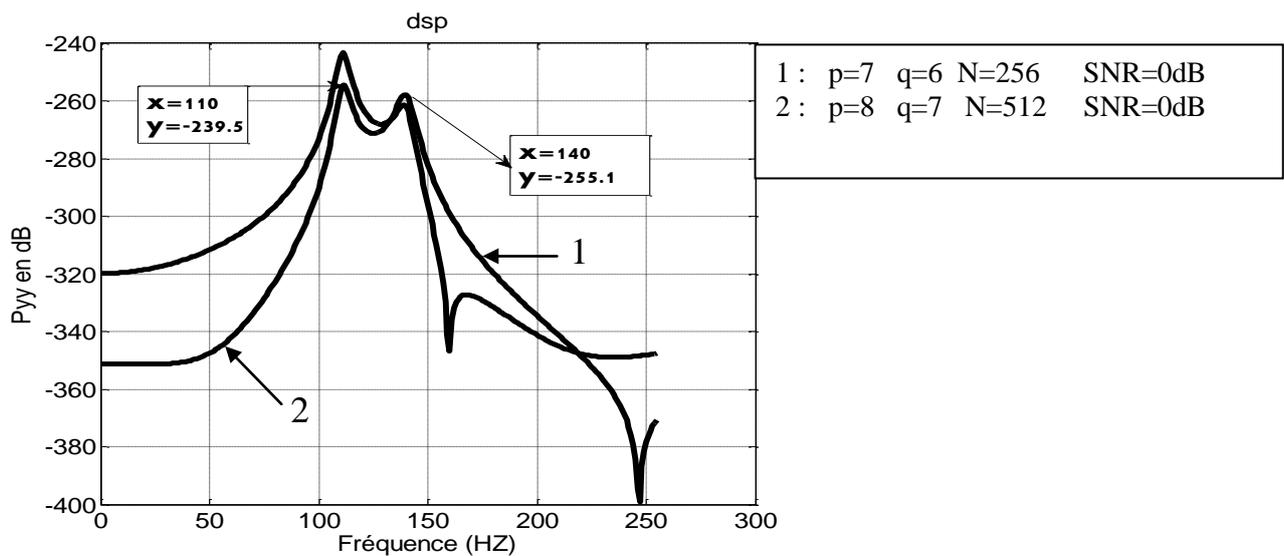


Figure III-20 Densité spectrale de puissance du modèle 2 pour SNR=0dB.

Interprétation

L'augmentation du bruit (SNR=0), nous a obligés d'augmenter le nombre de points pour avoir une séparation des deux pics avec des valeurs optimales des deux fréquences.

III-5-3 Signal modèle 3

C'est un signal ARMA aperiodique transitoire et harmonique qui se présente sous forme de battements causées par deux fréquences légèrement différentes avec la fréquence de battement égale à :

$$f = f_1 - f_2.$$

Le modèle mathématique de ce processus est :

$$y(i) = 2.7607y(i-1) - 3.816y(i-2) + 2.6535y(i-3) - 0.9238y(i-4) + e(i) + 0.5e(i-1)$$

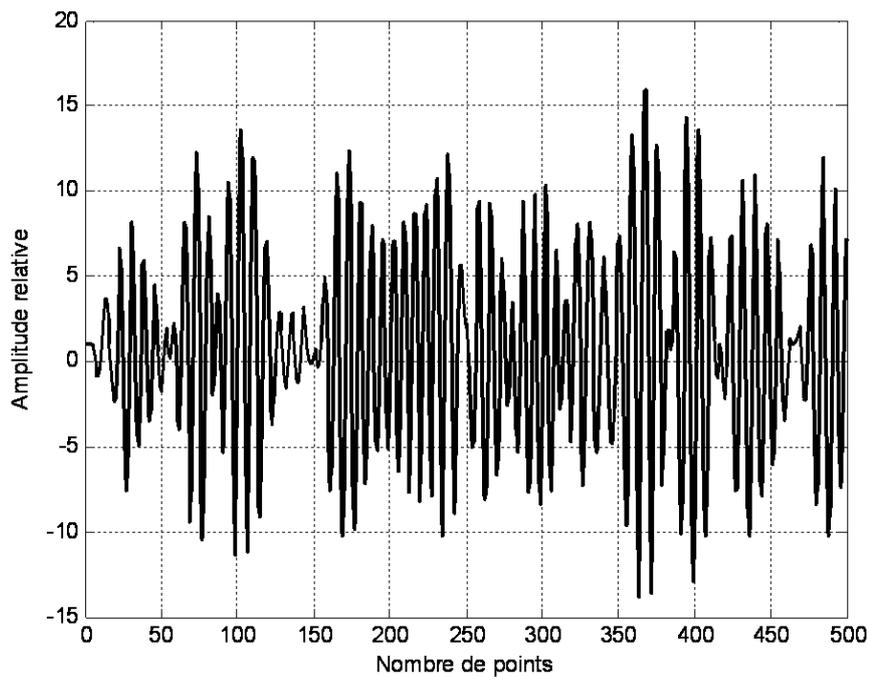


Figure III-21 Représentation du signal modèle 3.

III-5-3-1 DSP par Welch du signal modèle 3

Cas1 SNR=100dB, N=128, 256, 512,1024

Nous appliquons la méthode de Welch sur le signal modèle 3 pour un SNR=100db (Bruit faible) et différents nombres de points de 128 jusqu'à 1024.

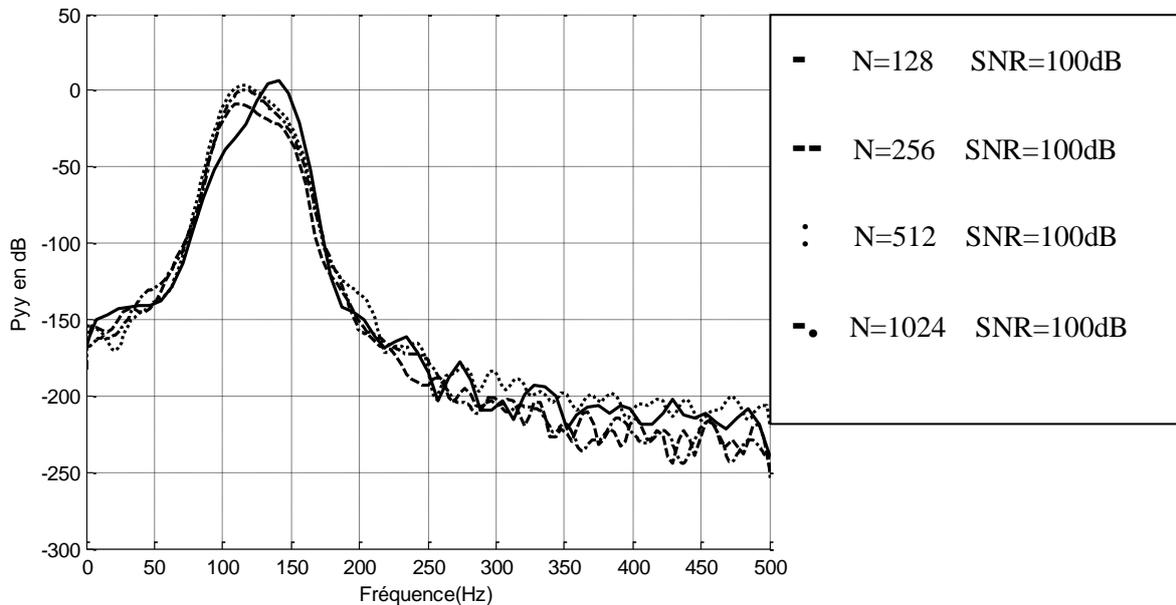


Figure III-22 DSP par Welch du signal modèle 3 pour différents nombres de points et pour un SNR=100dB.

Interprétation : comme nous avons vu, pas de séparation des deux fréquences pour tous les nombres de points N et pour un niveau de bruit faible (SNR=100dB) avec présence de lobes secondaires.

III-5-3-2 ARMA-Cadzow :

Nous passons à l'application de la méthode ARMA-Cadzow sur le signal modèle 3 pour différents niveaux de bruit et en variant l'ordre AR (p) et le nombre de points N selon les besoins pour observer les changements.

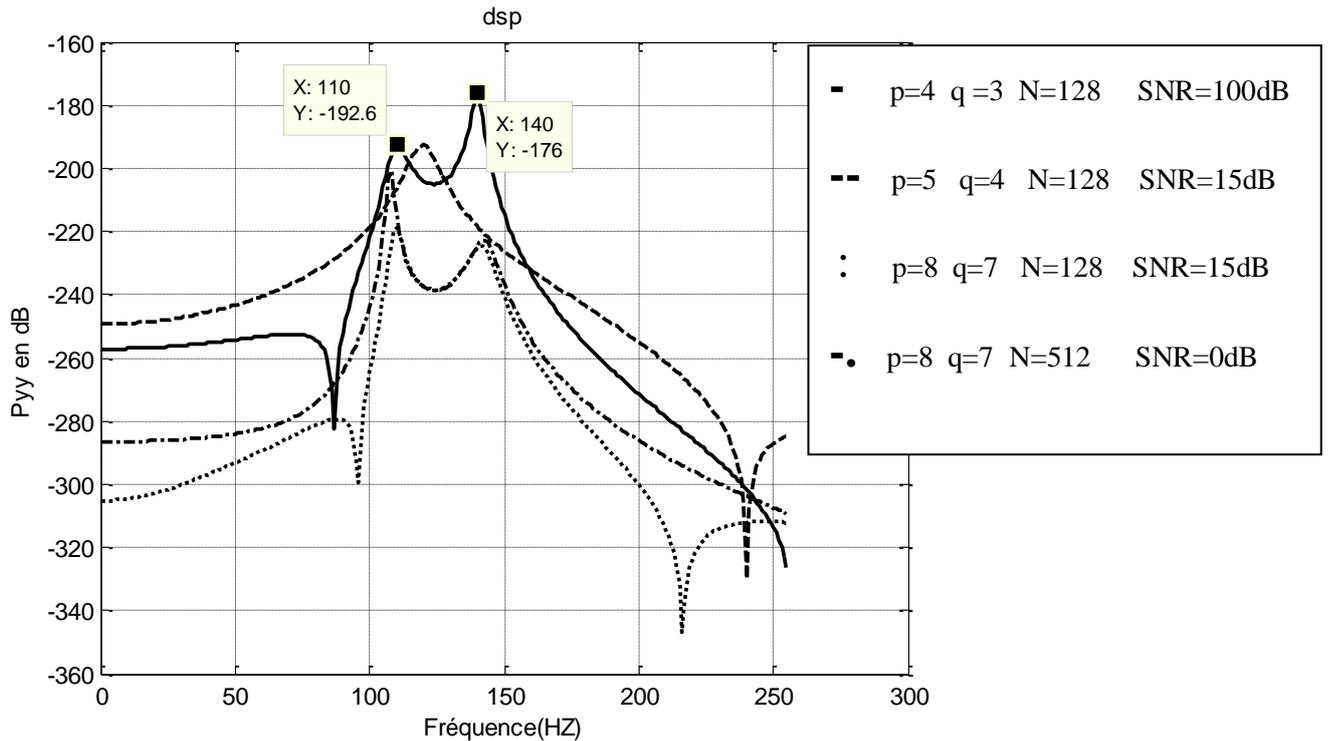


Figure III-23 Densité spectrale de puissance du signal modèle 3 pour différentes valeurs de p , N et SNR.

Interprétation : le pouvoir séparateur de la méthode ARMA-Cadzow est bien clair sur la figure III-23 et même pour un bruit fort (SNR=0dB). Donc, la méthode ARMA-CADZOW est une méthode performante par rapport à la méthode de Welch.

Interprétation générale :

Les deux méthodes utilisées dans cette étude sont la méthode classique de Welch et la méthode ARMA –CADZOW.

Nous voyons clairement, sur les figures III-4 à III-23, que même après l'addition d'un bruit de même puissance que le signal, les deux méthodes arrivent à séparer les deux fréquences dans le cas des deux modèles mais pas pour le troisième modèle dans le cas de la méthode de Welch contrairement à la méthode ARMA-Cadzow qui s'est avérée plus performante en termes de résolution spectrale. Ce qui se justifie par nos observations premièrement et en se référant aux autres références deuxièmement :

-La séparation correcte des deux fréquences pour la méthode ARMA-Cadzow pour les trois signaux modèles même pour un bruit important (valeur correcte des deux fréquences), ce qui

n'était pas le cas pour la méthode de Welch (valeur biaisée des deux fréquences ou pas de séparation).

- Nous remarquons les lobes secondaires pour la méthode de Welch pour tous les niveaux de bruit ce qui est considéré comme un inconvénient.

- la résolution en $1/N$ pour la méthode de Welch. Ce qui veut dire la difficulté de retrouver deux raies très proches pour des signaux de courte durée, ce qui n'est pas le cas pour la méthode ARMA [3].

.

III-6 Application au traitement des signaux d'engrenages: démarches expérimentales

III-6-1 Système étudié [10]

Le système étudié est un réducteur à engrenages composé de deux roues sur un banc d'essai d'engrenage de grandeur industrielle de CETIM« Centre technique des industries mécaniques, France». De nombreuses études ont été faites : temps-fréquences, spectrales, cepstrales, cyclostationnaires, non linéaires et des statistiques cycliques d'ordre supérieur, fonctionnant 24h/24h sous les conditions constantes. Les caractéristiques de ce système sont:

-Le nombre de dents est respectivement 20 dents sur la première roue et 21 dents sur la deuxième roue.

-La vitesse de rotation de l'arbre du réducteur est de $V_{rot}=1000tr/min$ soit une fréquence de $f_r = 16.67 Hz$

-La fréquence d'engrènement est $f_e=330Hz$.

-L'une des dents d'une roue d'engrenage a été détériorée au cours de l'expérimentation.

On a enregistré chaque jour pendant une durée de 13 jours un signal vibratoire sur le banc d'essai comportant 60160 échantillons avec une fréquence d'échantillonnage de 20 KHz. Pour calculer le nombre d'échantillons couvrant une période, on divise la période de rotation sur la période d'échantillonnage. Le nombre d'échantillons utile sera, $N_u =1200$ échantillons. On choisit donc un nombre d'échantillons : $N=2400$ échantillons.

Les données sont les échantillons d'un signal vibratoire émis par le système réducteur

Chaque jour.

Le traitement spectral de ces données par la méthode de ARMA - Cadzow sera présenté dans la section suivante.

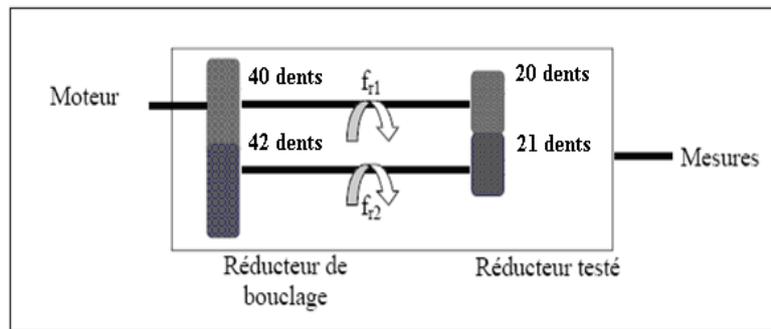
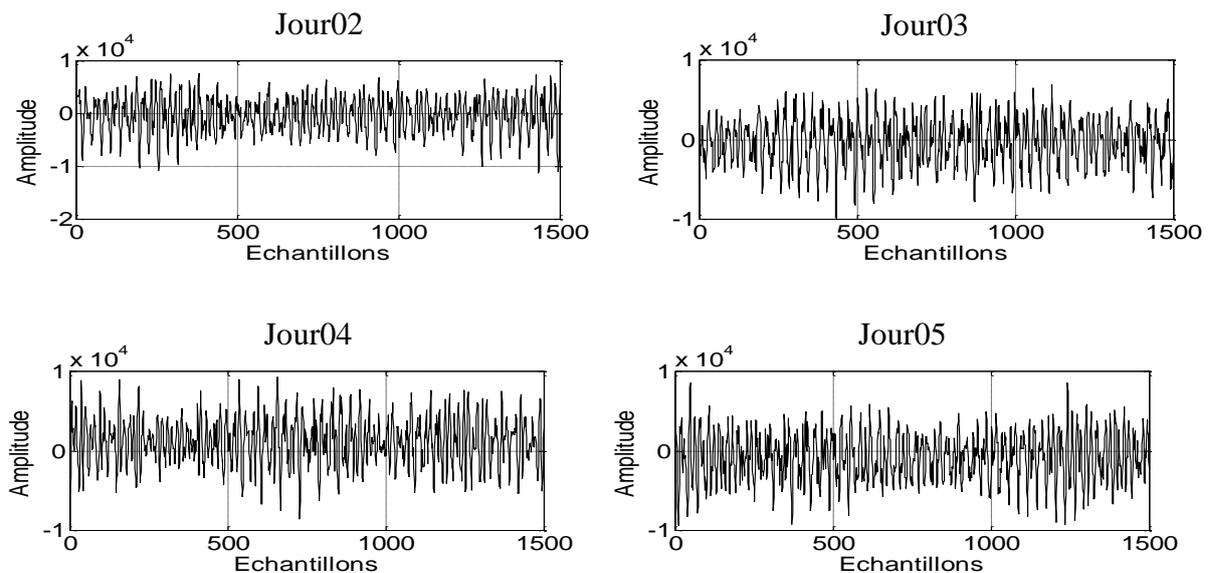


Figure III-24 Schéma du dispositif d'engrenage

III-6-2 Représentation temporelle du signal vibratoire

On remarque que cette représentation temporelle des signaux d'engrenages présente des battements. Le signal vibratoire demeure invariable jusqu'au 12^{ème} jour où le défaut est supposé apparu.

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 (Figure III-25).



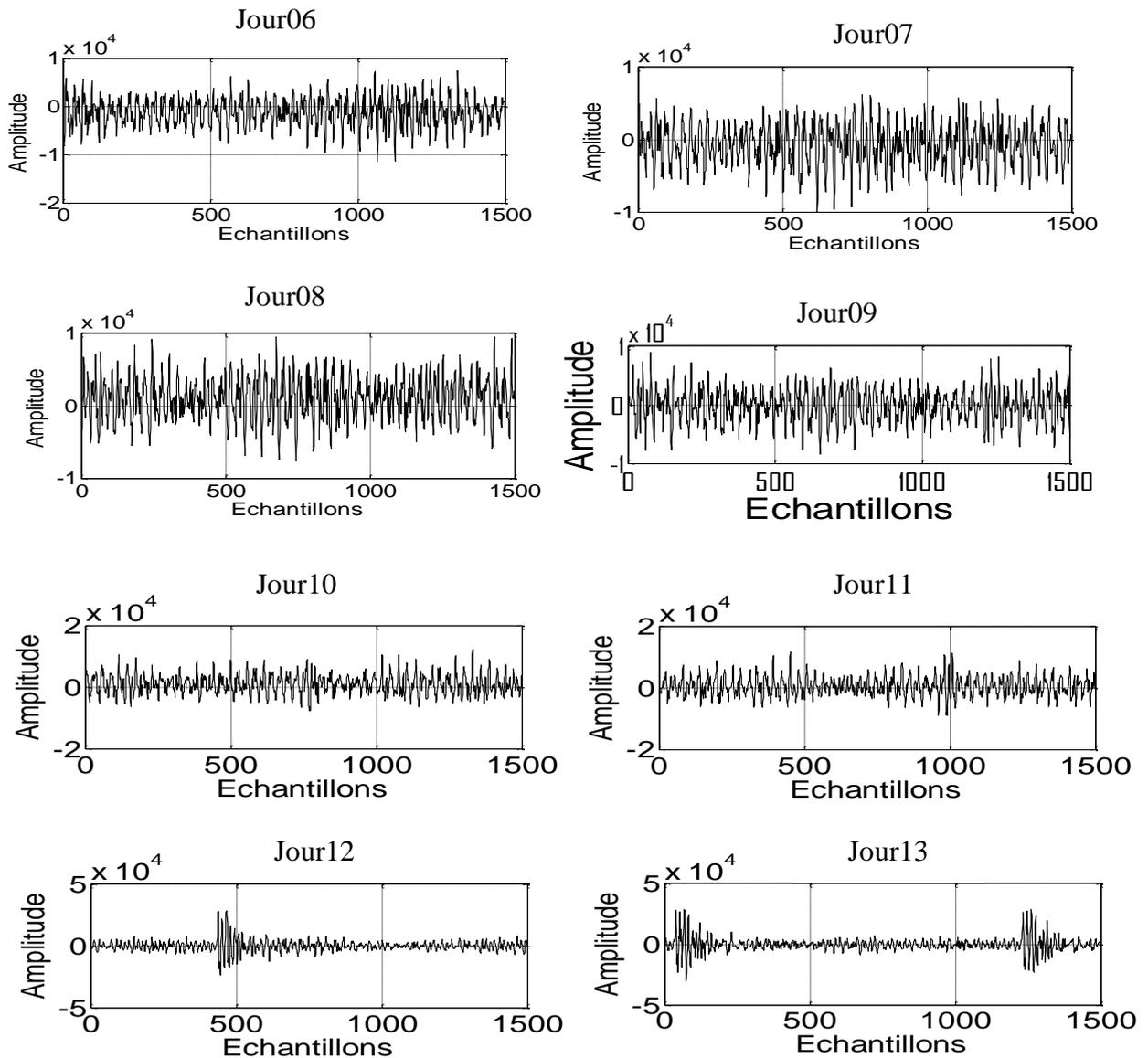
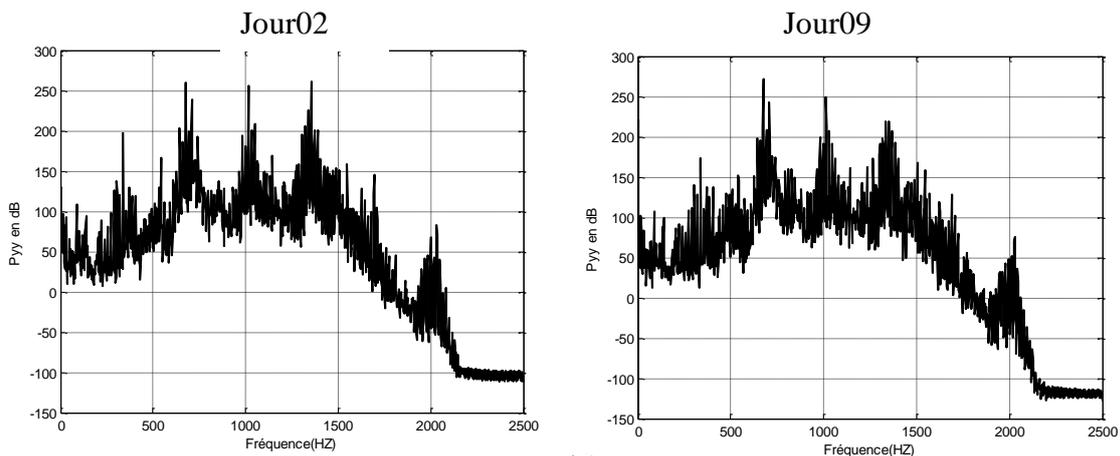


Figure III-25 Signal émis par le système étudié.

III-6-3 Résultat et interprétation des spectres de puissance

III-6-3-1 Application de la méthode de Welch sur les signaux d'engrenages



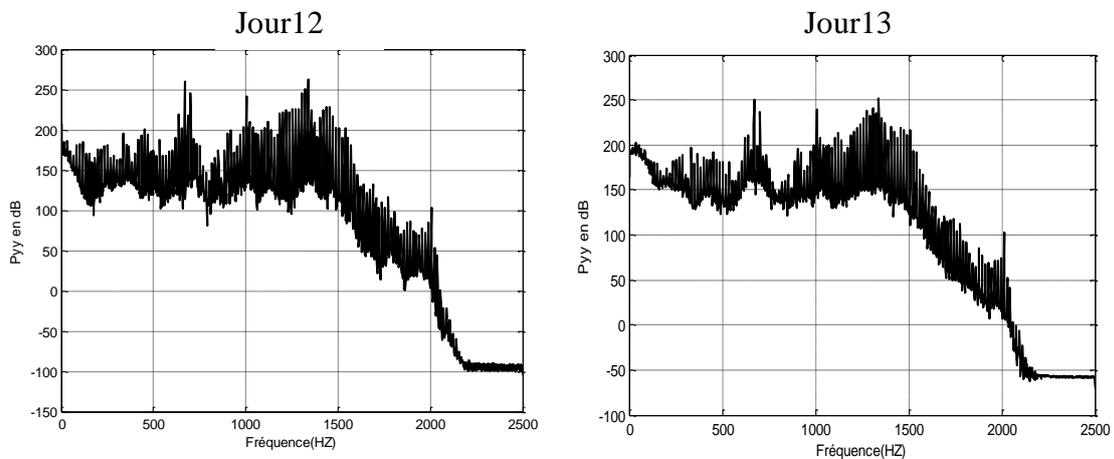
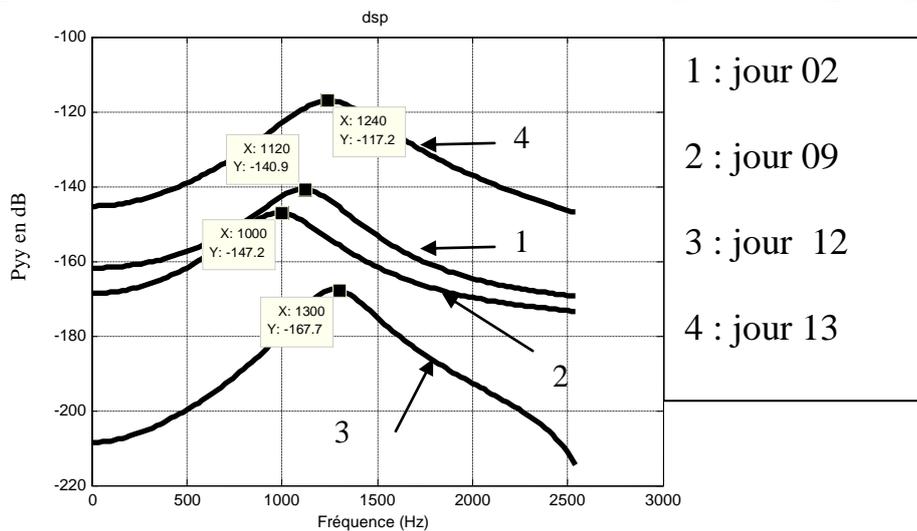


Figure III-26 Densité spectrale de puissance des signaux d'engrenages Pour N=2048.

Interprétation

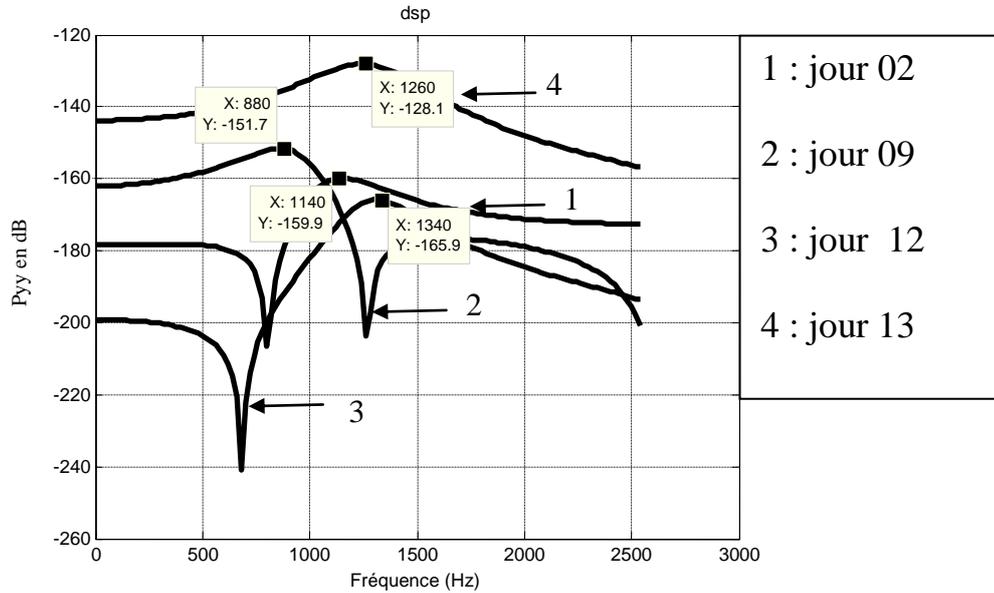
Nous observons sur la figure III-26 et pour un nombre d'échantillons N=2048, qu'il y a une légère diminution dans l'amplitude des pics pour le jour09 en comparaison avec le jour 02. Pour le jour 12, nous remarquons une augmentation importante dans l'amplitude des pics. Pour le jour 13, nous constatons un déplacement et une augmentation dans l'amplitude des pics par rapport au jour 12 (apparition du défaut) .

III-6-3-2 Application de la méthode ARMA-Cadzow sur les signaux d'engrenages



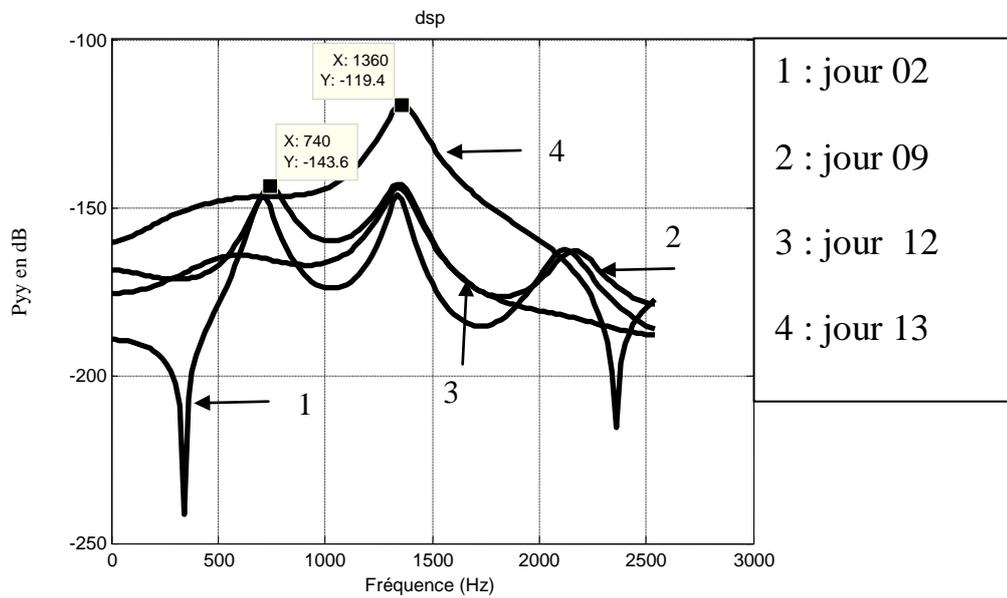
$$P=8, q=7, N=128$$

Figure III-27 Densité spectrale de puissance des signaux d'engrenages pour l'ordre 8 du modèle ARMA.



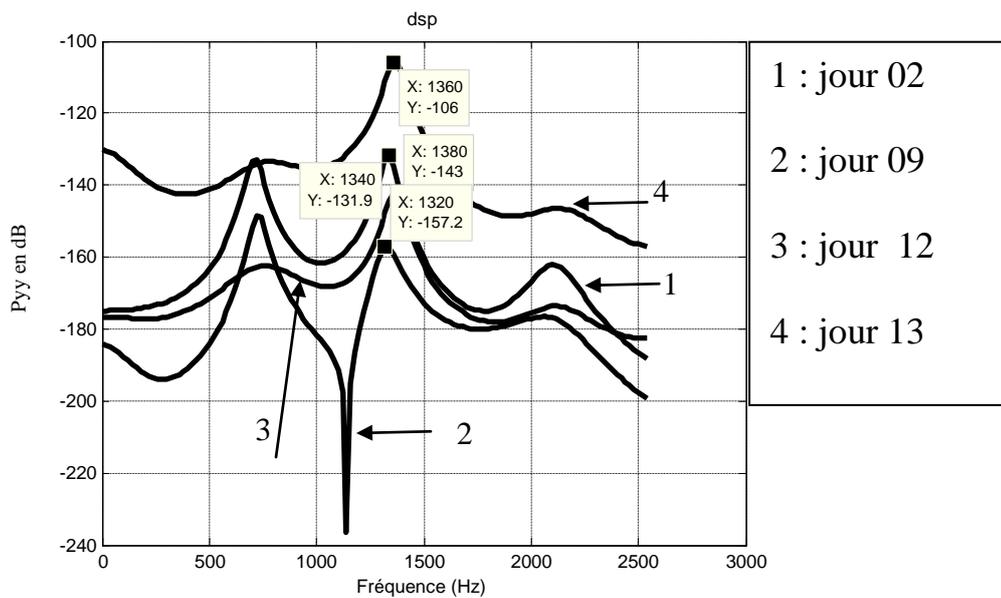
$P=9, q=8, N=128$

Figure III-28 Densité spectrale de puissance des signaux d'engrenages pour l'ordre $p=9$ du modèle ARMA.



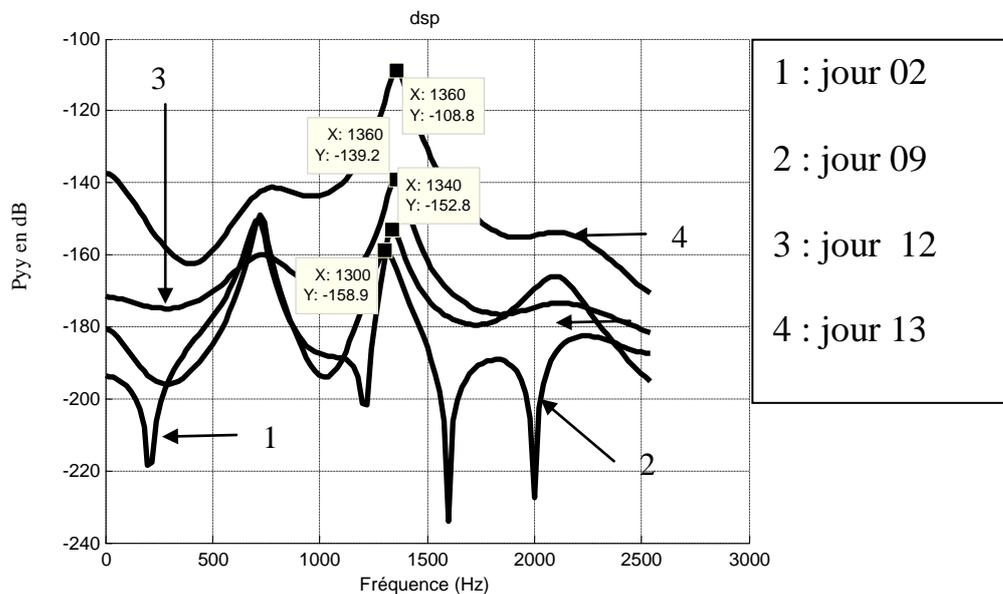
$P=24, q=23, N=128$

Figure III-29 Densité spectrale de puissance des signaux d'engrenages pour l'ordre $p=24$ du modèle ARMA.



P=28, q=27, N=128

Figure III-30 Densité spectrale de puissance des signaux d'engrangs pour l'ordre p=28 du modèle ARMA.



P=30, q=29, N=128

Figure III-31 Densité spectrale de puissance des signaux d'engrenages pour l'ordre p=30 du modèle ARMA.

Interprétation :

Afin de faire une comparaison entre les techniques non paramétriques et les méthodes paramétriques, nous avons commencé par la représentation de la densité spectrale de puissance des signaux d'engrenages en utilisant la méthode de Welch. Les résultats obtenus n'étaient pas convaincants à cause de la présence des fluctuations dans les courbes tracées et la difficulté de tirer l'information sans avoir recours au zooming en plus du nombre de points N élevé (voir Figure III-26).

Ensuite, nous avons appliqué la méthode ARMA-Cadzow au signal d'engrenages et représenté les courbes de la densité spectrale de puissance des signaux d'engrenages. Nous avons constaté aux 12^{ème} et 13^{ème} jours un déplacement des harmoniques de la fréquence d'engrènement avec une augmentation dans leur amplitude relative. Le nombre de points $N = 128$ était suffisant pour tirer l'information utile du signal étudié.

La détection du déplacement du pic de la fréquence d'engrènement ainsi que l'augmentation de son amplitude relative pour le jour 13 a été bien distingué à partir d'un ordre faible $p=7$.

L'augmentation de l'ordre jusqu'à $p=30$, nous a donné une détection correcte et précise de l'apparition et du développement de défaut à partir de la comparaison du 2^{ème} jour et 9^{ème} jour Jusqu'à l'arrivé du 13^{ème} jour ; ce qui était impossible pour les autres ordres faibles.

En conclusion la méthode paramétrique ARAM-Cadzow, nous a donné de bons résultats par la détection précoce de l'apparition du défaut ce qui n'était pas le cas pour la méthode de Welch.

III-7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié la possibilité de surveiller et diagnostiquer un système d'engrenages, composé de deux roues dentées tournant à deux vitesses proches l'une de l'autre à l'aide de la méthode ARMA et l'algorithme de Cadzow.

Les spectres de puissance nous ont révèlé que la méthode ARMA-Cadzow était capable de détecter le défaut qui apparait aux 12^{ème} et 13^{ème} jours par un déplacement du pic de la fréquence d'engrènement ainsi que l'augmentation dans son amplitude relative sans présence des fluctuations dont souffre la méthode de Welch. Cette étude a montré que la technique ARMA-Cadzow peut servir pour un diagnostic précoce des défauts d'engrenages.

La seule difficulté que nous avons rencontrée était de déterminer l'ordre optimal directement sans avoir recours aux interventions humaines. Dans les prochains chapitres, nous allons étudier les fondements des algorithmes génétiques et leur application à l'analyse spectrale ARMA des signaux d'engrenages.

Chapitre IV

Généralités sur les algorithmes génétiques

IV-1 Introduction

Le domaine des séquences temporelles et les méthodes de prédiction ont significativement changé cette dernière décennie à cause de l'influence des nouvelles connaissances en traitement du signal et plus spécialement dans les processus non linéaires. De nouvelles méthodes comme les algorithmes génétiques ont remplacé les approches conventionnelles qui étaient souvent appropriées à de simples modèles linéaires [15].

Néanmoins, il existe toujours des applications où les estimations des processus par des modèles linéaires comme le modèle ARMA, sont suffisantes [6], mais pour des ordres limités (le nombre de paramètres ne doit pas être trop grand).

Afin de surmonter ce problème, les chercheurs ont introduit les approches évolutionnaires basées sur les algorithmes génétiques qui sont une classe de méthodes d'optimisation probabilistiques permettant :

1. Une meilleure sélection des modèles classiques comme le modèle ARMA
2. Une bonne estimation de ses paramètres.

Dans ce chapitre nous allons étudier les algorithmes génétiques et leur puissance dans les problèmes d'optimisation en général et l'estimation de modèles en particulier.

IV-2 Définition [16]

Les algorithmes génétiques (AG) sont des algorithmes d'optimisation stochastique fondés sur les mécanismes de la sélection naturelle et de la génétique. Les AG s'inspirent des mécanismes de l'évolution biologique pour les transposer à la recherche de solutions adaptées au problème qu'on cherche à résoudre. L'évolution biologique procède en sélectionnant des génotypes (intégrés aux chromosomes), sur la base de l'adaptation relative à leur environnement des phénotypes qu'ils génèrent (la qualité de cette adaptation est alors mesurée par la performance - fitness - relative de chaque génotype). Les génotypes qui sont les mieux adaptés à leur environnement ont une plus grande facilité à se reproduire et la reproduction sexuée assure le croisement des gènes les plus

performants dans la population. Les erreurs de copies de chromosomes pendant la reproduction introduisent par ailleurs de la nouveauté sous la forme de mutations au niveau des gènes et de leurs conséquences au niveau du phénotype correspondant. La sélection continue, dans la population, des génotypes avec la performance relative la plus élevée conduit à une amélioration de l'adaptation de la population à son environnement (cela correspond alors à une augmentation de la performance moyenne de la population).

Les AG cherchent à reproduire ce processus. La relation qui existe entre les génotypes et les phénotypes correspond alors au codage qu'on retient pour l'espace des paramètres du problème à résoudre. Les valeurs possibles d'une variable réelle ou entière seront par exemple codées sous la forme d'une chaîne binaire, équivalente aux chromosomes des génotypes, formée de 0 et de 1. Dans sa version la plus simple, à une variable, l'algorithme génétique fera évoluer une population de chromosomes, aléatoirement initialisée, sur la base de la performance relative de chacun d'eux dans le problème en considération. Le croisement et la mutation interviendront alors dans cette population de chromosomes pour permettre l'exploration de l'espace des valeurs des variables considérées (voir la section suivante pour un exemple et une présentation plus détaillée).

Les AG sont basés sur des mécanismes très simples (manipulations élémentaires de chaînes binaires), ils sont robustes car ils peuvent résoudre des problèmes fortement non linéaires et discontinus, et efficaces car ils font évoluer non pas une solution mais toute une population de solutions potentielles et donc ils bénéficient d'un parallélisme puissant. A l'inverse, par exemple, des méthodes conventionnelles de résolutions numériques de type gradient, les AG ne sont pas basés sur une approche analytique mais sur une approche itérative et heuristique. En cela, peu d'information est nécessaire pour leur utilisation: l'espace de recherche possible et un critère d'efficacité correspondant au fitness. Ces propriétés fortes vertueuses et la facilité de leur mise en application ont conduit à un nombre croissant de travaux en électronique ces dernières années.

IV-3 Présentation des algorithmes génétiques (AG) [17]

Un algorithme génétique implémente une version très simplifiée et très schématique des mécanismes de l'évolution biologique. A partir d'un problème qu'on cherche à résoudre, un algorithme génétique est défini par la donnée des quatre éléments de base suivants :

- 1) Individu/chromosome/séquence : une solution potentielle du problème qui correspond à une valeur codée de la variable (ou des variables) en considération.

- 2) Population : un ensemble de chromosomes ou de points de l'espace de recherche (donc des valeurs codées des variables).
- 3) Environnement : L'espace de recherche caractérisé en termes de performance correspond à Chaque individu possible.
- 4) Fonction de performance : la fonction - positive - que nous cherchons à maximiser car elle Représente l'adaptation de l'individu à son environnement.

IV-4 Phases des algorithmes génétiques

A un niveau très général, le fonctionnement d'un AG est alors basé sur les phases suivantes (voir Figure (IV-1) pour un exemple délibérément trivial que nous allons utiliser pour illustrer cette section) :

1. Initialisation (Figure (IV-1) -étape **(a)** pour $t=0$). Une population initiale de chromosomes est tirée aléatoirement N fois où N est le nombre de population désiré.
2. Évaluation (Premier élément de l'étape **(b)**). Chaque chromosome est décodé, puis évalué.
3. Sélection (Les derniers éléments de l'étape **(b)** et **(c)**). Création d'une nouvelle population de chromosomes par l'utilisation d'une méthode de sélection appropriée.
4. Reproduction. Possibilité de *croisement* (étape **(d)**) et de *mutation* (étape **(e)**) au sein de la nouvelle population.
5. **Retour** à la phase d'évaluation (étape **(f)**) tant que la condition d'arrêt du problème n'est pas satisfaite.

Cet exemple illustre ces différentes étapes. Nous allons maintenant les discuter plus en détail.

IV-4-1 Codage et population initiale [18]

Premièrement, il faut représenter les différents états possibles de la variable dont on cherche la valeur optimale sous une forme utilisable par un AG : c'est le codage. Cela permet d'établir une connexion entre les valeurs de la variable et les individus de la population de manière à imiter la connexion qui existe en biologie entre le génotype et le phénotype. Il existe principalement deux types de codage : le codage binaire (représentation sous forme de chaîne binaire) et le codage réel (représentation directe des valeurs réelles de la variable). Nous pouvons facilement passer d'un codage à l'autre. Le codage initialement retenu par John Holland est le codage binaire. Nous allons par conséquent d'abord présenter ce cas.

Définition 1: Séquence/Chromosome/Individu (Codage binaire)

Nous appelons une séquence (chaîne, chromosome, individu) de longueur $l(A)$ un ensemble d'éléments : $H = \{h_1, h_2, \dots, h_l\}$ avec $\forall i \in \{1, \dots, l\}, h_i \in D = \{0, 1\}$.

Un chromosome est donc une suite de bits (formée de zéros et de uns), appelé aussi chaîne binaire.

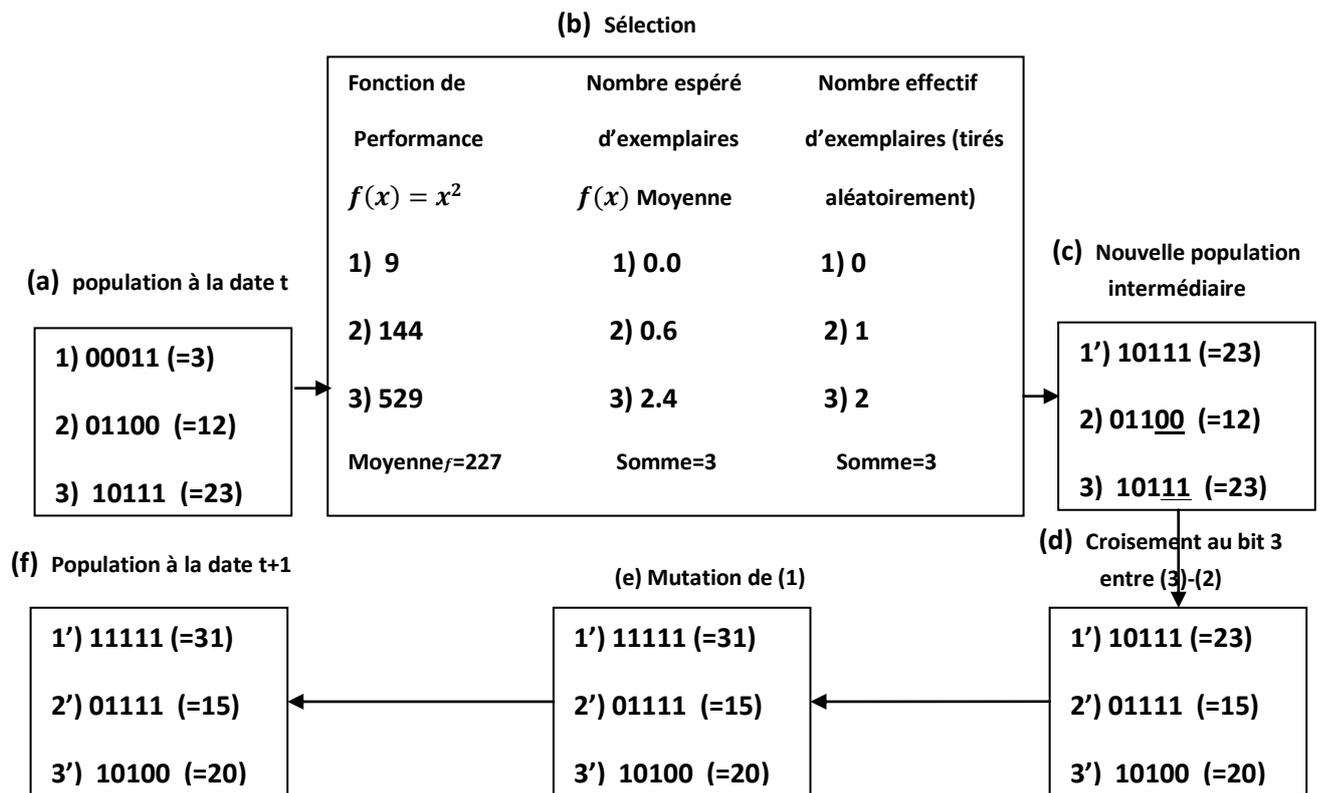


Figure IV-1: Exemple simple d'optimisation de la fonction $f(x)=x^2$ par les AG [15].

Une application des AG à l'optimisation de la fonction $f(x) = x^2$ sur le domaine formé par des entiers entre 0 et 31. Les entiers sont codés avec une chaîne binaire de cinq bits : 00001=1, 11111=31. L'exemple utilise une population initiale aléatoire de trois individus (chromosomes) et l'AG construit une nouvelle population à travers une reproduction sélective (**étape (b)**), des croisements (combinaison de solutions existantes - **étape (d)**) et des mutations (expériences aléatoires, introduction de la nouveauté - **étape (e)**). L'AG atteint en une étape la solution optimale ($x=31$) dans cet exemple schématique. Pour chaque chaîne, le croisement, sa position et le partenaire impliqué sont déterminés de manière aléatoire. La mutation simplement change la valeur du bit concerné : de 0 vers 1 ou de 1 vers 0. Ce processus est contrôlé par : la taille de la population, la taille des chaînes binaires et les probabilités de croisement et de mutation.

Dans le cas d'un codage non binaire, tel que le codage réel, la séquence A ne contient qu'un point, nous avons $H = \{h\}$ avec $h \in \mathbb{R}$

Si le variable concernée possède quatre états possibles, on peut les coder grâce à une chaîne binaire de longueur $l=2$: $\{00,01,10,11\}$. Par conséquent, une chaîne binaire de longueur l peut représenter 2^l États de la variable. L'exemple de la figure IV-1 suppose $2^5 = 32$ états de la variable x

Dans le cas particulier d'un codage binaire, une fonction de décodage d doit permettre le passage de la représentation binaire vers la représentation en termes d'états de la variable initiale. Si cette variable prend des valeurs entières, nous devons avoir : $d: \{0,1\}^l \rightarrow N$ (où l est la longueur de la chaîne).

Le décodage le plus souvent retenu est un simple changement de base. Ainsi la chaîne

$H = \{0,0,0,1,1\}$ peut être décodée de manière à donner

$$0 \times 2^4 + 0 \times 2^3 + 0 \times 2^2 + 1 \times 2^1 + 1 \times 2^0 = 0 + 0 + 0 + 2 + 1 = 3$$

De manière plus générale, toute chaîne binaire A peut donc être décodée en une valeur entière x selon la règle suivante :

$$x = d(H) = \sum_{i=1}^l h_i 2^{l-i} \quad (\text{IV-1})$$

Cette approche peut être généralisée pour représenter les états d'une variable réelle. Supposons que nous cherchons à maximiser f en fonction d'une variable réelle x .

Soit $D = [x_{\min}, x_{\max}]$, avec $D \subset \mathbb{R}$, l'espace de recherche permis et x_{\min} et x_{\max} les bornes inférieures et supérieures. Soit **prec** la précision (chiffre après la virgule) avec laquelle nous cherchons x . Soit $ld = x_{\max} - x_{\min}$ la longueur de l'intervalle D . Nous devons alors diviser cet intervalle en $n_i = ld * 10^{\text{prec}}$ sous intervalles égaux afin de respecter la précision.

Soit $D = [-1, 2]$, nous avons donc $ld = 3$ et si nous voulions une précision **prec**=6.

Alors il nous faut diviser cet intervalle en $n_i = 3000000$ sous intervalles.

Si s est l'entier naturel le plus petit tel que $2^s \succ n_i$, la chaîne binaire de longueur $l=s$ peut alors représenter tous les états de x correspondant à cette précision (dans notre exemple, $s=22$) car $2^{21} = 2097152 < 3000000 < 2^{22} = 4194304$)

La transformation d'une chaîne binaire $A=\{a_1, \dots, a_s\}$ en un nombre réel x peut alors s'exécuter en deux étapes :

1. conversion (de base 2 en base 10) : $\hat{x} = \sum_{i=1}^s a_i 2^{s-i}$;

2. recherche du nombre réel correspondant :

$$x = x_{\min} + \hat{x} \frac{x_{\max} - x_{\min}}{2^s - 1}$$

Ou de manière plus directe:

$$x = x_{\min} + \frac{ld}{2^s - 1} \sum_{i=1}^s a_i 2^{s-i}$$

Exemple : soit $A = \{1,1,0,0,1,0,1,0,0,0,0,1,1,0,1,1,1,1,1,1,1\}$.

Alors $\hat{x} = \sum_{i=1}^{s=22} a_i 2^{s-i} = 1 * 2^{21} + 1 * 2^{20} + 0 * 2^{19} + \dots + 1 * 2^0 = 3311359$ et

$$x = 1 + 3311359 \frac{2 - (-1)}{2^{22} - 1} = 1.368469 \in [-1, 2]$$

L'AG démarre alors avec une population composée par un tirage aléatoire de N individus (chaînes, chromosomes) dans le codage retenu. Avec un codage binaire, selon la taille « 1 » ou « s » de la chaîne, on effectue alors pour chaque individu l tirages dans $\{0,1\}$, selon une loi de probabilité (la loi uniforme est couramment retenue). La performance de chacun de ces individus doit alors être évaluée.

IV-4-2 Fonction de performance [19]

Chaque chromosome apporte une solution potentielle au problème à résoudre. Néanmoins, ces solutions n'ont pas toutes le même degré de pertinence. C'est à la fonction de performance (fitness) de mesurer cette efficacité pour permettre à l'AG de faire évoluer la population dans un sens bénéfique pour la recherche de la meilleure solution. Autrement dit, la fonction de performance, $f(\cdot)$, doit pouvoir attribuer à chaque individu un indicateur positif représentant sa pertinence pour le problème qu'on cherche à résoudre.

Dans notre exemple, la valeur de la fonction objectif ($f(x) = x^2$) peut être utilisée directement puisqu'elle est nécessairement positive de manière plus générale.

IV-4-2-1 Définition Performance -fitness- d'une séquence :

Nous représentons la performance d'une séquence A par une fonction à valeurs positives,

$$f : A \rightarrow f(A) \in \mathbb{R}_+.$$

Dans le cas du codage binaire, la fonction de performance doit affecter une valeur positive au codage correspondant (phénotype) à chaque chaîne binaire (génotype) :

$\forall A \in \{0,1\}^l, f(d(A)) \in \mathbb{R}_+$ le but d'un algorithme génétique est alors simplement de trouver la chaîne qui maximise cette fonction f . Bien évidemment, dans le cas d'un codage binaire, chaque problème particulier nécessitera ses propres fonctions d et f .

Dans notre exemple très simple la valeur de la fonction à maximiser ($f(x) = x^2$) est directement utilisée avec la valeur décodée de chaque individu de la population pour évaluer la performance de ces individus :

$$f(\{0,0,0,1,1\}) = d(\{0,0,0,1,1\})^2 = 3^2 = 9.$$

Une fois que la performance de chaque individu dans la population actuelle est évaluée, les mécanismes évolutionnaires entrent en jeu pour procéder à l'exploration de l'espace des valeurs. Les opérateurs de l'AG cherchent à imiter ces mécanismes.

IV-4-3 Opérateurs [18]

Trois opérateurs jouent un rôle prépondérant dans la possible réussite d'un AG : l'opérateur de sélection, l'opérateur de croisement et l'opérateur de mutation. Si le principe de chacun de ces opérateurs est facilement compréhensible, il est toutefois difficile d'expliquer

l'importance isolée de chacun de ces opérateurs dans la réussite de l'AG. En partie, cela tient au fait que chacun de ces opérateurs agit selon divers critères qui lui sont propres (valeur sélective des individus, probabilité d'activation de l'opérateur, etc.).

a. Opérateur de Sélection

Cet opérateur détermine la capacité de chaque individu à persister dans la population et à se diffuser. En règle générale, la probabilité de survie d'un individu sera directement reliée à sa performance relative au sein de la population. Cela traduit bien l'idée de la sélection naturelle : les gènes les plus performants ont tendance à se diffuser dans la population tandis que ceux qui ont une performance relative plus faible ont tendance à disparaître.

Il existe plusieurs méthodes pour représenter la sélection. La méthode la plus connue et la plus utilisée est sans doute, la sélection par roulette biaisée (roulette wheel). Selon cette méthode, chaque chromosome sera dupliqué dans une nouvelle population proportionnellement à sa performance. On effectue, en quelque sorte, autant de tirages avec remise qu'il y a d'éléments dans la population. Ainsi, dans le cas d'un codage binaire, la performance d'un chromosome particulier, A_i , étant $f(d(A_i))$, la probabilité avec laquelle il sera réintroduit dans la nouvelle population de taille N est :

$$p[A_i] = \frac{f(d(A_i))}{\sum_{j=1}^N f(d(A_j))} \quad (\text{VI-2})$$

Plus la performance d'un individu est élevée par rapport à celle des autres individus de la même population, plus il a une chance d'être reproduit dans la population. Les individus ayant une grande performance relative ont donc plus de chance d'être sélectionnés. On parle alors de sélection proportionnelle. Le nombre espéré de chaque individu dans la nouvelle population qui va résulter de la sélection est alors égal à :

$$n_i = N \times P[A_i] = N \times \frac{f(d(A_i))}{\sum_{j=1}^N f(d(A_j))} = \frac{f(d(A_i))}{\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N f(d(A_j))} = \frac{f(d(A_i))}{\bar{f}}$$

Dans notre exemple simple, nous observons avec la population initiale :

$$n_1 = \frac{f(d\{0,0,0,1,1\})}{\bar{f}} = \frac{3^2}{227} = \frac{9}{227} = 0.0$$

$$n_2 = \frac{f(d\{0,1,1,0,0\})}{\bar{f}} = \frac{12^2}{227} = \frac{144}{227} = 0.6$$

$$n_3 = \frac{f(d\{1,0,1,1,1\})}{\bar{f}} = \frac{23^2}{227} = \frac{529}{227} = 2.4$$

Avec $n_1+n_2+n_3=3=N$. En suite un tirage aléatoire est effectué en accord avec ces nombres espérés de reproduction. Tout se passe donc comme si on tirait N fléchettes sur un jeu sous forme de camembert où la part de chaque individu est égale à sa performance relative, ou comme si on faisait tourner une roue de la fortune de même forme. D'où le nom de ce mécanisme de sélection.

L'inconvénient majeur de cette méthode repose sur le fait qu'un individu qui n'est pas le meilleur peut tout de même dominer la sélection. Cette méthode peut aussi engendrer une perte de diversité par la domination d'un individu. Un troisième inconvénient est sa faible performance vers la fin du processus, quand les individus se ressemblent (car la population est alors dominée par des individus qui ont des performances relatives similaires) résume très bien tous ces inconvénients :

Pensez à une situation où une chaîne [chromosome pour nous] de la population possède comparativement une performance élevée sans être optimale ou très proche de l'optimum. Disons que la performance de cette chaîne est dix fois plus grande que la performance moyenne. Il pourrait facilement arriver, après quelques générations, que la population ne soit entièrement constituée que de cette chaîne. Dans un tel cas, l'algorithme génétique n'évoluera plus et l'optimum ne sera pas trouvé. Ce phénomène est appelé « convergence prématurée » et c'est l'un des problèmes les plus fréquents lors de l'utilisation des algorithmes génétiques.

Une solution à ce problème ne tient pas dans l'utilisation d'une autre méthode de sélection mais dans l'utilisation d'une fonction de performance modifiée. Ainsi, nous pouvons utiliser un changement d'échelle (scaling) afin d'accroître de manière artificielle l'écart relatif entre les performances, de façon à créer une différence plus forte de performance entre des individus similaires et à forcer la sélection à faire évoluer la population.

Brièvement, il existe d'autres méthodes de sélection, la plus connue étant celle du tournoi (tournament selection) : on tire deux individus aléatoirement dans la population et on

reproduit le meilleur des deux dans la nouvelle population. On réitère cette procédure jusqu'à ce que la nouvelle population soit complète. Cette méthode donne de bons résultats. Toutefois, aussi important que soit la phase de sélection, elle ne crée pas de nouveaux individus dans la population. Ceci est le rôle des opérateurs de croisement et de mutation.

b. Opérateur de Croisement :

L'opérateur de croisement permet la création de nouveaux individus selon un processus fort simple. Il permet donc l'échange d'information entre les chromosomes (individus) par le biais de leur combinaison. La population qui résulte de la sélection est divisée en deux sous-population de taille $N/2$ et chaque couple formé par un membre provenant de chaque sous-population participe à une croisement avec une probabilité donnée (la probabilité de croisement, p_c , souvent supérieur à 60%). Si le croisement a lieu, sa localisation entre la position 1 et la position l , dans le cas du codage binaire, est tirée selon une loi uniforme et les deux individus échangent leurs gènes des deux cotés de cette localisation. Dans notre exemple Figure IV-2 un croisement localisé à la troisième position a eu lieu entre les individus 2 et 3 :

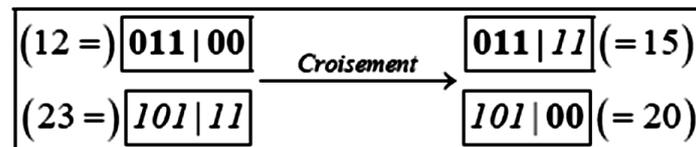


Figure IV-2 Exemple d'une opération de croisement

Deux nouveaux individus ont été créés par ce biais. Toutefois, un individu sélectionné lors de la reproduction ne subit pas nécessairement l'action d'un croisement. Ce dernier ne s'effectue qu'avec une certaine probabilité. Plus cette probabilité est élevée et plus la population subira de changement. On peut aussi imaginer que le croisement ait lieu entre plusieurs zones différentes des chaînes (plutôt que deux comme dans cet exemple (figIV-2)).

Quoi qu'il en soit, il se peut que l'action conjointe de la reproduction et du croisement soit insuffisante pour assurer la réussite de l'AG. Ainsi, dans le cas du codage binaire, certaines chaînes peuvent totalement disparaître de la population. Par exemple si aucun individu de la population initiale ne contient pas de 1 en dernière position de la chaîne, et que ce 1 fasse partie de la chaîne optimale à trouver, aucun croisement ne peut faire apparaître cet élément. Ce dernier ne peut s'introduire dans la population que si l'on permet l'expérimentation au

hasard et c'est pour remédier, entre autre, à ce problème que l'opérateur de mutation est utilisé.

c. Opérateur de Mutation

Le rôle de cet opérateur est de modifier aléatoirement, avec une certaine probabilité, la valeur d'un composant de l'individu. Dans le cas du codage binaire, chaque bit $g_i \in \{0,1\}$, est remplacé selon une probabilité p_m par son complémentaire : $\bar{g}_i = 1 - g_i$

Dans notre exemple de la figure IV-1, une mutation a eu lieu à l'étape (e), en deuxième position du premier chromosome et elle a transformé ce bit de zéro à un.

La mutation est traditionnellement considérée comme un opérateur intervenant à la marge dans la mesure où sa probabilité est en général fixée assez faible (de l'ordre de 1%). Mais elle confère aux algorithmes génétiques une propriété très importante : l'ergodicité (i.e. tous les points de l'espace de recherche peuvent être atteints). Cet opérateur est donc d'une grande importance et il est loin d'être marginal. Il a de fait un double rôle : celui d'effectuer une recherche locale et/ou de sortir d'une trappe (optima locaux).

IV-5 paramètres importants en AG [19][20]

Les opérateurs de l'algorithme génétique sont guidés par un certain nombre de paramètres structurels donnés. La valeur de ces paramètres influence la réussite ou non et la rapidité d'un algorithme génétique. Nous allons maintenant discuter rapidement le rôle de ces paramètres dans la version simple que nous avons retenue des AG.

La taille de la population N est la longueur du codage de chaque individu l . Si N est trop grand le temps de calcul de l'algorithme peut s'avérer très important ; si N est trop petit, il peut converger trop rapidement vers un mauvais chromosome. Cette importance de la taille est essentiellement due à la notion de **parallélisme implicite** : plus N est grand, plus élevé est le nombre de solutions potentielles évaluées en parallèle par l'AG.

La probabilité de croisement p_c dépend en général de la forme de la fonction de performance. Son choix est bien souvent heuristique (tout comme pour p_m : la probabilité de mutation).

Plus elle est élevée, plus la population subit de changements importants. Les valeurs généralement admises sont comprises entre 0.5 et 0.9.

La probabilité de mutation p_m est généralement faible puisqu'un taux élevé risque de conduire à une solution sous-optimale en perturbant celle qui est optimale.

Plutôt que de réduire p_m , une autre façon d'éviter que les meilleurs individus soient altérés est d'utiliser l'élitisme : Ainsi, peut-on choisir, par exemple, de reproduire à l'identique les 5% meilleurs de la population à chaque génération, l'opérateur de reproduction ne jouant alors que sur les 95% restant.

Partant du constat que les valeurs des paramètres des différents opérateurs sont eux-mêmes inconnus et ne peuvent être améliorés au fur et à mesure que de façon expérimentale, certains auteurs, tels Bäck (1992) ou Novkovic et Sverko (1997) [20] [21], proposent d'utiliser une sorte de méta-AG : l'un pour trouver l'individu optimal et l'autre pour trouver la valeur optimale des paramètres. Ces deux algorithmes tourneraient alors simultanément ou séquentiellement. Toutefois, il est inévitable que le temps de calcul s'alourdisse en conséquence.

IV-6 Codage réel [21]

Tous ces opérateurs sont assez simples à mettre en place dans le cas du codage binaire. Malgré tout, quelques inconvénients existent (voir à ce sujet Michalewicz (1992)[18]) pour des exemples concrets.

Il est peut être difficile d'adapter ce codage à certains problèmes. La représentation binaire traditionnelle utilisée pour les algorithmes génétiques crée des difficultés pour les problèmes d'optimisation de grandes dimensions à haute précision numérique. Par exemple, si l'on doit utiliser 100 variables appartenant au domaine $[-500,500]$ et si l'on a besoin d'une précision de l'ordre de 10^{-6} , on doit utiliser des chromosomes d'une longueur de $l=3000$. Cela, en retour, génère un espace de recherche de l'ordre de 10^{1000} . Pour de tels problèmes, les algorithmes génétiques basés sur des représentations binaires ont de faibles performances comme le montre Michalewicz et ATTIA (1994)[22].

La distance de Hamming entre le codage binaire de deux nombres réels proches peut être assez grande. L'entier 7 correspond à la chaîne binaire 0111 et la chaîne 1000 correspond à l'entier 8, or la Distance entre ces deux nombres binaires est de 4. Ce qui crée bien souvent une convergence mais non l'obtention de la valeur optimale. Suivant le problème, la résolution de l'algorithme peut être coûteuse en temps. Le croisement et la mutation peuvent être inadaptés (pour la création, par exemple, d'individus n'appartenant pas à l'espace de recherche).

Une des améliorations majeures consiste alors à se servir directement de nombres réels. Les résultats donnés par Michalewicz (1992)[18] et Michalewicz et ATTIA (1994)[22] montrent que la représentation réelle aboutit souvent à une meilleure précision et qu'en règle générale

le gain en termes de temps de calcul (CPU) est important. Ils en concluent qu'une représentation plus naturelle du problème offre des solutions plus efficaces.

En utilisant le codage réel, l'individu n'est alors plus qu'un nombre réel dans l'espace des valeurs permises : $H = \{h\}, h \in D \subset R$. L'opérateur de sélection reste identique à celui de la roulette biaisée ou du tournoi. En revanche, on utilise de nouveaux opérateurs de croisement et de mutation (voir Michalewicz (1992) et Michalewicz et ATTIA (1994) [18],[22]) pour une présentation détaillée de ces opérateurs à codage réel.

a. Opérateur de croisement

L'opération de croisement simple du cas binaire ne peut plus être utilisée ici quand on a une seule variable puisque chaque individu est alors un scalaire et non une chaîne. Toutefois, pour une recherche de plus grande dimension, nous pouvons utiliser cet opérateur d'une façon similaire. Ainsi, soient $Y = (y_1, y_2, y_3)$ et $X = (x_1, x_2, x_3)$ deux membres (vecteur de dimension trois) de la population initiale. Nous recherchons donc trois points dans un espace de recherche de dimension trois.

L'opération de croisement simple est similaire dans son principe à celle décrite dans le cas binaire. Pour ce faire, nous générons un nombre aléatoire r à partir d'une distribution uniforme sur l'ensemble (1,2,3) et deux nouveaux individus, \tilde{X} et \tilde{Y} sont créés selon la règle suivante:

$$\tilde{x}_i = \begin{cases} x_i, & \text{si } i < r \\ y_i & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{IV-3a})$$

$$\tilde{y}_i = \begin{cases} y_i, & \text{si } i < r \\ x_i, & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{IV-3b})$$

Il est aussi possible d'effectuer un croisement arithmétique (cette opération est alors valable même pour une recherche de dimension un). Ce croisement effectue une simple combinaison linéaire entre les parents. Soit, après avoir généré un nombre aléatoire $\alpha = U(0,1)$ les nouveaux parents sont :

$$\tilde{X} = \alpha X + (1-\alpha)Y \quad (\text{IV} - 4\text{a})$$

$$\tilde{Y} = (1-\alpha)X + \alpha Y \quad (\text{IV} - 4\text{b})$$

Enfin, on peut aussi avoir recours à un croisement heuristique. Cet opérateur effectue une extrapolation linéaire des deux individus pour créer un nouvel individu qui va les remplacer. Ce nouvel individu, Z , est créé selon le processus suivant (sous l'hypothèse que $f(x) \geq f(y)$, sinon X est permuté avec Y) qui utilise un nombre aléatoire $r \in [0,1]$:

$$Z = X + r(X - Y) \quad (\text{IV-5})$$

Il est possible qu'une valeur de r ne donne pas de valeur admissible. La procédure est alors répétée jusqu'à ce que l'on obtienne une valeur admissible ou qu'un nombre maximal de répétitions soit atteint. Cet opérateur est le seul des mécanismes de croisements à utiliser *directement* une information reliée à la performance. Quand le calcul de la performance n'est pas trop coûteux, cette méthode peut être utilisée pour améliorer l'efficacité de la recherche et le réglage fin (fine tuning) de l'AG au niveau local.

b. Opérateur de mutation

La mutation uniforme est identique à celle du codage binaire. Ainsi, chaque variable $x_i \in X$ est changée selon une certaine probabilité en un nombre aléatoire tiré dans une distribution uniforme sur l'intervalle $[b_1^i, b_2^i]$ avec b_1^i et b_2^i les bornes inférieures et supérieures pour x_i .

La mutation non uniforme revient à changer la variable x_i en un nombre tiré dans une distribution non uniforme. Cette nouvelle variable x_i est telle que :

$$\tilde{x}_i = \begin{cases} \{x_i + (b_2^i - x_i)f(G), & \text{si } \alpha < 0.5 \\ \{x_i - (x_i - b_1^i)f(G), & \text{si } \alpha \geq 0.5 \end{cases} \quad (\text{IV-6})$$

Avec

$$f(G) = \tilde{\alpha} \left(1 - \frac{G}{G_{max}}\right)^b$$

$\alpha, \tilde{\alpha}$ = nombres aléatoires $\in (0,1)$.

G = la génération courante.

G_{max} = le nombre maximum de generations (i.e de création de nouvelles populations).

b = un paramètre déterminant le degré de non uniformité.

Nous avons un dernier opérateur de mutation : la mutation dans les bornes. Avec cet opérateur, chaque variable $x_i \in X$ (choisie pour muter) prend pour valeur l'une des deux bornes b_1^i ou b_2^i avec équiprobabilité. A l'évidence, cet opérateur n'a d'intérêt et d'efficacité que si la solution est proche des bornes de l'espace de recherche. Notons qu'il est possible de combiner plusieurs opérateurs en même temps.

IV-7 Conclusion:

Dans ce chapitre, nous avons décrit les algorithmes génétiques et leur utilisation dans les problèmes d'optimisation en faisant appel à différents opérateurs comme la mutation des populations, la sélection et la reproduction.

Nous avons examiné les principales caractéristiques des algorithmes génétiques qui les rendent des outils simples et efficaces pour explorer un espace de performance donné. A ce titre, ils sont souvent utilisés pour faire fonctionner ou pour affiner d'autres algorithmes.

Dans le prochain chapitre, les AG seront utilisées pour estimer les paramètres et leur nombre d'un modèle ARMA et améliorer ainsi les performances de la technique d'analyse spectrale paramétrique ARMA des signaux stationnaires.

Chapitre V

Optimisation des modèles ARMA par les algorithmes génétiques: application à l'analyse spectrale paramétrique des signaux d'engrenages

V-1 Introduction

Dans ce chapitre, nous allons présenter l'estimation des paramètres du modèle ARMA à l'aide des algorithmes génétiques, sa mise en œuvre et sa complexité de calcul. Nous détaillerons les étapes à suivre pour atteindre la performance voulue via une convergence vers le modèle optimal à l'aide de la puissance des AG. Une application des AG à l'analyse spectrale des signaux d'engrenages sera également réalisée.

V-2 Utilisation des AG dans la modélisation ARMA [23,...,27]

Généralement un modèle ARMA est défini par l'équation suivante:

$$x_n + \sum_{j=1}^p a_j x_{n-j} = \sum_{i=0}^q b_i e_{n-i} \quad (\text{V-1})$$

p et q sont respectivement les ordres des parties AR et MA du modèle ARMA,

(x_n) le signal aléatoire échantillonné ($n \in \mathbb{N}$),

(e_n) le bruit blanc centré,

$\{a_j\}$, avec $a_0=1$, coefficients autorégressifs (AR),

$\{b_j\}$, avec $b_0=1$, coefficients à moyenne ajustée(MA).

Afin d'estimer les paramètres du modèle ARMA présenté par l'équation (V-1), une approche évolutionnaire sera appliquée selon l'organigramme de la figure V-1.

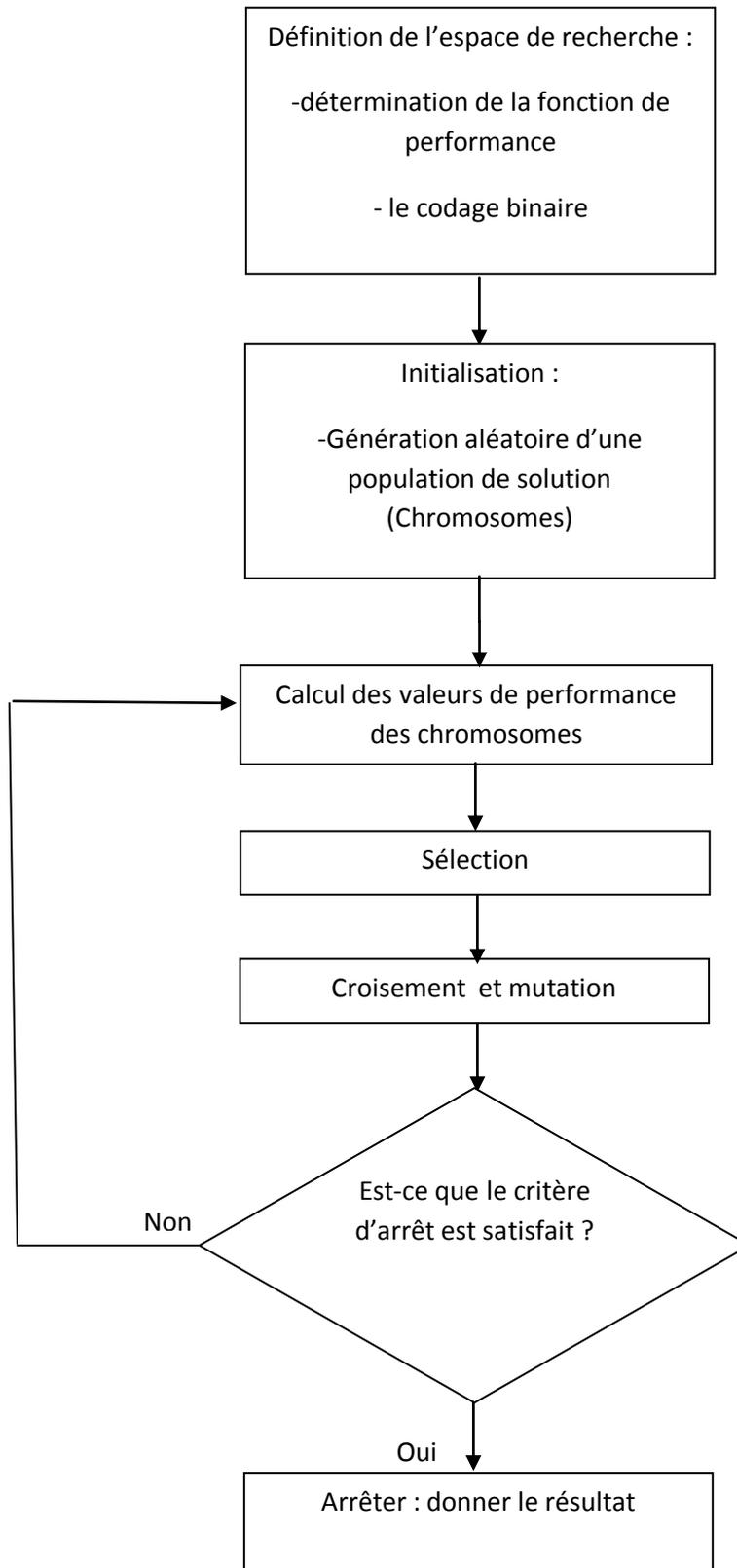


Figure V-1 Organigramme des algorithmes génétiques.

V-2-1 Les éléments importants dans l'application des AG en vue de l'optimisation de la Modélisation ARMA

Comme nous savons, les AG sont des méthodes d'optimisation au service d'autres algorithmes. Dans notre cas, nous allons d'abord estimer les paramètres ARMA en utilisant une méthode classique comme la méthode de CADZOW et puis nous utilisons les AG afin d'affiner les résultats obtenues par la méthode classique.

V-2-1-1 Codage des paramètres ARMA [28,.....,37]

Le codage utilisé dans notre travail est le codage binaire parce qu'il simplifie l'adaptation du problème étudié à l'application des AG. Dans ce travail nous avons utilisé deux types de codages :

a) Codage pour l'étude de la pertinence des paramètres

Ce codage se base sur l'étude de la pertinence d'un paramètre qui signifie l'influence de l'insertion ou de l'exclusion de ce dernier dans l'estimation du modèle afin d'atteindre une meilleure optimisation.

Pour cela chaque paramètre ARMA estimé auparavant avec la méthode ARMA-Cadzow est codé avec 1 et 0, où 1 signifie l'insertion du paramètre dans le modèle et 0 l'exclusion de ce dernier. Le tout forme une chaîne binaire appelée chromosome ou solution. Le nombre de paramètres pertinents (participants) est inconnu avant l'exécution de l'algorithme et est donné au hasard.

Pour mieux comprendre on donne un exemple représenté par la figure V-2

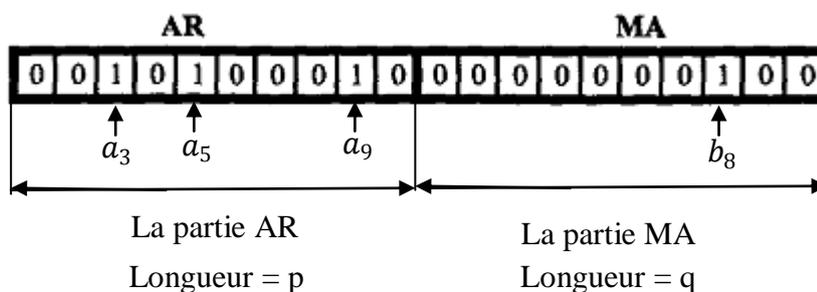


Figure V-2 Exemple de codage des paramètres ARMA.

La figure V-2 représente un ARMA(10,10)^{3,1} ou le (3,1) indique que seulement 3 paramètres AR et un seul paramètre MA sont inclus, le modèle correspondant codé par ce chromosome est le suivant :

$$x(n) = -a_3x(n-3) - a_5x(n-5) - a_9x(n-9) + e(n) + b_8e(n-8) \quad (V-2)$$

b) codage pour l'étude de la précision des paramètres :

Puisque il y a toujours une erreur dans l'estimation des valeurs des paramètres ARMA en utilisant les méthodes classiques (ARMA-CADZOW dans notre cas). Nous choisissons pour Chaque paramètre de $(a_1, \dots, a_p, b_0, \dots, b_q)$ (en se basant sur les valeurs estimées par la méthode ARMA-Cadzow) une limite inférieure l_i ; limite supérieure u_i et une résolution R_i . La longueur de la chaîne binaire L_i dépend de la résolution spécifiée par le chercheur dans l'espace de recherche. Avec le codage binaire, la résolution de chaque paramètre est définie comme suit :

$$R_i = \frac{u_i - l_i}{2^{L_i - 1}} \quad (V-3)$$

Pour $i = 1, \dots, p + q$.

En conséquence, l'ensemble des paramètres $(a_1, \dots, a_p, b_0, \dots, b_q)$ peut se transformer en une chaîne binaire (chromosome) de longueur $L = \sum_{i=1}^{p+q} L_i$. Nous notons que chaque chromosome présente une solution pour le problème. Par exemple, supposons le paramètre

(a_1, b_0) est donné comme suit:

$$a_{1_{(ARMA - Cadzow)}} - 0.5 \leq a_1 \leq a_{1_{(ARMA - Cadzow)}} + 0.5$$

$$b_{0_{ARMA - Cadzow}} - 0.5 \leq b_0 \leq b_{0_{ARMA - Cadzow}} + 0.5$$

Où $a_{1_{(ARMA - Cadzow)}}$ signifie la valeur du paramètre a_1 estimé par la méthode ARMA-Cadzow.

La résolution pour a_1 est $R_1=0.1$, pour b_0 est $R_2=0.1$. Donc le nombre de bits nécessaire pour a_1, b_0 sont quatre, quatre, respectivement. Donc nous pouvons coder a_1, b_0 selon le tableau V-1.

a_1	code	b_0	code
$a_{1(ARMA - Cadzow)} - 0.5$	0000	$b_{0ARMA - Cadzow} - 0.5$	0000
$a_{1(ARMA - Cadzow)} - 0.4$	0001	$b_{0ARMA - Cadzow} - 0.4$	0001
.	.	.	.
.	.	.	.
$a_{1(ARMA - Cadzow)} + 0.5$	1011	$b_{0ARMA - Cadzow} + 0.5$	1011

Tableau V-1 Exemple de codage des paramètres ARMA.

V-2-1-2 Fonction de performance [38,..... ,45]

La fonction de performance a une grande influence dans la vitesse de convergence d'un AG.

Pour conduire la recherche vers une solution optimale, la fonction de performance doit refléter les propriétés du modèle étudié. Sinon l'évolution de l'algorithme et le temps de calcul vont s'alourdir, ce qui est inacceptable pour la performance d'un algorithme.

Dans la littérature de la modélisation ARMA, l'erreur quadratique est souvent utilisée comme un critère de la qualité du modèle.

Généralement l'erreur quadratique (Sum Squared Error) est définie comme suit :

$$SSE = \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (V-4)$$

Où n est le nombre de points ou d'observations et

$$e_i = x(i) - \hat{x}(i) \quad (V - 5)$$

Avec $x(i)$ la réponse mesurée et $\hat{x}(i)$ la réponse estimée.

V-3 Simulation et test de la procédure développée sur des signaux modèles

V 3-1 Test du codage pour l'étude de la pertinence des paramètres

Dans ce qui suit nous allons essayer d'appliquer les AG sur des signaux simulés afin de tester la performance apportée par l'utilisation des AG dans la modélisation ARMA.

V-3-1-1 Signal modèle 1 (voir chapitre III page 24)

Cas1 : $p=4$, $q=3$, $\text{tap (taille de population)}=80$

L'utilisation de l'algorithme ARMA-CADZOW donne les paramètres ARMA suivants pour le signal modèle 1 :

1.0543	-2.2696	1.0543	-1.0000	-0.6638	0.4994	0.4204
--------	---------	--------	---------	---------	--------	--------

L'erreur quadratique résultante de l'estimation est $SSE=60.3997$

Après l'application des AG, le meilleur chromosome obtenu est

1	1	1	1	0	0	0
---	---	---	---	---	---	---

Ce qui correspond à

1.0543	-2.2696	1.0543	-1.0000	0	0	0
--------	---------	--------	---------	---	---	---

Nous constatons bien que les AG ont tendance à supprimer toute la partie MA, ce qui limite le nombre de paramètres à seulement 4 paramètres après avoir été 7 paramètres ; avec une erreur quadratique $SSE=2.1440*10^{-024} \cong 0$ au lieu de **60.3997** obtenue par la méthode Cadzow. Nous observons ainsi une amélioration surprenante par les AG après 10 générations. Les figures V-4 à V-7 illustrent bien cette amélioration.

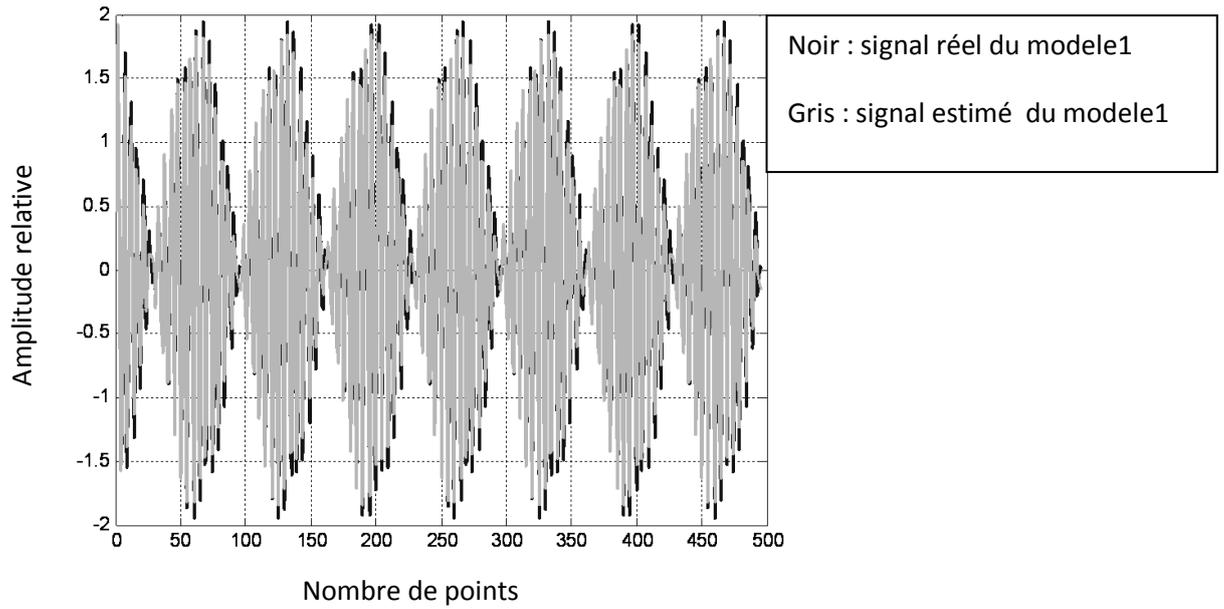


Figure V-4 Tracé du signal réel et celui estimé du modèle 1 avant l'utilisation des AG.

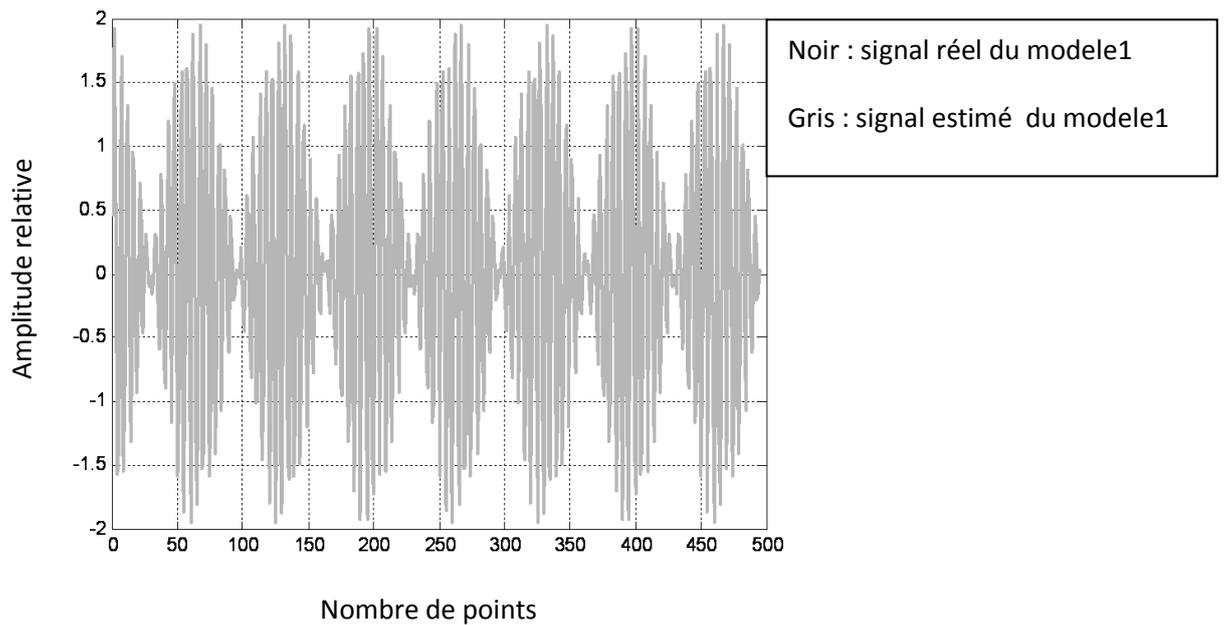


Figure V-5 Tracé du signal réel et celui estimé du modèle 1 après l'utilisation des AG.

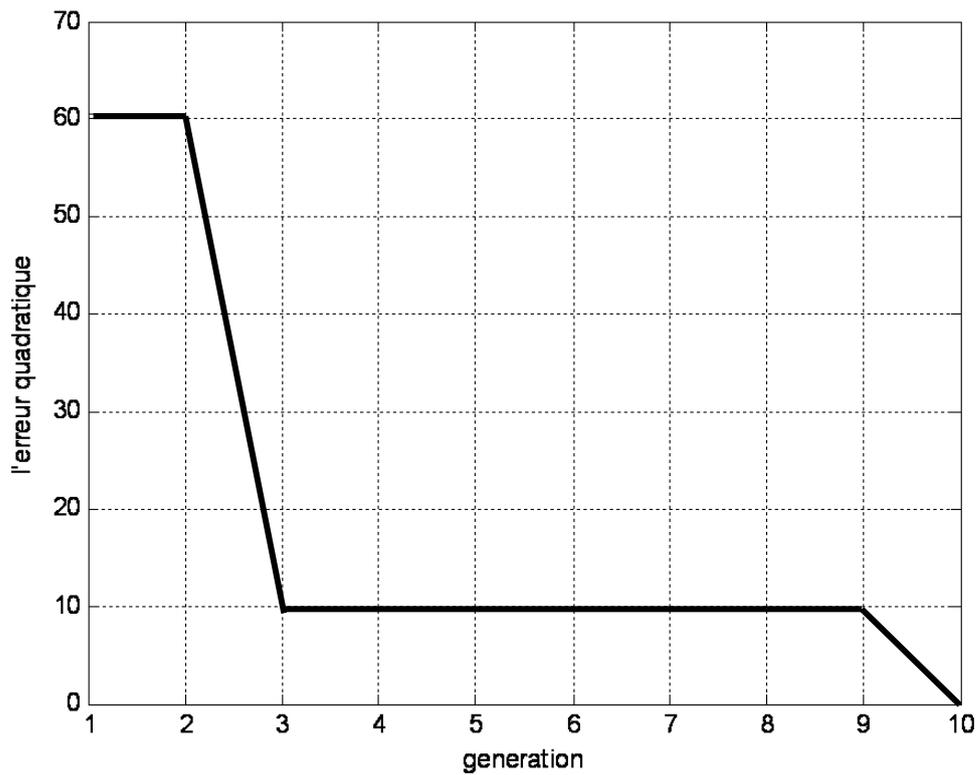


Figure V-6 Evolution de l'erreur quadratique à travers les générations.

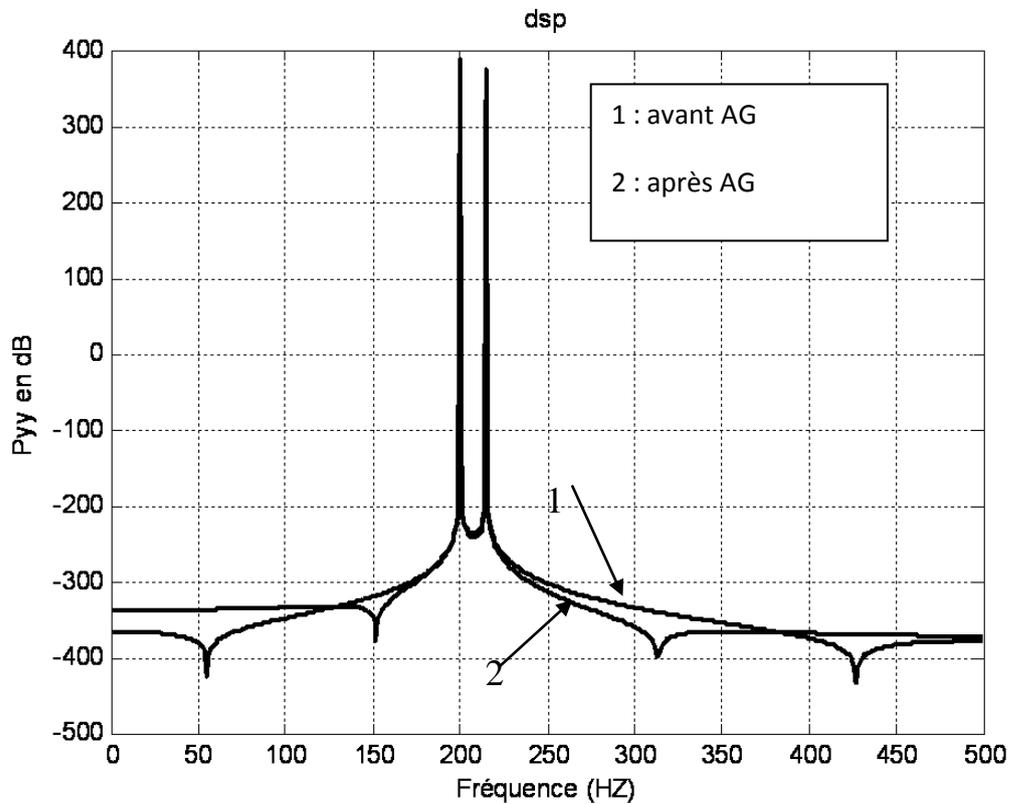


Figure V-7 Densité spectrale de puissance du signal modèle 1 avant et après l'utilisation des AG.

Interprétation des courbes :

Nous remarquons bien sur les figures (V-4, V-5) ,qu' avant l'utilisation des AG le signal estimé se distingue bien du signal réel (une grande erreur d'estimation) , mais après l'utilisation des AG le signal estimé est presque le même que le signal réel avec une erreur presque négligeable. La figure V-6 explique l'amélioration apportée par les AG en minimisant l'erreur quadratique d'une façon surprenante et montre la diminution de l'erreur à travers les générations (10 générations étaient suffisantes pour atteindre une erreur négligeable).

En ce qui concerne la densité spectrale de puissance illustrée sur la figure (V-7), nous observons clairement sur la courbe rouge le commencement de l'augmentation de l'amplitude en 50Hz et sur la courbe noire en 150Hz. Ainsi les AG permettent la détection précoce de la présence des deux fréquences pour la courbe rouge, ce qui se considère comme une amélioration en terme de densité spectrale de puissance.

Cas2 : p=10, q=9, tap=80

Cette fois l'ordre est pris d'une façon aléatoire pour pouvoir tester la performance réelle des AG. Après l'estimation des paramètres du modèle en utilisant l'algorithme ARMA-CADZOW, nous obtenons les paramètres ARMA suivants :

0.1429	-0.6859	-0.4025	0.3415	0.1095	0.3430	-0.4587	-0.0418	-0.2884
-0.5615	0.0000	0.0000	0.0000	-0.0000	0.0000	-0.0000	0.0000	0.0000
-0.0000								

Et l'erreur quadratique de l'estimation **SSE=7.6586**

Après application des AG le meilleur chromosome obtenu est :

1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0	1	0	0
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Ce qui correspond à

0.1429	-0.6859	-0.4025	0.3415	0.1095	0.3430	-0.4587	-0.0418	-0.2884
-0.5615	0.0000	0	0.0000	-0.0000	0.0000	0	0.0000	0
0								

Les AG ont supprimé 4 paramètres ce qui laisse le nombre de paramètres égal à 15 au lieu de 19 paramètres, donc les AG ont vraiment estimé l'ordre du modèle ARMA automatiquement sans intervention humaine avec une erreur quadratique **SSE=3.7622e-025**. Nous observons bien la diminution surprenante de l'erreur et une bonne optimisation après 100 générations. Les figures (V-8, V-9, V-10,V-11) illustrent les résultats que nous avons obtenu en utilisant les AG dans la modélisation ARMA.

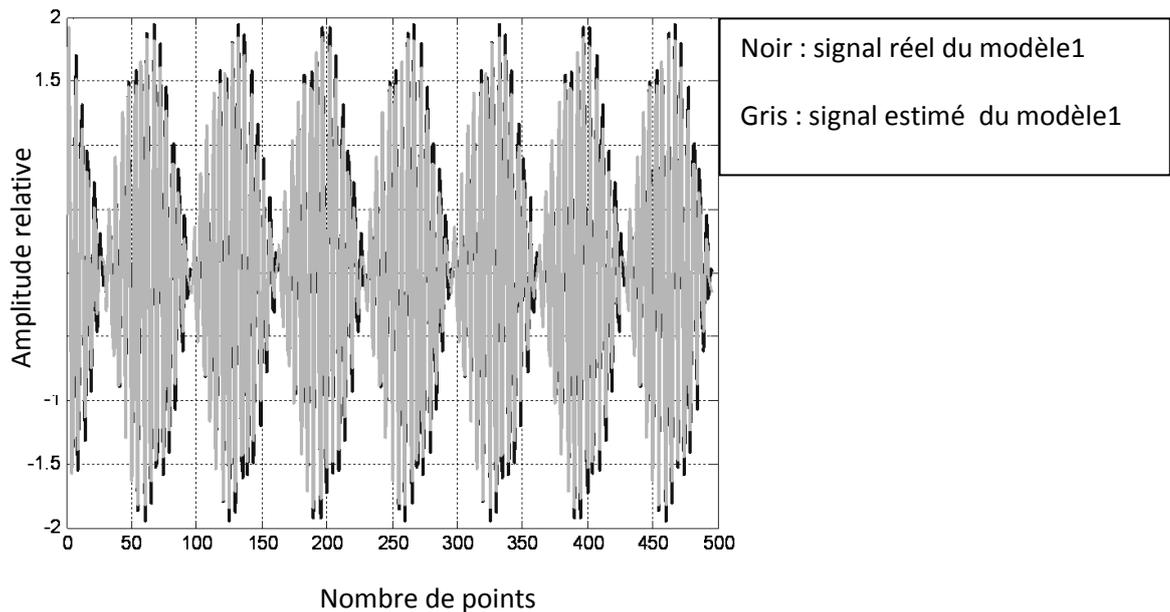


Figure V-8 Tracé du signal réel et celui estimé du modèle 1 avant utilisation des AG.

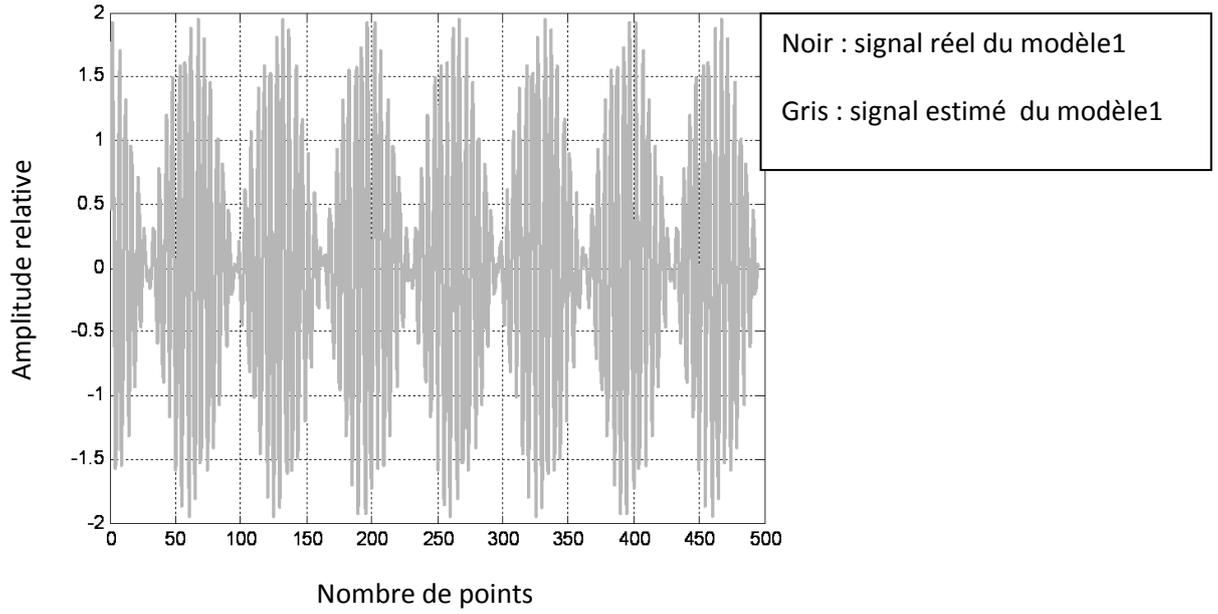


Figure V-9 Tracé du signal réel et celui estimé du modèle 1 après l'utilisation des AG.

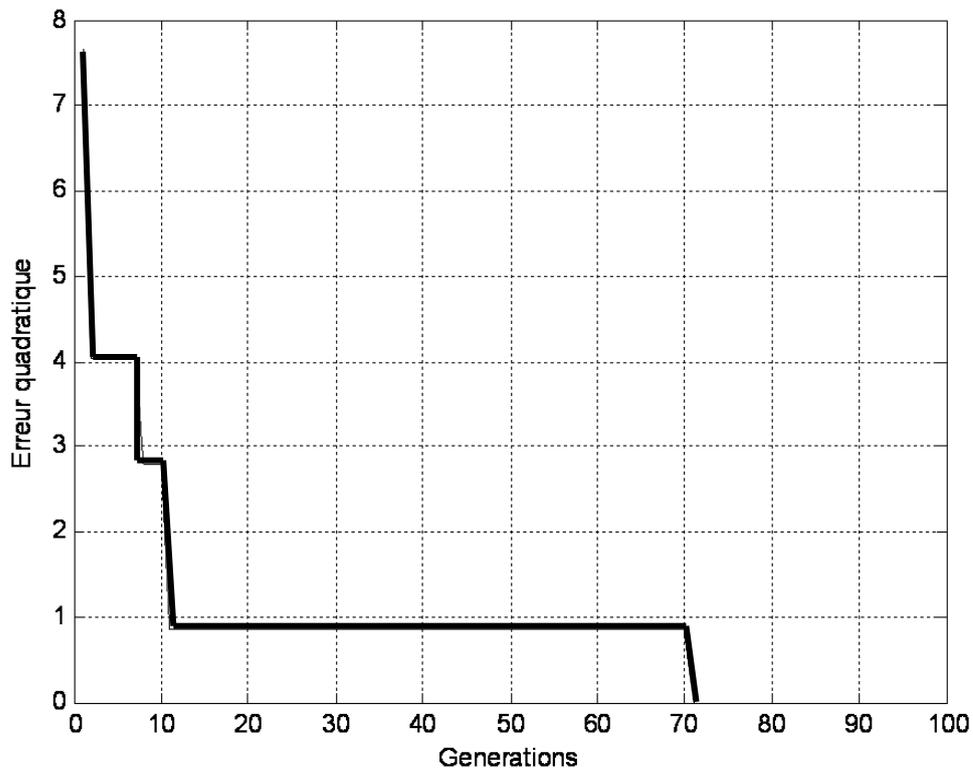


Figure V-10 Evolution de l'erreur quadratique en fonction des générations.

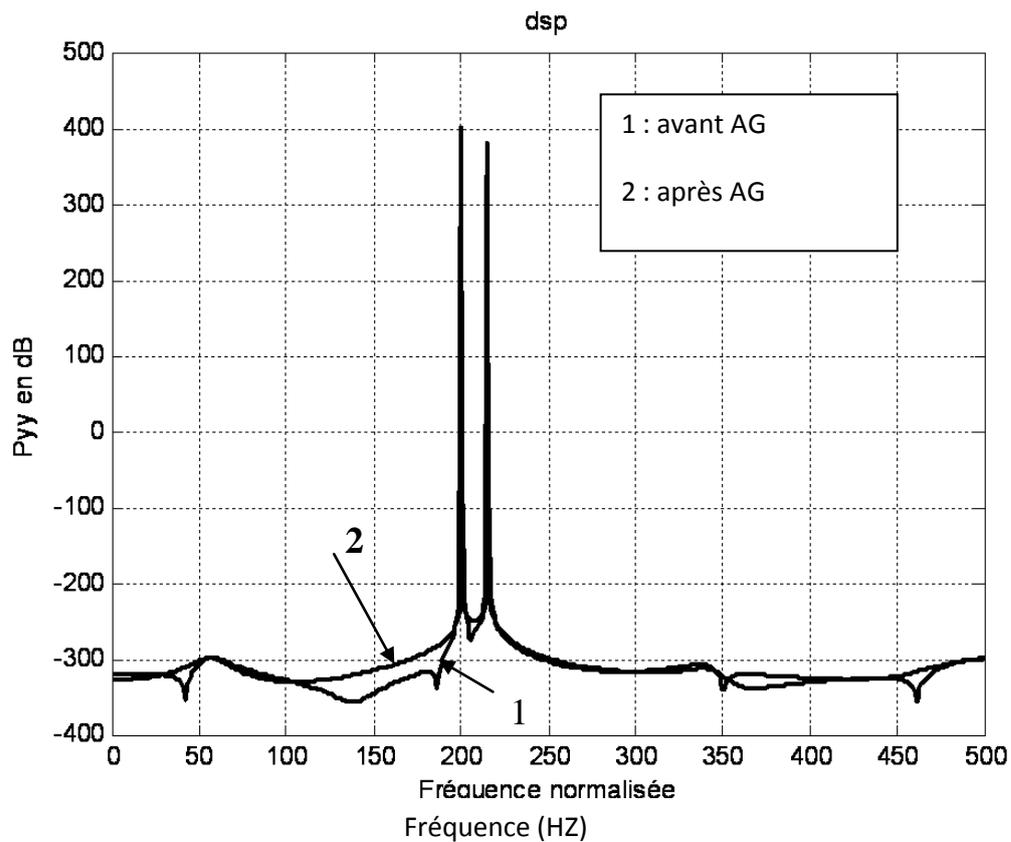


Figure V-11 Densité spectrale de puissance du signal modèle 1 avant et après utilisation des AG.

Interprétation des courbes

Presque les mêmes remarques que pour le cas 1, toujours nous observons une amélioration après utilisation des AG. L'erreur quadratique continue à diminuer en fonction des générations

Elle atteint 3.7622×10^{-25} au lieu de 7.6586 avant l'utilisation des AG. Donc, on obtient une grande diminution après 100 générations, ce qui explique l'optimisation réalisée par l'application des AG.

Pour la densité spectrale de puissance, nous remarquons une augmentation de l'énergie autour

de la bande des deux fréquences pour la courbe rouge (après AG) par rapport à la courbe noire (avant AG).

V-3-1-2 Signal modèle 2 (voir chapitre III page 24)

Dans cette section les tests sont effectués avec le signal modèle 2.

Cas1 : $p=8$, $q=7$, $\text{tap}(\text{taille de population})=80$

Nous estimons d'abord les paramètres ARMA en utilisant la méthode (ARMA-CADZOW).

Les valeurs des paramètres obtenus sont :

0.5941	-0.1821	-0.5948	-0.4945	-0.1541	0.0166	-0.1505	-0.4260	0.0000
-0.0000	0.0000	0.0000	-0.0000	0.0000	0.0000			

Avec une erreur $SSE=2.9227$.

Après utilisation des AG, le meilleur chromosome obtenu est donné par :

1	1	1	1	1	1	1	1	0	0
0	1	1	1	1					

Ce qui correspond

0.5941	-0.1821	-0.5948	-0.4945	-0.1541	0.0166	-0.1505	-0.4260	0	0
0	0.0000	-0.0000	0.0000	-0.0000					

Avec une erreur $SSE=2.3637 \times 10^{-28}$.

Les AG ont supprimé 3 paramètres de la totalité, donc il reste 12 paramètres qui représentent l'ordre du modèle ARMA. Toujours nous remarquons que les AG ont tendance à minimiser l'erreur d'une façon surprenante. Les figures V-12 à V-16 démontrent bien les bonnes performances des AG dans la modélisation ARMA du signal modèle 2.

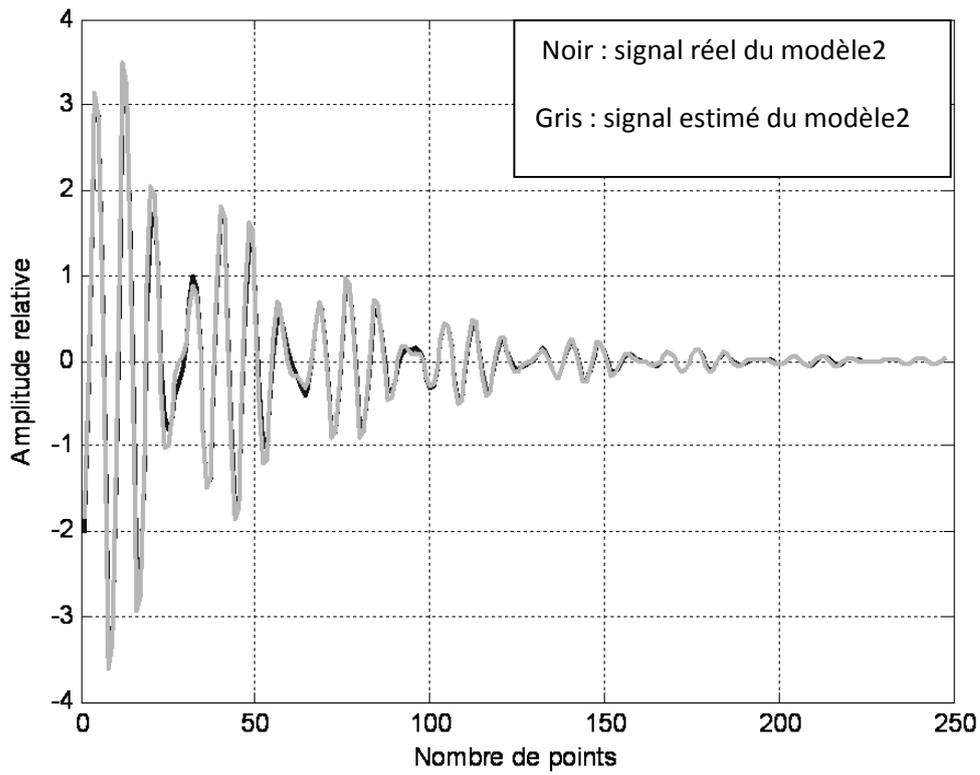


Figure V-12 Tracé du signal réel et celui estimé du modèle 2 avant utilisation des AG.

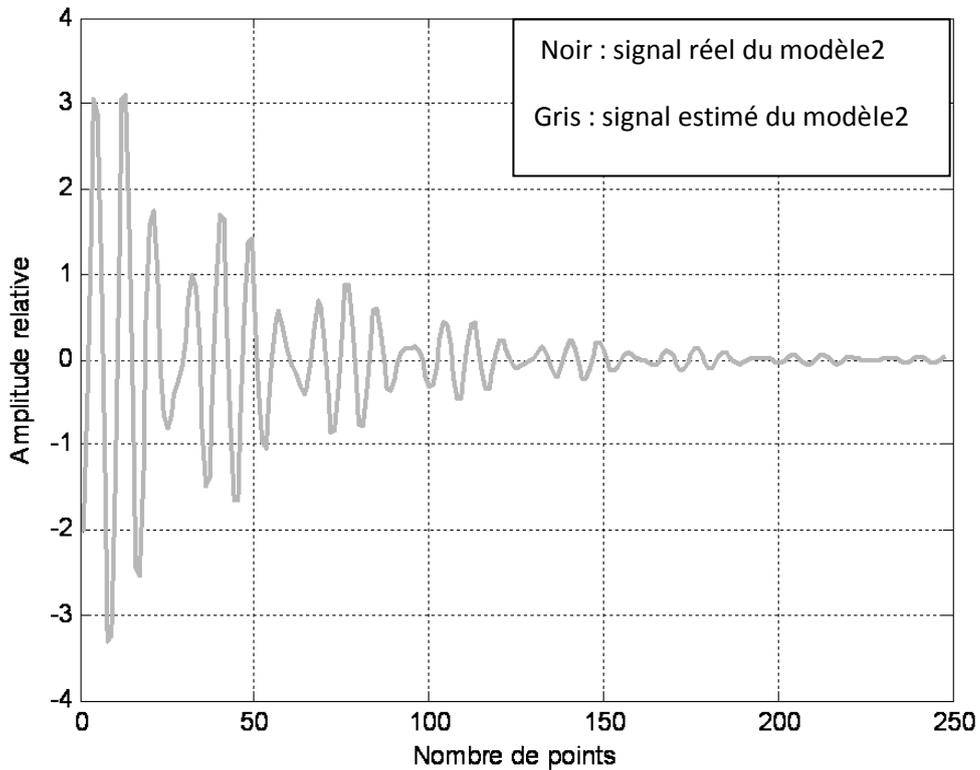


Figure V-13 Tracé du signal réel et celui estimé du modèle 2 après utilisation des AG.

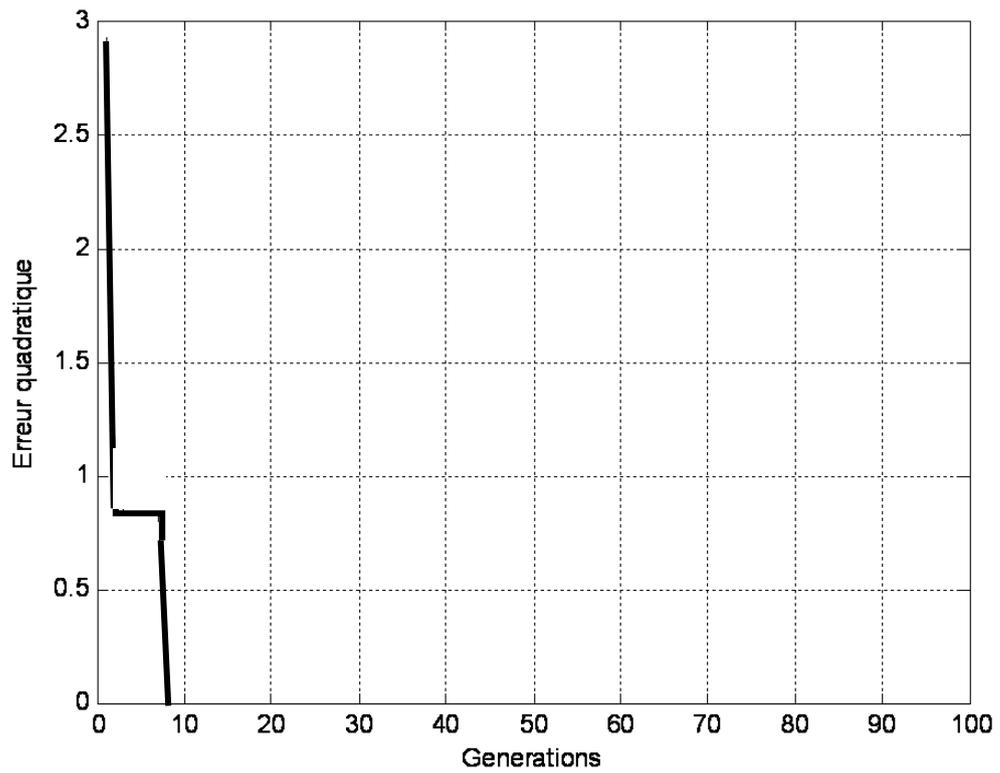


Figure V-14 Evolution de l'erreur quadratique en fonction des générations.

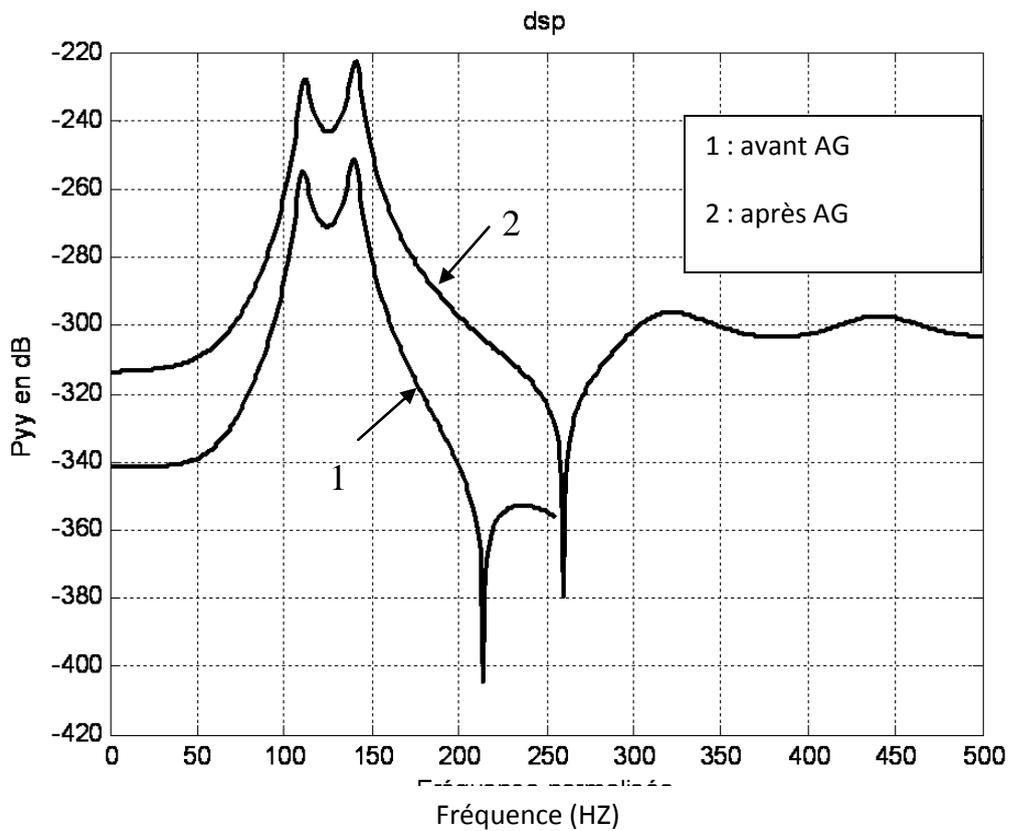


Figure V-15 Densité spectrale de puissance du signal modèle 2 avant et après utilisation des AG.

Interprétation des courbes

Les figures (V-12,V-13) montrent qu' avant utilisation des AG les deux signaux étaient bien distincts par la couleur verte et bleu, mais après utilisation des AG ,les deux signaux sont bien identiques d'une façon que l'on peut pas les distinguer donnant une erreur quadratique entre les deux signaux presque nulle. Donc on peut conclure toujours qu'il ya une amélioration dans la performance de l'algorithme ARMA-cadzow apportée par l'utilisation des AG. Cette idée est renforcée par la courbe (V-14) qui nous montre la diminution de l'erreur à travers les générations.

Pour la densité spectrale de puissance représentée par la figure (V-15), nous observons une augmentation dans l'amplitude Pyy (l'énergie du signal) après utilisation des AG . En se référant aux figures (V-13, V-14),on remarque qu' avant l'utilisation des AG, le signal estimé était faible en amplitude par rapport au signal réel mais après utilisation des AG, le signal estimé augmente en amplitude ; ce qui explique l'augmentation de la densité spectrale de puissance en amplitude.

V-3-1-2 Test du codage pour l'étude de la précision des paramètres

Puisque ce deuxième type de codage est complémentaire pour le premier type étudié dans la section précédente et il sert à améliorer les résultats obtenus par le premier type de codage et puisque l'erreur quadratique pour le signal modèle 1 et modèle 2 pour les cas étudiés auparavant était presque négligeable, ce qui veut dire impossible d'améliorer les résultats obtenus, on va essayer d'étudier le modèle1 mais pour un cas différent et un autre modèle (modèle 3) non étudié auparavant pour lequel le premier type de codage a donné des résultats avec une erreur quadratique considérable (grande). Donc on va essayer d'appliquer ce type de codage afin de tester les performances et les améliorations apportées par rapport au premier type de codage.

V-3-1-2-1 Signal modèle 1 (chapitre III page 24)

Cas1 $p=10$, $q=5$, $tap =10$

L'application de l'algorithme ARMA-CADZOW a permis d'estimer la valeur des paramètres ARMA comme suit :

0.2887	-0.6959	-0.4265	0.5934	-0.0347	0.3554	-0.2687	-0.0243	-0.2669	-0.4103
-0.2018	0.2144	0.3392	-0.3736	-0.2239					

L'erreur quadratique avant l'application des AG est **47,45**.

Après l'application du premier type de codage qui concerne l'étude de la pertinence des paramètres, la meilleure solution obtenue est :

0.2887	-0.6959	-0.4265	0.5934	0	0.3554	-0.2687	-0.0243	-0.2669	-0.4103
0	0	0	0	0					

On voit bien que l'algorithme a supprimé un paramètre AR et 5 paramètres MA, qui sont des paramètres non pertinents ; ce qui a minimisé l'erreur quadratique à **0.5905**.

Ces résultats sont illustrés dans les figures V-16 à V-18.

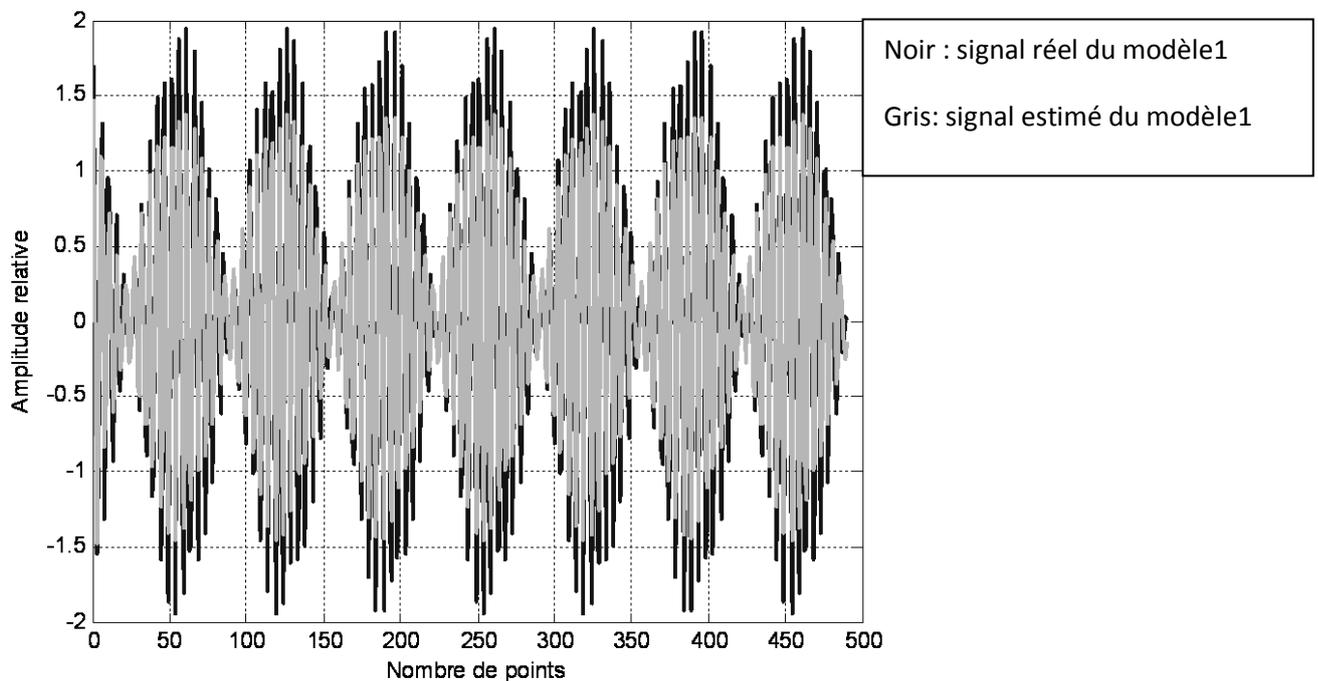


Figure V-16 Tracé du signal réel et celui estimé du modèle 1 avant l'application des AG.

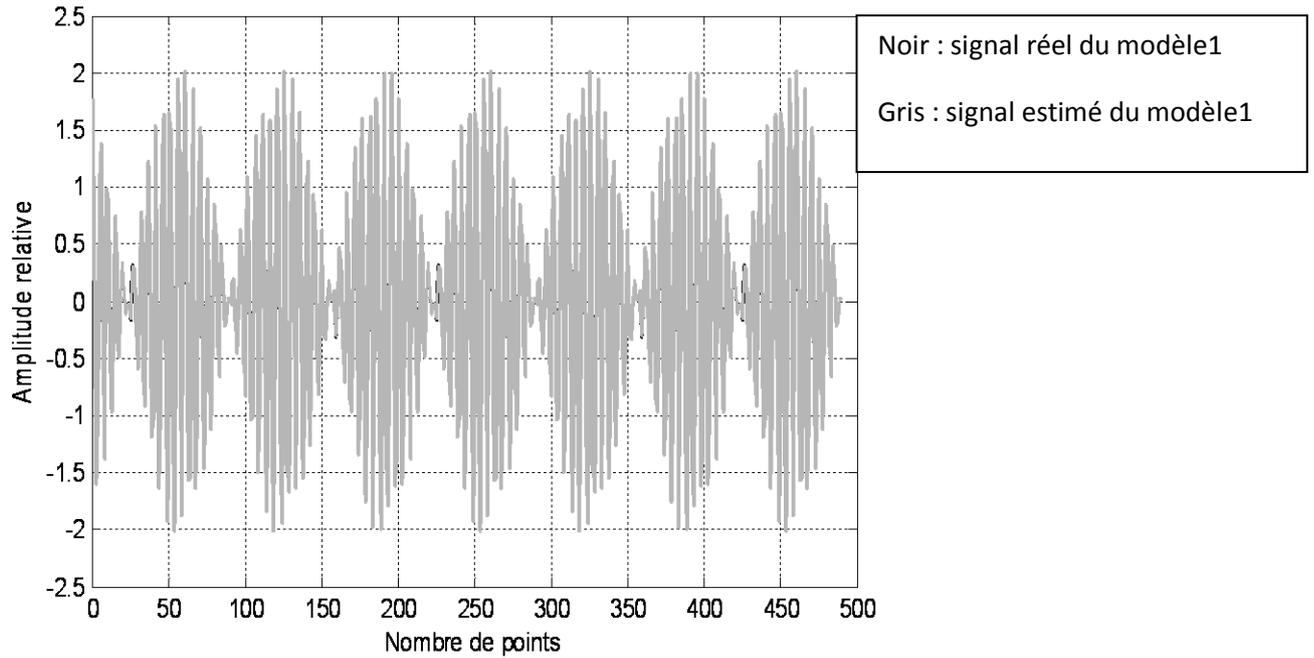


Figure V-17 Tracé du signal réel et celui estimé du modèle 1 après application des AG (codage1).

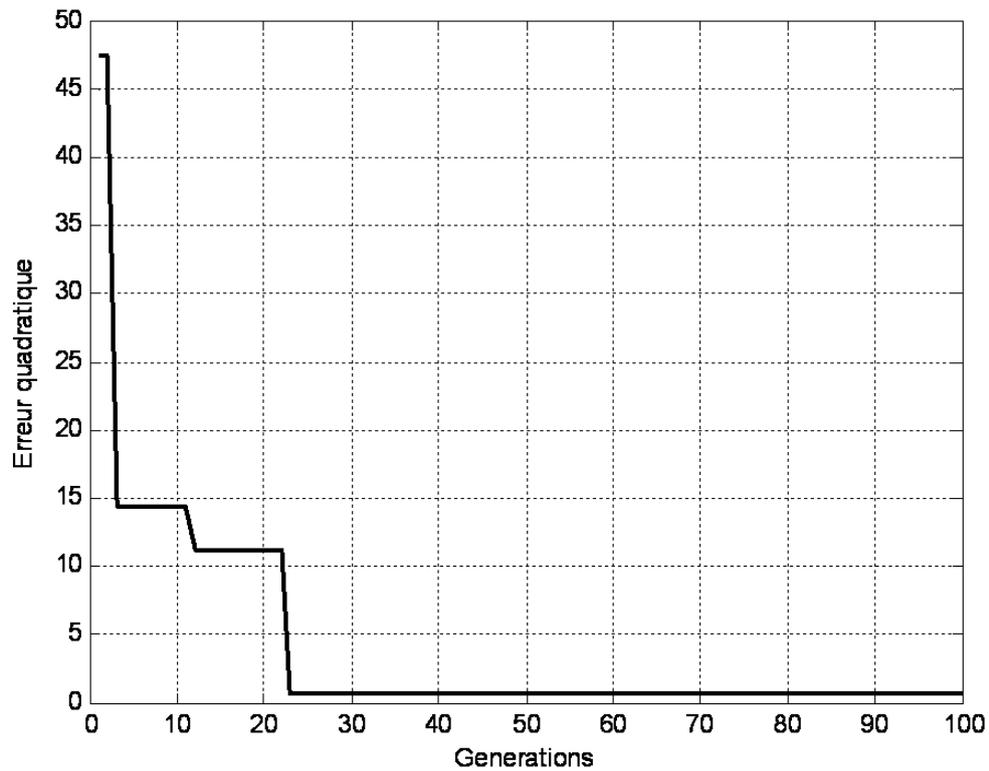


Figure V-18 Evolution de l'erreur quadratique en fonction des générations (codage1).

Via le passage au codage 2 (étude de la précision des paramètres) ,la meilleur solution obtenue est :

0.2998	-0.6916	-0.4140	0.6063	0	0.3548	-0.2139	-0.0285	-0.2364
-0.4103	0	0	0	0	0			

Avec une erreur quadratique égale à : **0,0081**.

Nous remarquons bien une diminution de l'erreur quadratique par rapport au premier codage ; ce qui veut dire une optimisation de la modélisation ARMA. Nous voyons bien cette fois que les algorithmes génétiques ont servis comme un outil d'estimation supplémentaire des paramètres ARMA.(voir figure v-19 à V-21).

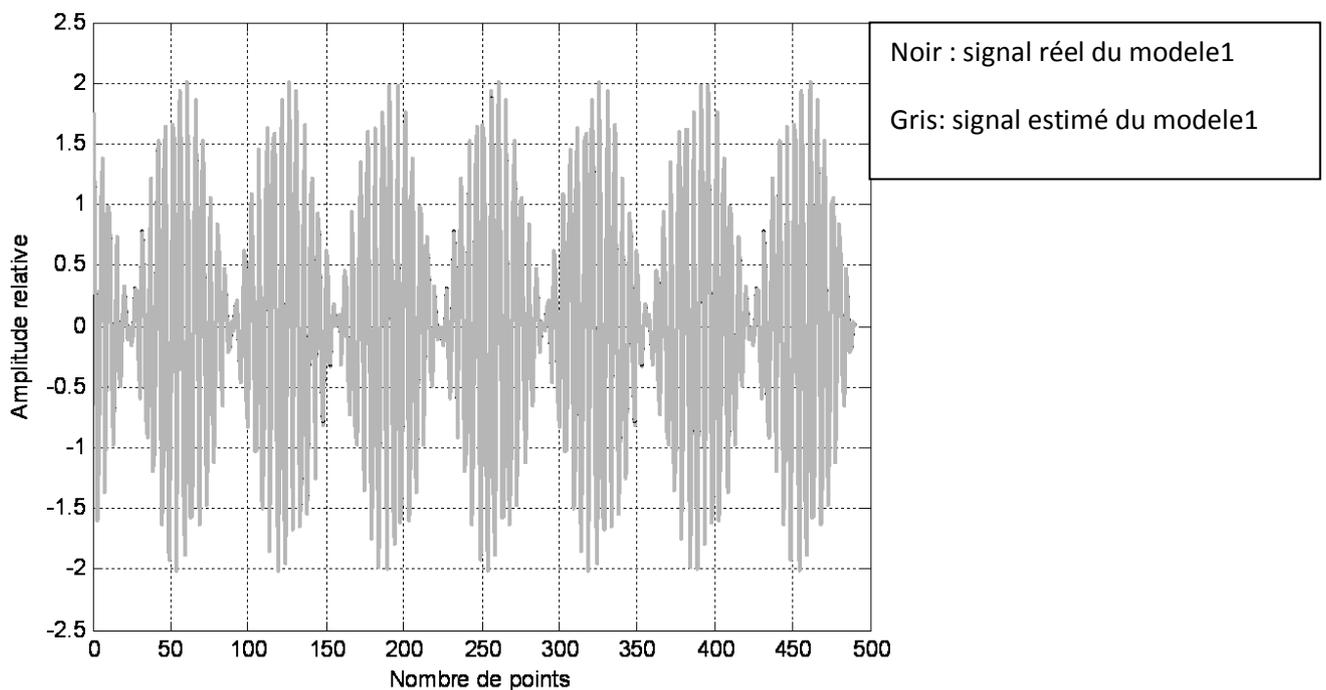


Figure V-19 Tracé du signal réel et celui estimé du modèle 1 après utilisation des AG (codage2).

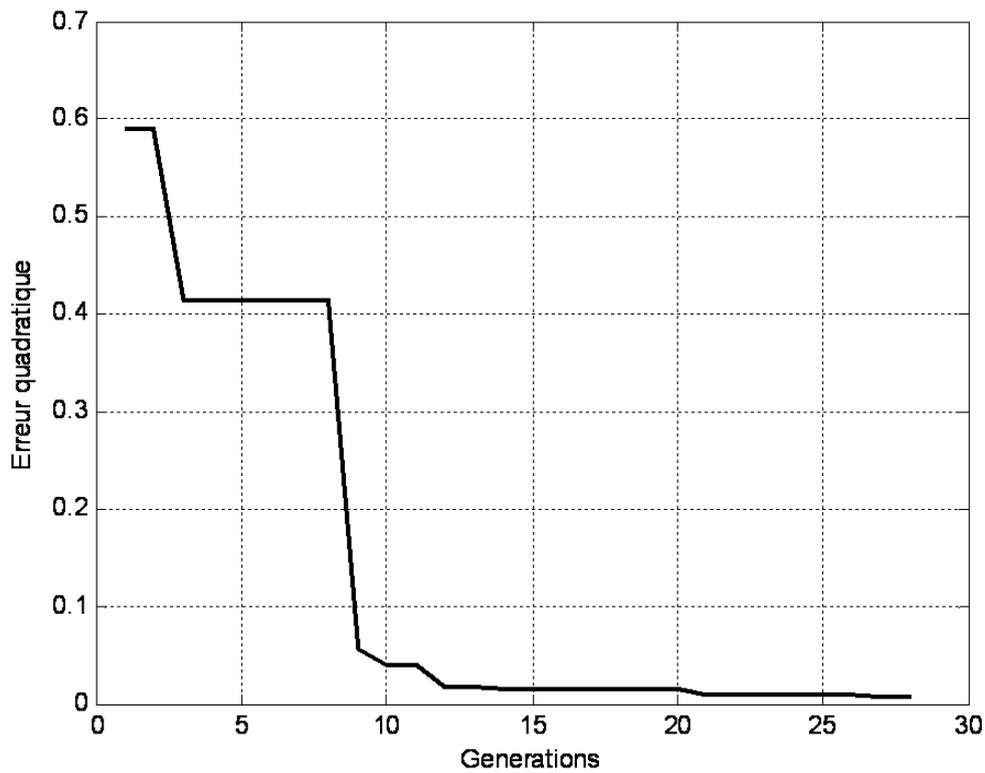


Figure V-20 Evolution de l'erreur quadratique en fonction des générations (codage2).

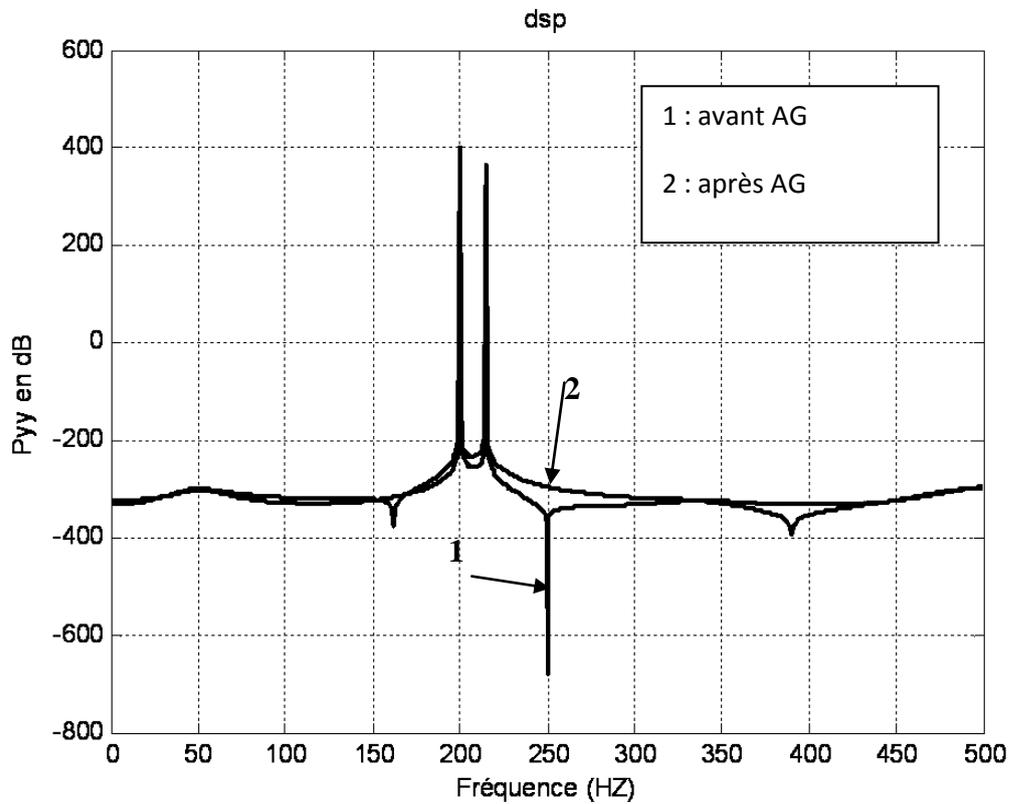


Figure V-21 Densité spectrale de puissance du signal modèle 1 avant et après application des AG (codage2).

Interprétation des résultats

Comme nous avons constaté, l'application du deuxième type de codage a apporté une amélioration en minimisant l'erreur quadratique et en ajustant la valeur des paramètres ARMA. Pour la densité spectrale de puissance, on constate une augmentation de l'amplitude autour des deux fréquences de résonance. En se référant aux figures (V-16) et (V-19), l'amplitude du signal estimé a augmenté pour atteindre celle du signal réel ; ce qui est apparu dans la densité spectrale de puissance.

V-3-1-2-1 Signal modèle 3

C'est un signal ARMA aperiodique transitoire et harmonique qui se présente sous forme de battements causés par deux fréquences légèrement différentes avec la fréquence de battement égale à :

$$f = f_1 - f_2.$$

Le modèle mathématique de ce processus est :

$$y(i) = 2.7607y(i-1) - 3.816y(i-2) + 2.6535y(i-3) - 0.9238y(i-4) + e(i) + 0.5e(i-1)$$

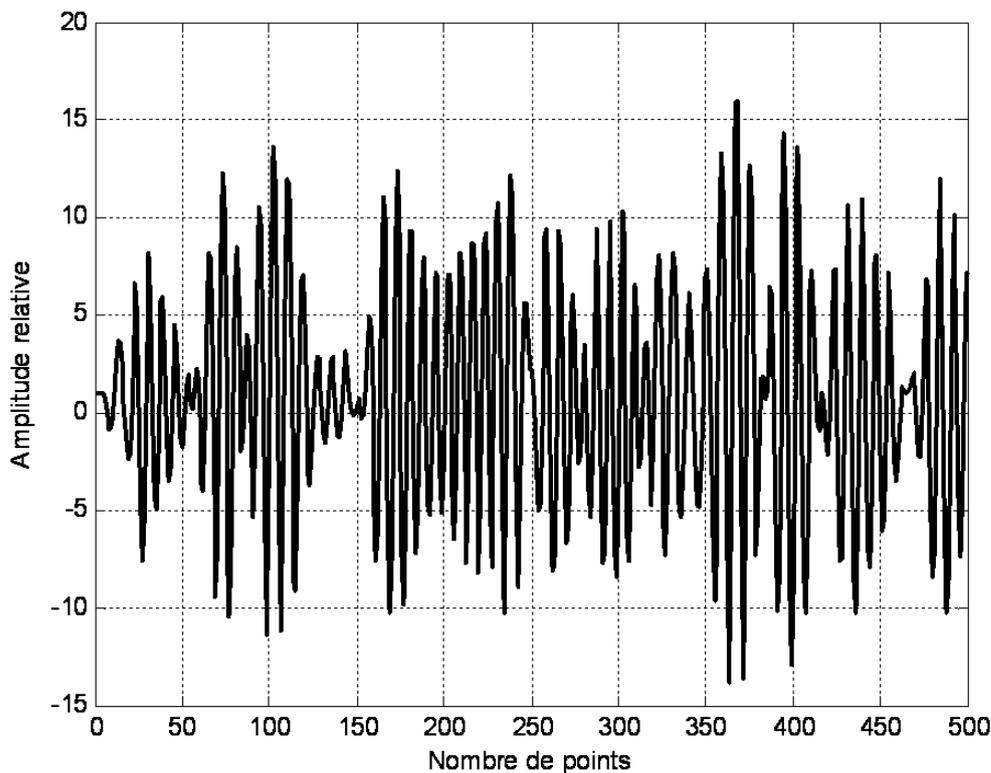


Figure V-22 Représentation du signal modèle 3.

Maintenant on passe à l'application des AG sur ce signal modèle.

L'estimation des paramètres ARMA par l'algorithme (ARMA-cadzow) a donné :

-2.1974	2.2074	-0.9877	0.7210	-1.5838	1.8896	-1.1840	0.1313	0.2450	-0.2421
-0.0473	0.3637	0.5834	-0.2711	0.3422					

L'erreur quadratique avant utilisation des AG est **2238** qui apparait une grande valeur.

Après l'application du premier type de codage qui concerne l'étude de la pertinence des paramètres, la meilleure solution obtenue est

-2.1974	2.2074	-0.9877	0.7210	-1.5838	1.8896	-1.1840	0	0.2450	0
0	0.3637	0	-0.2711	0.3422					

On voit bien que l'algorithme a supprimé deux paramètres AR et deux paramètres MA, qui sont des paramètres non pertinents ; ce qui a minimisé l'erreur quadratique à **116,7**.

Les figures V-23 à V-25 illustrent ces résultats.

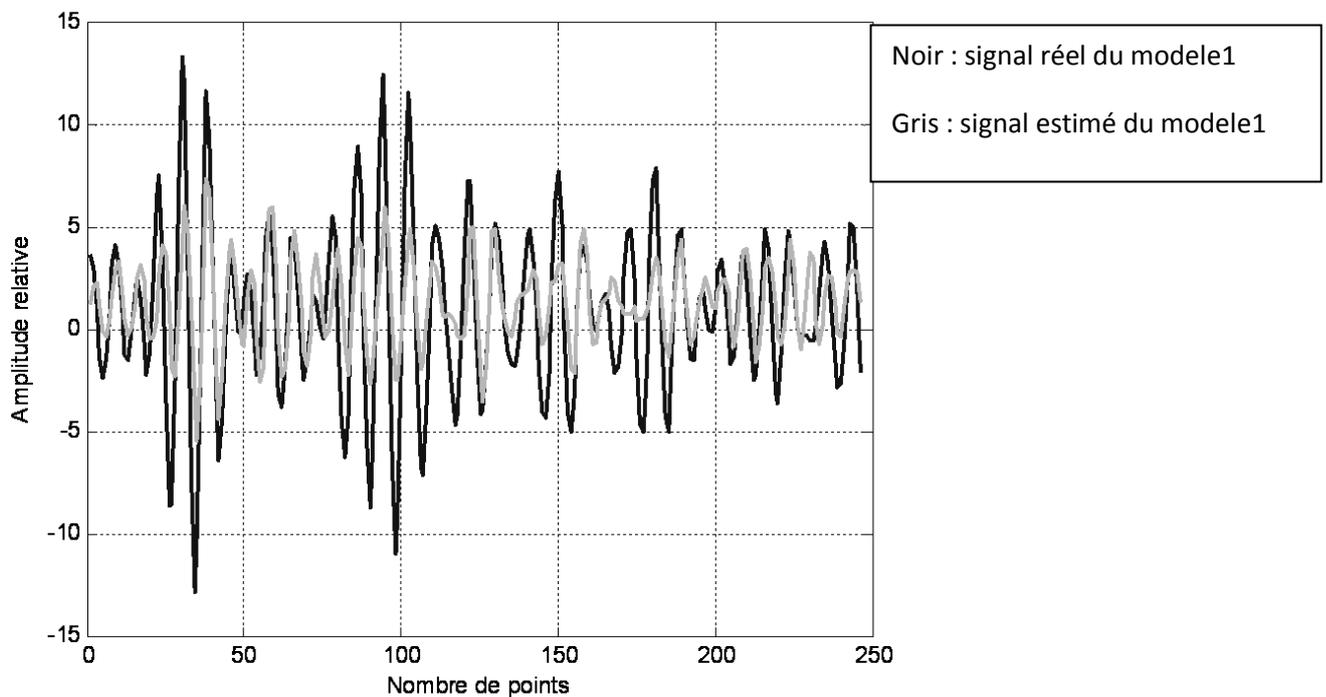


Figure V-23 Tracé du signal réel et celui estimé du modèle 3 avant utilisation des AG.

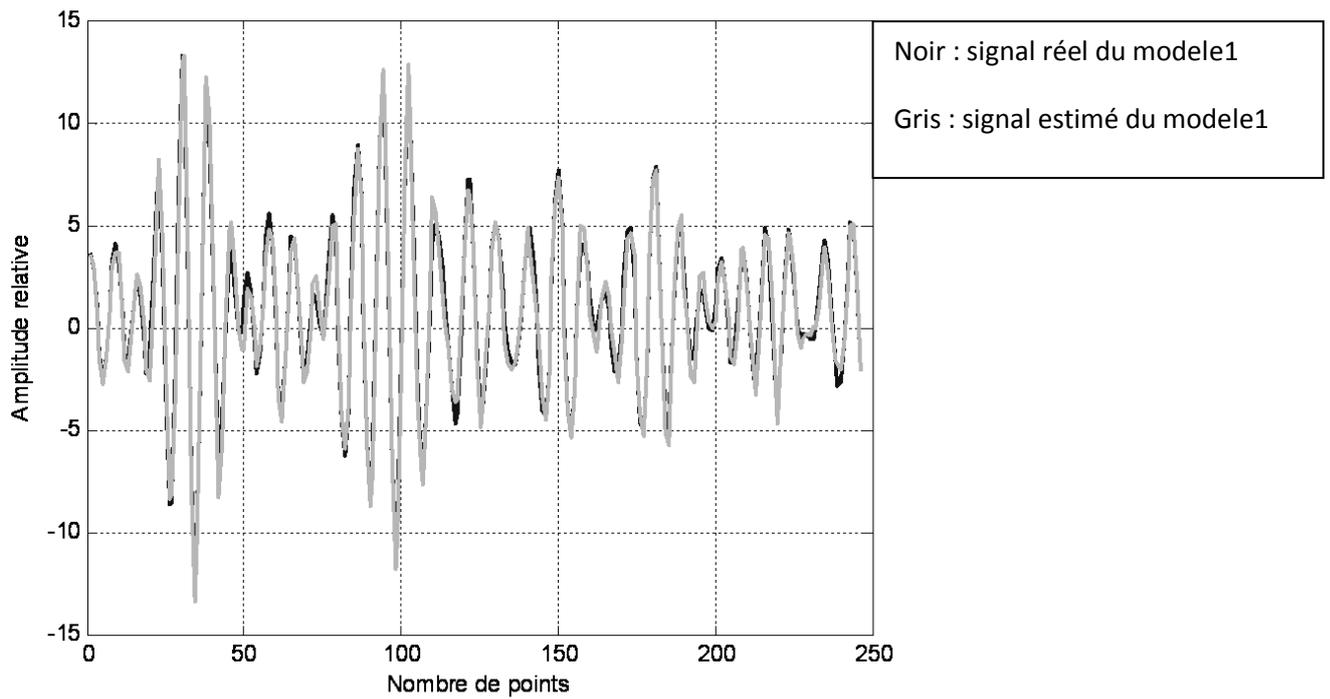


Figure V-24 Tracé du signal réel et celui estimé du modèle 3 après utilisation des AG.
(codage1)

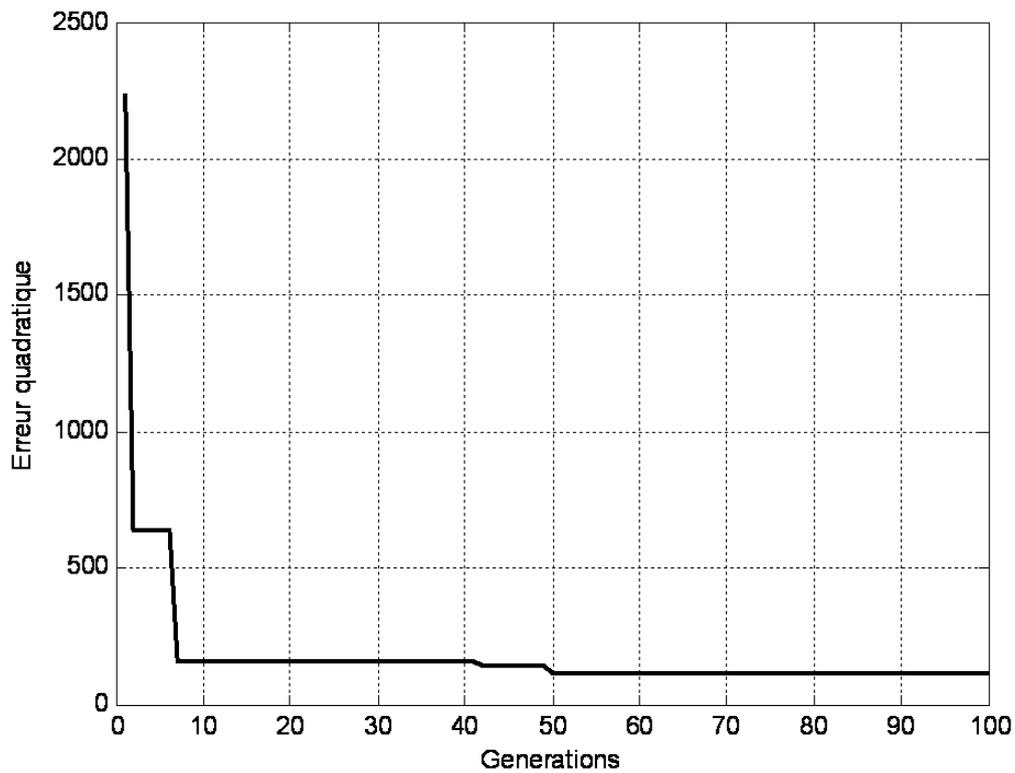


Figure V-25 Evolution de l'erreur quadratique en fonction des générations (codage1).

Maintenant on passe au codage type 2 (étude de la précision des paramètres), la meilleure solution obtenue est :

-2.2443	2.2020	-0.9395	-0.6741	- 1.5792	-1.8841	- 1.1611	0	0.2960	0
0	0.3570	0	- 0.2108	0.2841					

Avec une erreur quadratique égale à **63,3614**.

Nous remarquons qu'il ya une amélioration apportée par le deuxième type de codage qui est réalisée par la minimisation supplémentaire de l'erreur quadratique.

Ces résultats sont représentés sur les figures V-26 à V-28.

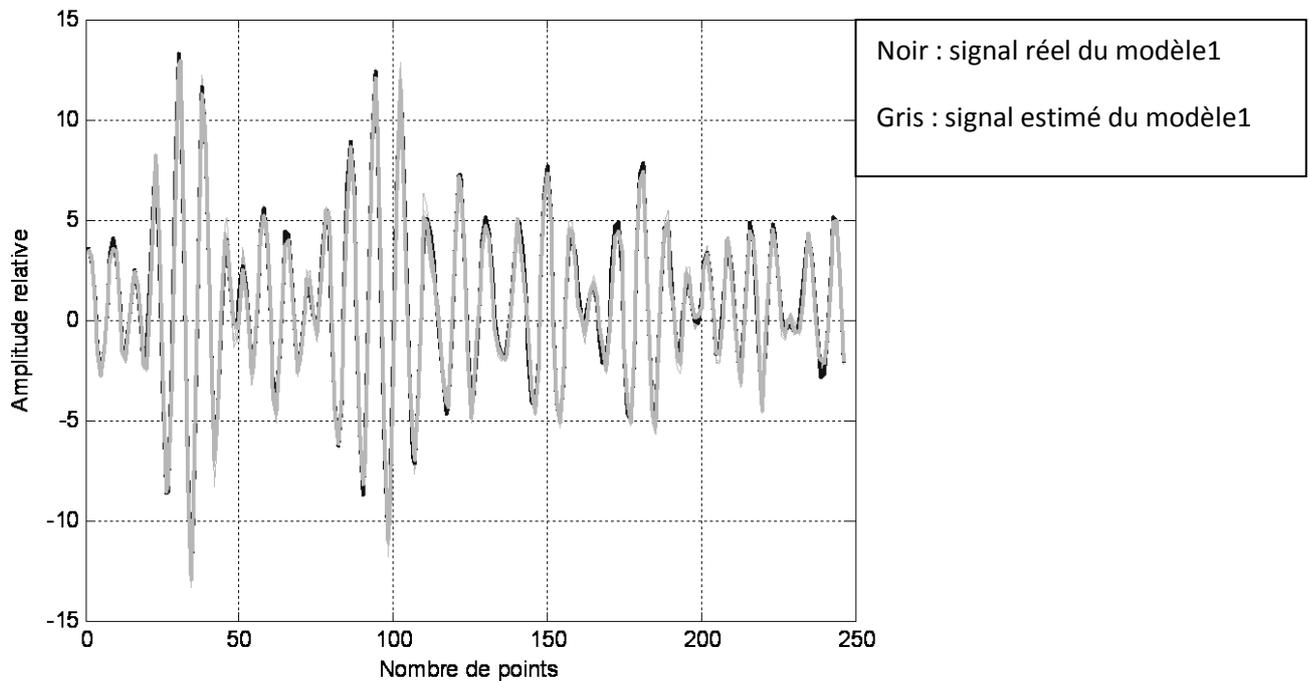


Figure V-26 Tracé du signal réel et celui estimé du modèle 3 après utilisation des AG (codage2).

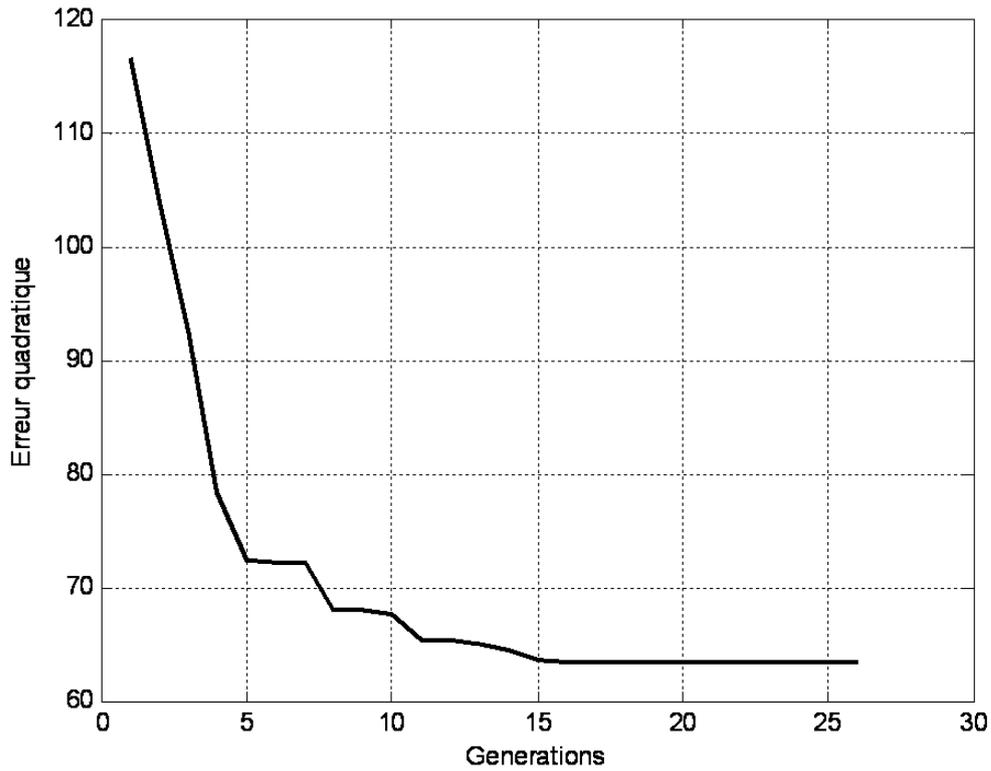


Figure V-27 Evolution de l'erreur quadratique en fonction des générations (codage2).

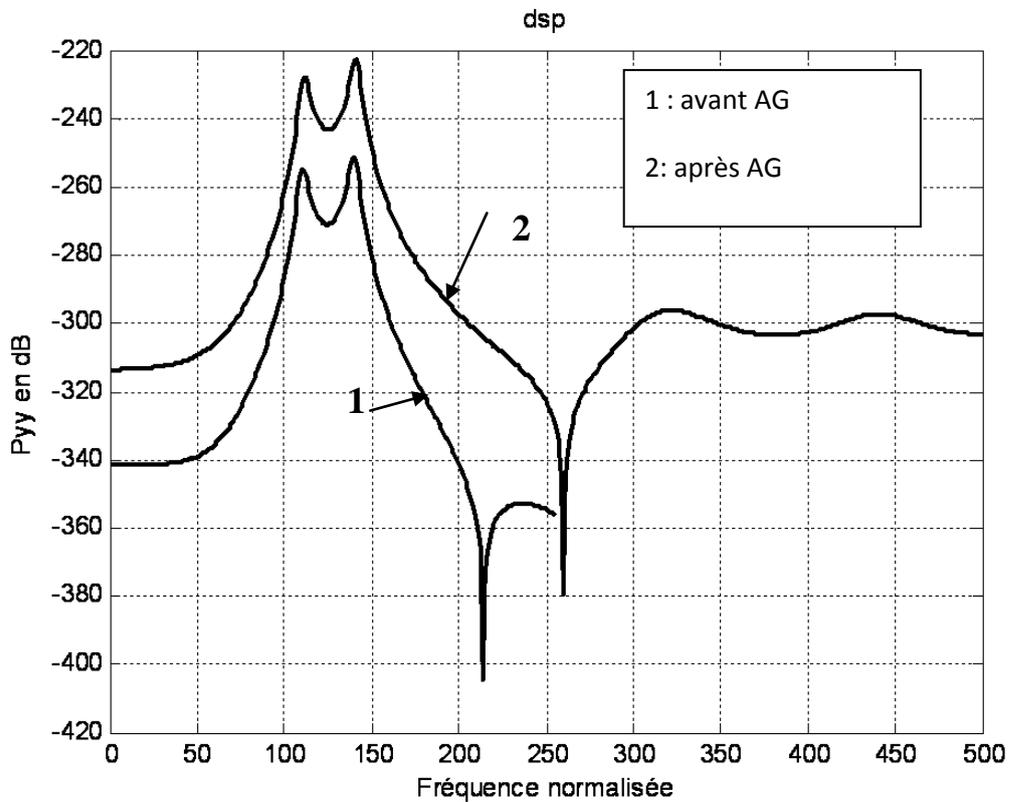


Figure V-28 Densité spectrale de puissance du signal modèle 3 avant et après application des AG (codage2).

Interprétation des courbes

La même remarque se renforce concernant l'amélioration apportée par l'application du deuxième type de codage qui réussit à minimiser l'erreur quadratique d'une part et à ajuster les valeurs des paramètres d'autre part.

Pour la densité spectrale de puissance les mêmes remarques du modèle 1 tiennent pour le modèle 3.

V-4 Application aux signaux d'engrenage (voir chapitre III page 42 pour plus d'information)

Dans cette section, nous allons appliquer les AG à l'analyse spectrale des signaux d'engrenage en utilisant les deux types de codage étudiés.

Cas 1 modèle ARMA ayant $p=8$, $q=7$, $\text{tap}=150$, jour 12

Nous prenons le signal vibratoire d'engrenage du jour 12 normalisé comme un exemple d'étude. En appliquant la technique Cadzow, nous obtenons les paramètres ARMA suivants :

2.2192	-1.9733	0.1563	1.0110	-0.7920	0.2089	-0.1148	0.0122	-1.3733
0.6579	0.5217	-0.5509	0.2988	-0.2514	0.2677			

L'erreur quadratique résultante **SSE=0.4254**.

Après application des AG, le meilleur chromosome obtenu est :

1	1	1	1	1	1	0	0	0
0	1	0	0	1	0			

Ce qui correspond à

2.2192	-1.9733	0.1563	1.0110	-0.7920	0.2089	0	0	0
0	0.5217	0	0	-0.2514	0			

Avec une erreur quadratique égale à **SSE= 0.1520**

Nous remarquons une diminution dans l'erreur quadratique ce qui veut dire une amélioration dans l'estimation des paramètres qui étaient quinze paramètres au hasard et après utilisation des AG l'ordre devient huit paramètres pertinents.

Après l'utilisation du deuxième codage le meilleur chromosome obtenu est :

2.3043	-2.1896	0.4906	0.8860	-0.9063	0.2341	0	0	0
0	0.4271	0	0	0.0568	0			

Avec une erreur quadratique **SSE=0.116**.

Les figures V-29 à V-33 illustrent cette amélioration apportée par les AG.

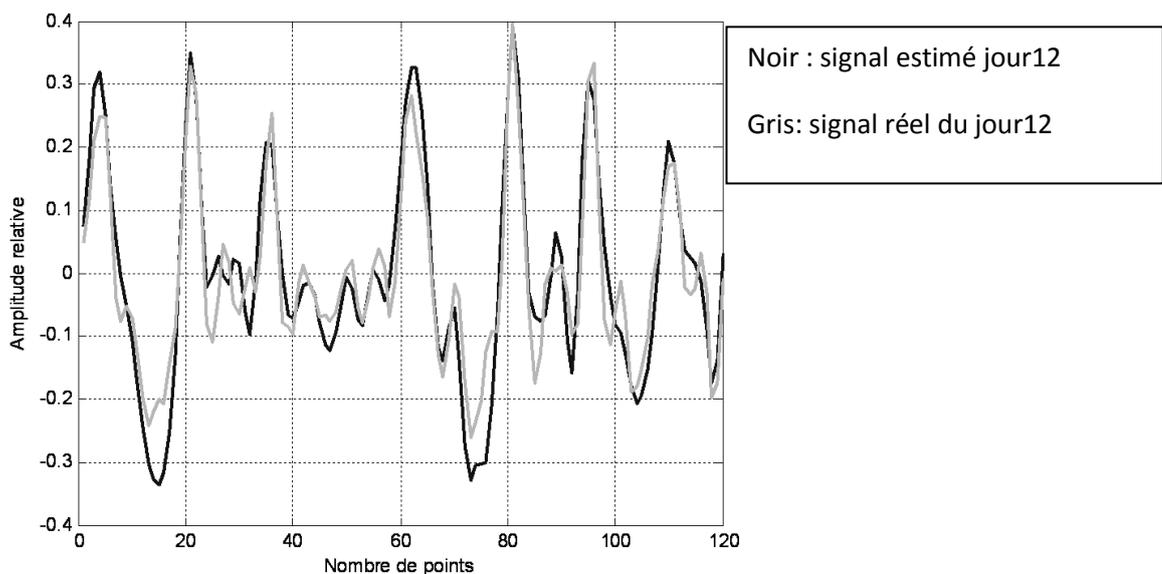


Figure V-29 Tracé du signal réel et celui estimé des signaux d'engrenage jour 12 avant l'application des AG (codage1).

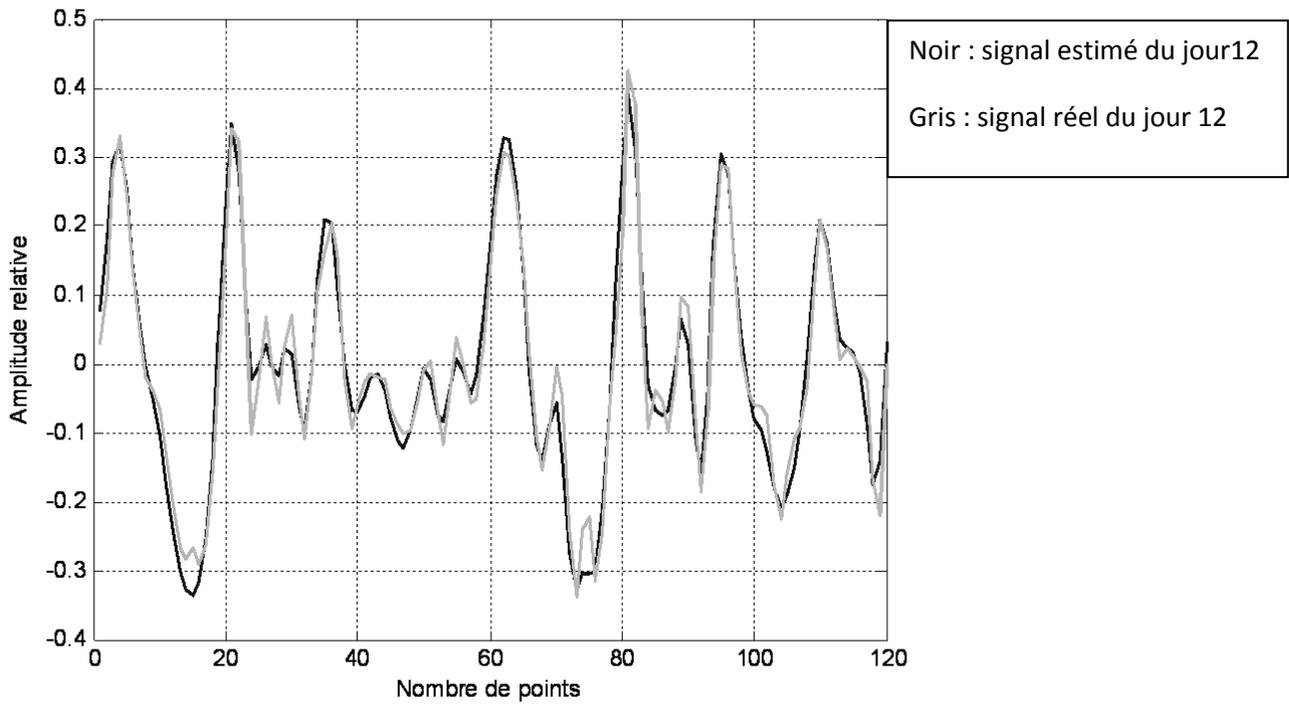


Figure V-30 Tracé du signal réel et celui estimé des signaux d'engrenage jour 12 après l'application des AG (codage1).

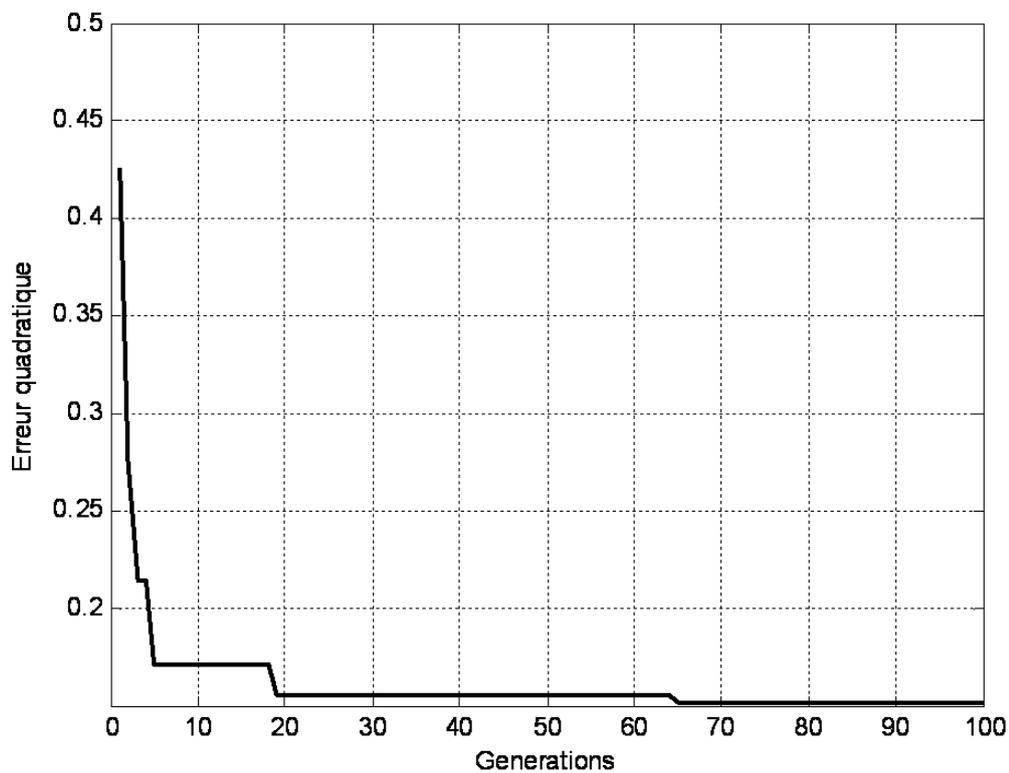


Figure V-31 Evolution de l'erreur quadratique en fonction des générations (codage1).

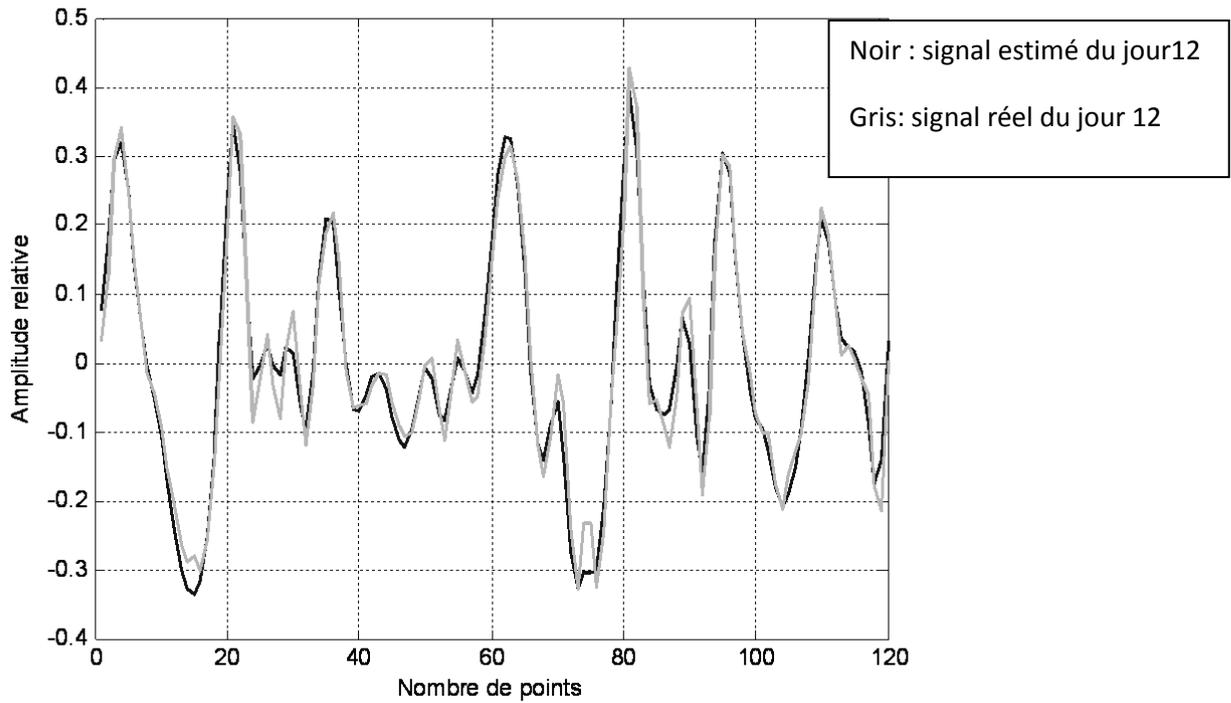


Figure V-32 Tracé du signal réel et celui estimé des signaux d'engrenage jour 12 après l'application des AG (codage2).

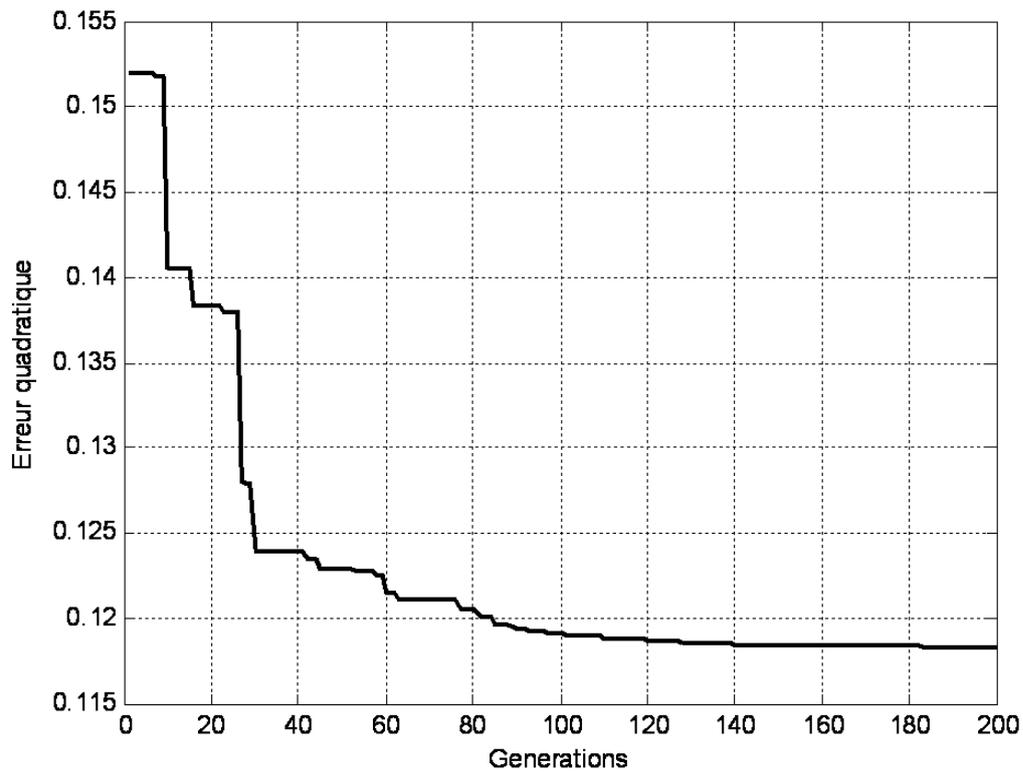


Figure V-33 Evolution de l'erreur quadratique en fonction des générations (codage2).

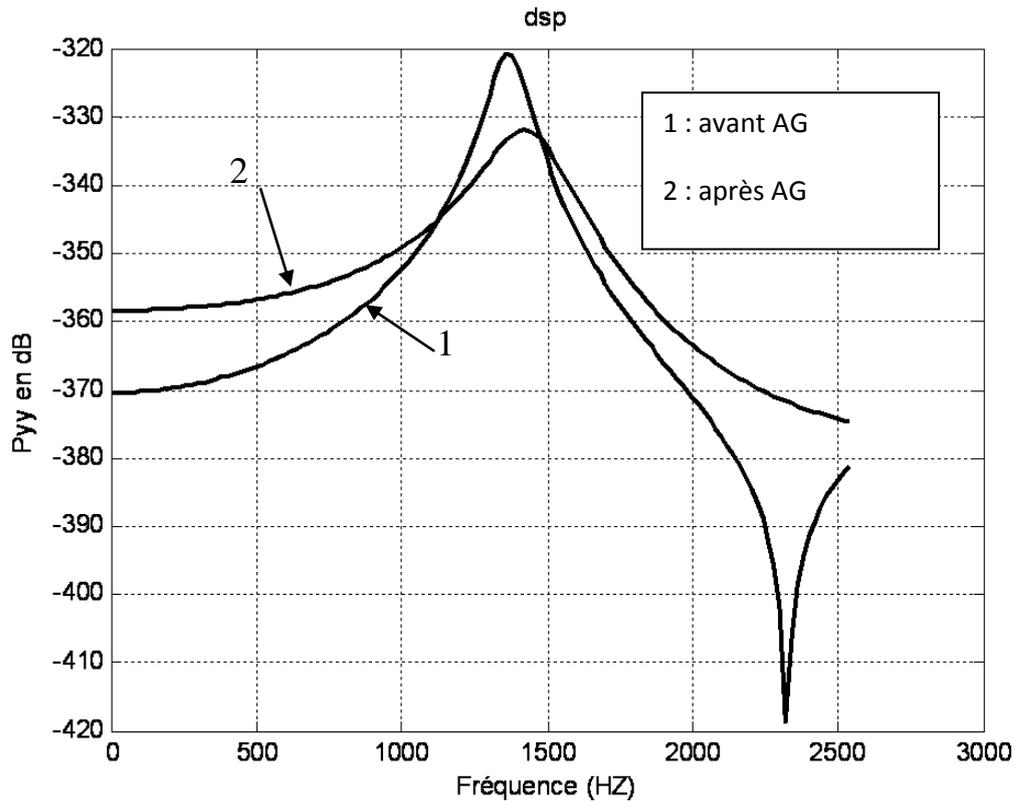


Figure V-34 Densité spectrale de puissance des signaux d'engrenages jour 12 avant et après application des AG.

Interprétation des courbes :

Comme nous avons vu pour le jour 12, il ya une diminution de l'erreur quadratique après l'application des AG en utilisant le premier codage ensuite le deuxième codage. Le signal estimé s'approche du signal réel, nous remarquons ça sur la densité spectrale de puissance qui diminue en amplitude après application des AG, ce qui veut dire que le signal estimé diminue en amplitude pour s'approcher du signal réel.

Cas2 modèle ARMA ayant $p=8$, $q=7$, $\text{tap}=150$, jour13

Nous prenons cette fois le signal vibratoire d'engrenage du jour 13 normalisé comme un exemple d'étude. En appliquant la technique Cadzow, nous obtenons les paramètres ARMA suivants :

1.3924	0.7391	-2.0426	0.5945	0.6267	-0.4681	0.0619	0.0889	-0.5771
-1.2661	0.8601	0.3273	-0.0899	-0.0270	-0.1923			

L'erreur quadratique résultante **SSE=26.51**.

Après application des AG, le meilleur chromosome obtenu est :

1	1	1	1	1	1	1	0	1
0	0	1	0	0	0			

Ce qui correspond à

1.3924	0.7391	-2.0426	0.5945	0.6267	-0.4681	0.0619	0	-0.5771
0	0	0.3273	0	0	0			

Avec une erreur quadratique égale à **SSE= 14.3412**

Nous remarquons une diminution dans l'erreur quadratique ce qui veut dire une amélioration dans l'estimation des paramètres qui étaient quinze paramètres au hasard et après utilisation des AG l'ordre devient neuf paramètres pertinents.

Après l'utilisation du deuxième codage le meilleur chromosome obtenu est :

1.4904	0.2391	-1.9425	0.5265	0.9457	-0.4119	-0.2482	0	-1.0690
0	0	0.1027	0	0	0			

Avec une erreur quadratique égale à **SSE= 4.6230**.

Les figures V-35 à V-39 illustrent cette amélioration apportée par les AG.

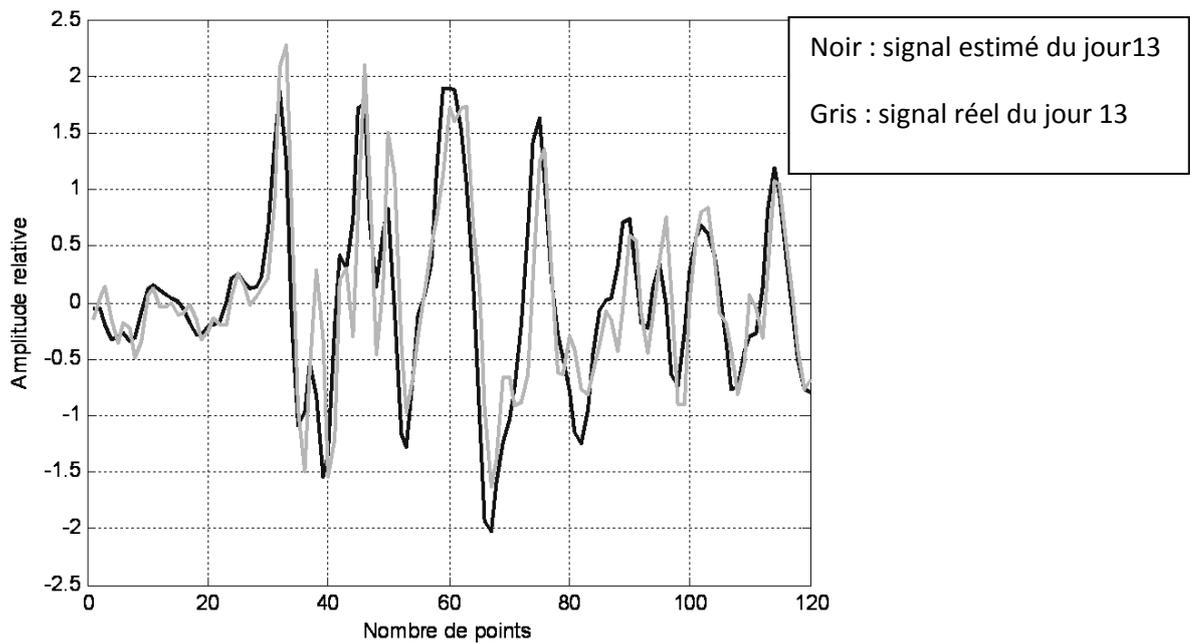


Figure V-35 Tracé du signal réel et celui estimé des signaux d'engrenage jour 13 avant l'application des AG (codage1).

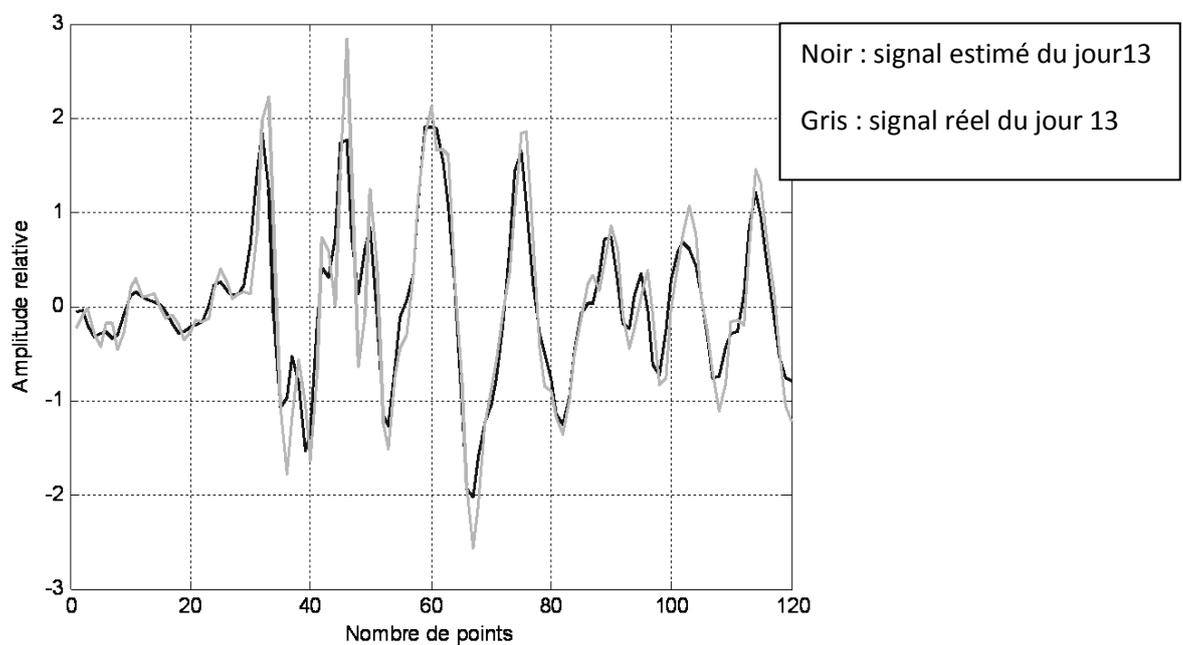


Figure V-36 Tracé du signal réel et celui estimé des signaux d'engrenage jour 13 après l'application des AG (codage1).

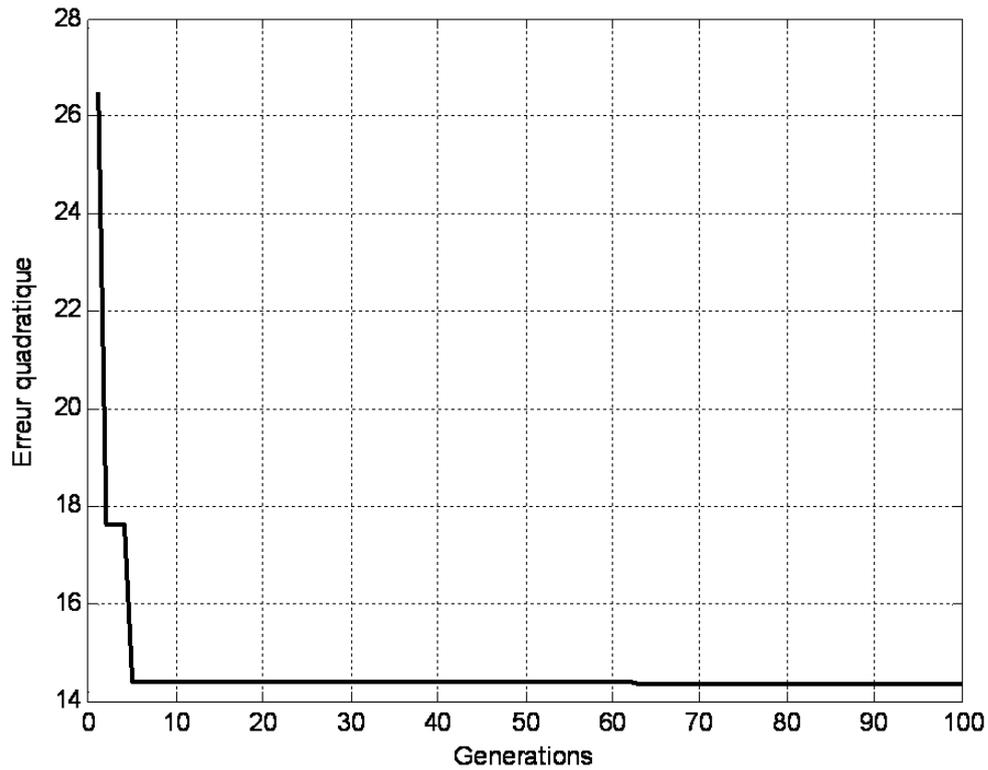


Figure V-37 Evolution de l'erreur quadratique en fonction des générations (codage1).

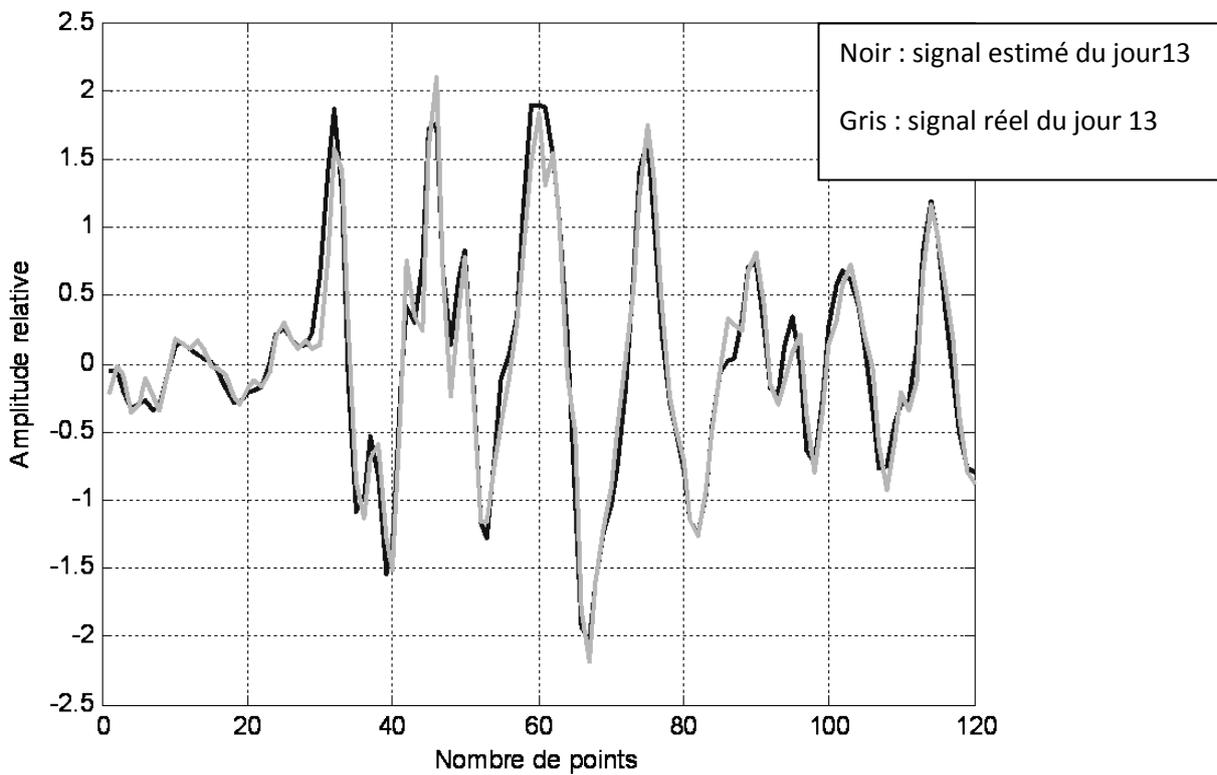


Figure V-38 Tracé du signal réel et celui estimé des signaux d'engrenage jour 13 après l'application des AG (codage2).

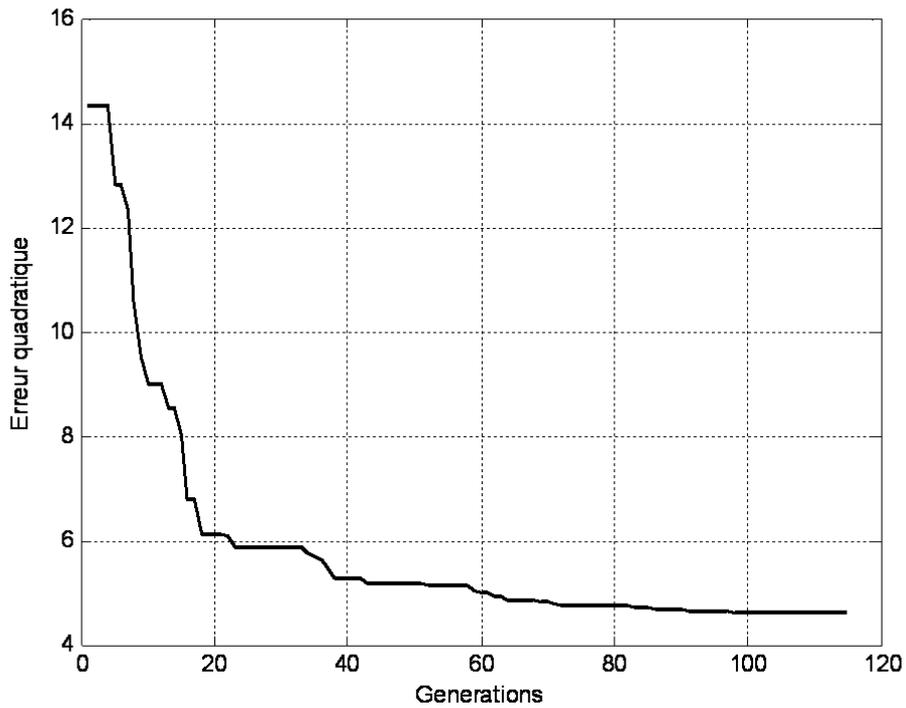


Figure V-39 Evolution de l'erreur quadratique en fonction des générations (codage2).

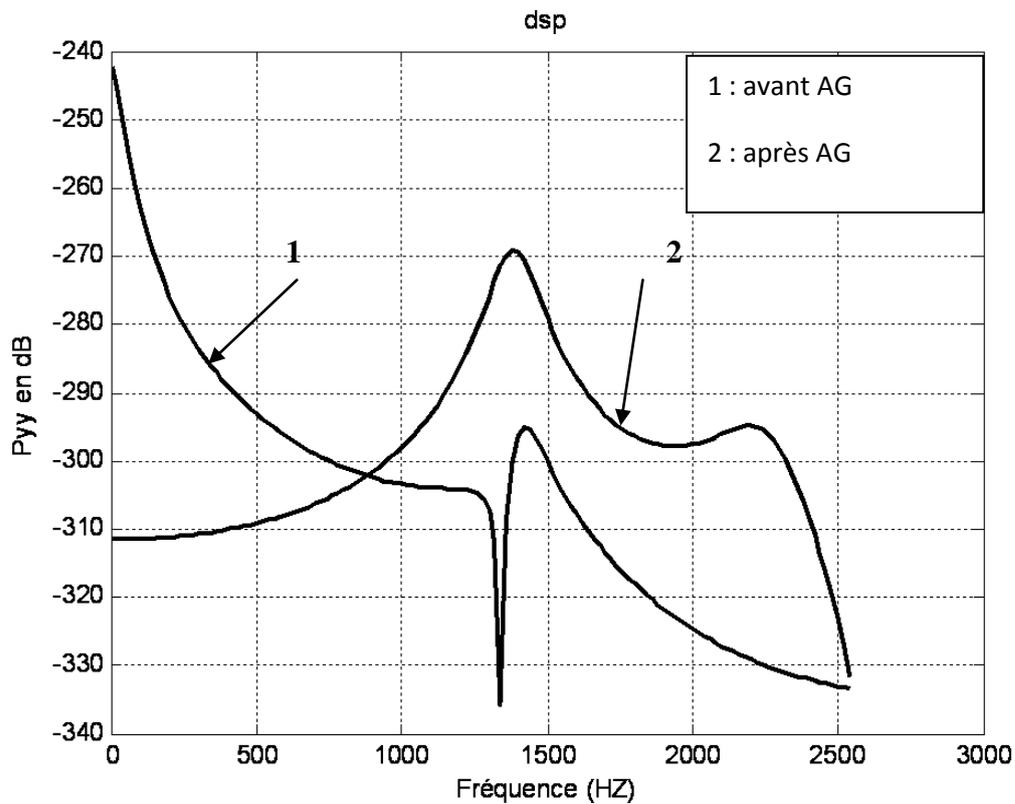


Figure V-40 Densité spectrale de puissance des signaux d'engrenages jour 13 avant et après application des AG.

V-5 Interprétation générales des courbes

Les tests effectués sur les signaux modèles et les signaux d'engrenages montrent que les algorithmes génétiques constituent un outil puissant à l'amélioration des résultats de l'estimation des paramètres ARMA. Le critère qui nous a laissé juger la performance des AG est le décroissement de l'erreur quadratique moyenne avec les générations.

Les algorithmes génétiques ont donné la possibilité de déterminer l'ordre et le nombre des paramètres à inclure dans un modèle ARMA automatiquement par la sélection du meilleur chromosome adéquat pour le signal étudié ainsi que l'estimation supplémentaire de la valeur des paramètres par ajustement.

Enfin nous déduisons que les AG promettent d'être un moyen efficace et robuste au service d'autres algorithmes classiques qui ont des limitations connus dans certains domaines.

V-6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons étudié l'estimation des paramètres du modèle ARMA par les algorithmes génétiques. Une simulation sur trois modèles et une application sur les signaux d'engrenages a été réalisée pour tester l'efficacité des AG.

Nous avons constaté une amélioration apportée par les AG en termes de minimisation de l'erreur d'estimation d'une part. D'autre part, les AG donnent la possibilité de déterminer les paramètres pertinents dans un modèle ainsi que l'évaluation de l'ordre optimale en second lieu et l'ajustement de la valeur des paramètres ARMA ; ce qui était impossible par les méthodes classiques. Donc les AG promettent d'être un moyen efficace pour l'optimisation et une solution pour toutes les difficultés qui font souffrir les méthodes classiques.

Conclusion générale

Nous avons vu dans le premier chapitre que les engrenages constituent une partie essentielle dans l'industrie ; mais comme tout élément fabriqué, ils peuvent subir des défauts qui vont interrompre le parcours de la mise en service des machines tournantes. Pour cela, une étude profonde sur ces éléments a été établie. Elle vise à orienter l'industrie vers le diagnostic et la surveillance des machines tournantes pour permettre d'éviter leur défaillance et d'augmenter leur durée de vie.

Dans le deuxième chapitre, nous avons présenté une méthode efficace pour estimer un modèle ARMA d'un processus temporel. Cette méthode se récapitule dans l'approximation d'une série d'équations étendue de Yule-Walker et après la résolution d'un système linéaire d'équations pour estimer les paramètres autorégressifs.

Cette technique a une performance de modélisation excellente par rapport aux autres méthodes alternatives comme : la méthode de Burg, Box Jenkins et le périodogramme ; elle promet d'être un moyen puissant de modélisation.

L'objet du troisième chapitre était d'étudier la possibilité de surveiller et diagnostiquer un système d'engrenages, composé de deux roues dentées tournant à deux vitesses proches l'une de l'autre à l'aide de la méthode ARMA et l'algorithme de Cadzow.

Les spectres de puissance ont révélé que la méthode ARMA-Cadzow était capable de détecter le défaut qui apparaît aux 12^{ème} et 13^{ème} jours par un déplacement du pic de la fréquence d'engrènement ainsi que l'augmentation dans son amplitude relative sans présence des fluctuations dont souffre la méthode de Welch. Cette étude a montré que la technique ARMA-Cadzow peut servir pour un diagnostic précoce des défauts d'engrenages.

Le quatrième chapitre a rappelé les fondements des algorithmes génétiques en vue de les appliquer à la modélisation ARMA.

Le chapitre cinq est consacré à l'utilisation des algorithmes génétiques pour l'optimisation des modèles ARMA obtenus par une technique conventionnelle, dans

notre cas la méthode de Cadzow, en terme d'ordre optimal et estimation supplémentaire des paramètres du modèle.

Pour atteindre ces objectifs deux type de codage sont adoptés :le premier sert à déterminer l'ordre optimal du modèle, par contre le second sert à une estimation optimale des valeurs des paramètres. La procédure développée dans ce chapitre a été testée sur trois signaux modèles. Les résultats obtenus ont démontré la puissance des AG, associés aux deux types de codage, à déterminer l'ordre optimal et le nombre de paramètres pertinents à inclure dans un modèle ARMA automatiquement par la sélection du meilleur chromosome et à affiner l'estimation de la valeur des paramètres par ajustement.

Les AG constituent donc un moyen robuste au service d'autres techniques conventionnelles présentant des limitations connus dans la modélisation ARMA. En un second lieu, la procédure développée avec les AG a été appliquée à l'analyse spectrale des signaux vibratoires issus d'un système d'engrenages fonctionnant 24h/24h pendant 13 jours. Le système développe un défaut sur une dent au 12^{ème} jour. La procédure étudiée a été appliquée à la modélisation ARMA et l'analyse spectrale des signaux d'engrenages issus des jours 12 et 13. Les résultats obtenus ont révélé une amélioration considérable apportée par les AG dans les performances de modélisation et la possibilité d'atteindre un ordre optimal et affiner au même temps l'estimation des paramètres ARMA d'une manière automatique et avec un temps de calcul réduit ; ce qui était impossible en utilisant les approches classiques seules.

En conséquence, les AG , associés à la technique Cadzow dans la modélisation ARMA, promettent d'être un moyen efficace et indispensable pour les futures recherches en maintenance préventive.

Bibliographie

- [1] K.Drouiche, M.Sidahmed, Y.Grenier, «Détection de défauts d'engrenage par analyse vibratoire», *Traitement du signal*, vol. 8, n° 5, pp. 331-333, 1994.
- [2] N.Haloui, D.Chikouche, M.Benidir, «Application of spectral parameters analysis methods for the detection of gear faults in rotating machines », *Electrical and Computer Engineering*,.IEEE Canadian Conference, March 2002.
- [3] O. Besson , “Analyse Spectrale Paramétrique” , Département Avionique et Systèmes assure, Avril 2009.
- [4] S.M. Kay, S.L. Marple, “Spectrum analysis—a modern perspective”, *Proc. IEEE* 69 (1981) 1380–1419.
- [5] S.M. Kay, “Modern Spectral Estimation: Theory and Application”, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1988.
- [6] James A. Cadzow . « ARMA time series modeling : an effective method », *Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on*: Jan. 1983 Volume: AES-19, On page(s): 49-58.
- [7] P.M.T.Broersen. « Facts and fiction in spectral analysis », *instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on* Volume 49, Issue 4, Aug 2000 Page(s):766 – 772.
- [8] Nouredine Haloui, Djamel Chikouche, Messaoud Benidir, « Diagnosis of gear systems by spectral analysis of vibration signals using prony technique », *IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security*, VOL.7 No.10, October 2007.
- [9] A. MERAZKA, « Algorithme de détection des défauts d’engrenages par le suivi des paramètres du modèle autorégressif AR », Thèse d’ingénieur –mécanique, Promotion 2000, Université de Sétif.
- [10] M.Haloui.Nouredine, « analyse des signaux d’engrenages par les méthodes d’estimation spectrales modernes », Thèse de magister promotion 2002, Université de Sétif.
- [11] M.sidahmed, « surveillance vibratoire de réducteurs a engrenages : apport des méthodes paramétriques du traitement du signal » , Douzième colloque Grets- Juan-Les-pins 12 au 16 Juin 1989.
- [12] : M.Khalil Khaled, « Etude comparative des méthodes d’analyse spectrale : Application à la caractérisation du signal EMG », Thèse de Magister promotion 1996 , université de Sétif.
- [13] : J.Max , « Méthodes et techniques de traitement du signal et application aux mesures physiques » 4^{ème} édition, Paris 1986.

- [14] James A. Cadzow . « High Performance Spectral Estimation: A New ARMA Method», IEEE transactions on acoustics, speech, and signal processing, vol. assp-28, no. 5, october 1980.
- [15] S.Rolf,J.Sprave,W.urfer,“Model Identification and Parameter Estimation of ARMA Models by Means of Evolutionary Algorithms”, University of Dortmund Germany, Aout 2002.
- [16]. Holland, J. Adaptation in Natural and Artificial Systems, Ann Arbor, MI: The University of Michigan Press, 1975.
- [17] Lerman, I. & Ngouenet, F. (1995), « Algorithmes génétiques séquentiels et parallèles pour une représentation affine des proximités », Rapport de Recherche de l’INRIA Rennes – Projet REPCO 2570, INRIA.
- [18] Z.Michalewicz, “Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs”Springer-Verlag, 1992.
- [19] David E. Goldberg ,“Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning” Addison-Wesley, 1989.
- [20] Thomas Bäck, “Self-Adaption in Genetic Algorithms” ,Proceedings of the first European conference on artificial life, pp 263-271, F. J. Varela and P. Bourgine (eds.).The MIT Press, Cambridge, MA, 1992.
- [21] Novkovic, S. and Šverko, D, “ Genetic Waste and the Role of Diversity in Genetic Algorithm Simulations,” Proceedings of the Second Workshop on Economics with Heterogeneous Interacting Agents, Ancona, May 30-31-1997
- [22] Michalewicz, Z. & Attia, N. (1994), “Evolutionary optimization of constrained problems”, *in* A. Sebald & L. Fogel, eds, “Proceedings of the 3rd Annual Conference on Evolutionary Programming”, World Scientific Publishing, pp. 98–108
- [23] Hussain, B.A, Al-Dabbagh, R.D,” Hybrid canonical genetic algorithm and steepest descent algorithm for optimizing likelihood estimators of ARMA (1, 1) model”, IEEE Int. Conf. On Applications of Digital Information and Web Technologies, Univ., Baghdad, 4-6 Aug. 2008
- [24] Wei-qing xiong,You-peng zhang, Ping wei,” An Improved real-code Genetic Algorithm”, IEEE Proceedings of the Third International Conference on Machine Learning and Cybernetics, Shanghai, 26-29 August 2004

- [25] Yongshou,Daijunling Wang, Weiwei Wang,Shaoshui Wang,” The Novel Seismic Wavelet Estimation Based on ARMA Model and Chaos Genetic Algorithm”, The 3rd International Conference on Innovative Computing Information and Control (ICICIC'08) 978-0-7695-3161-8/08 \$25.00 © 2008 IEEE.
- [26] S. F. Toha, Member, IEEE and M. O. Tokhi, Senior Member IEEE,” Real-coded Genetic Algorithm for Parametric Modelling of a TRMS”, IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2009), 978-1-4244-2959-2/09_c ,2009.
- [27] G. N. Beligiarnis, S. D. Likthanassis, E. N. Demiris,” A Robust Hybrid Evolutionary Method for ARMA Model Identification”, IEEE Proceedings of the 2nd International Symposium on,PP 633-638, july 2001.
- [28] Janos .Madar, Janos. Abonyi, Ferenc Szeifert,” Genetic Programming for the Identification of Nonlinear Input-Output Models”, Department of Process Engineering, University of Veszprem,P.O. Box 158, Veszprem 8201, Hungary,February 8 2005.
- [29] Ming Su, and Gary G. Yen, Senior Member,” A Genetic Algorithm Approach to Time Series Models with Thresholds in Two Domains”, IEEE Congress on Evolutionary Computation Sheraton Vancouver Wall Centre Hotel, Vancouver, BC, Canada, July 16-21, 2006.
- [30] Dr. Steven Kay,” Practical Statistical Signal Processing using Matlab”Dept. of Electrical Engineering,University of Rhode Island, March 2004.
- [31] Tommaso.Minerva1, Irene. Poli, “ Building ARMA Models with Genetic Algorithms”, E.J.W. Boers et al. (Eds.) EvoWorkshop 2001, LNCS 2037, pp. 335-342, 2001, Springer-Verlag Berlin Heidelberg; 2001.
- [32] T.Minerva,S.Paterlini,” Evolutionary Approaches For statistical modeling”, IEEE,0-7803-7282-4/02, 2002.
- [33] W. Wang,” Parametric Model Based on GA and SVM”, IEEE Third International Conference on Natural Computation (ICNC 2007),0-7695-2875-9/07,2007.
- [34] A. Sultan, R. Mahmud, M. Sulaiman, “Reducing Premature Convergence Problem through Numbers Structuring in Genetic Algorithm”, IJCSNS International Journal of Computer Science and Network Security, VOL.7 No.4, April 2007.
- [35] C. Xu,” Improved Genetic Algorithm for Estimation of Parameters of Demand Functions”, IEEE Proceedings of the 5thWorld Congress on Intelligent Control and Automation, June 15-19, 2004, Hangzhou, PR China, 2004.
- [36] L.Pingkang,D.Xiuxia,L.Yulin,” AGC Parameters Optimization Using Real Coded Genetic Algorithm”, IEEE, 2002.

- [37] Jui-Chung Hung, "A genetic algorithm approach to the spectral estimation of time series with noise and missed observations", *Science Direct Elsevier Information Sciences*, Vol. 178, pp. 4632–4643, 2008.
- [38] Zamanan, N. Sykulski, J.K. Al-Othman, A.K, "Real Coded Genetic Algorithm Compared To The Classical Method Of Fast Fourier Transform In Harmonics Analysis", *IEEE Proceedings of the 41st International Universities Power Engineering Conference*, Vol 3, pp.1021-1025, Sep 2006.
- [39] L. Fossati, P. Luca, L. K. Sastry, D. E. Goldberg, O. Gomez, "A Simple Real-Coded Extended Compact Genetic Algorithm", *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2007)*, 2007.
- [40] Q. Chena, K. Wordenb, P. Penga, A.Y.T. Leungc, "Genetic algorithm with an improved fitness function for (N)ARX modeling", *Science Direct Elsevier Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, pp. 994–1007, 2007.
- [41] Qi .Wu, "The hybrid forecasting model based on chaotic mapping, genetic algorithm and support vector machine", *Science Direct Elsevier Expert Systems with Applications*, Vol.37, pp. 1776–1783, 2009.
- [42] Chorng-Shyong Ong a, Jih-Jeng Huang a, Gwo-Hshiung Tzeng, "Model identification of ARIMA family using genetic algorithms", *Science Direct Elsevier Applied Mathematics and Computation*, Vol.164, pp.885-912,2005.
- [43] Carlo .Gaetan, "Subset ARMA Model Identification Using Genetic Algorithms", *Wiley inter science Journal of Time Series Analysis*, Vol.21, pp.559-570, Janvier 2002.
- [44] P.Peng, Q.Chen, "Improved genetic algorithm and application to ARMA modeling", *IEEE SICE 2003 Annual Conference*, Vol.1, pp.134-139, 2003.
- [45] W. Young .Yang, W. Cao, T.Sang, C.John .Morris, "APPLIED NUMERICAL METHODS USING MATLAB", *Wiley Inter Science Publication*, 2005.

Résumé

Ce travail de Magister consiste à étudier l'estimation des paramètres d'un modèle ARMA par la technique de Cadzow en premier lieu. Puis en un second lieu, les algorithmes génétiques sont utilisés pour déterminer l'ordre optimal du modèle ARMA obtenu par Cadzow et affiner l'estimation des paramètres ARMA. La procédure développée dans ce travail a été testée sur trois signaux modèles, les résultats obtenus ont démontré la puissance des AG à déterminer le nombre de paramètres ARMA pertinents automatiquement par la sélection du meilleur chromosome et à affiner l'estimation des valeurs de ces paramètres par ajustement. Cette technique développée a été également appliquée à l'analyse spectrale des signaux d'engrenages, les résultats obtenus promettent d'être un moyen efficace pour les futures recherches en maintenance préventive.

Mots clés : ARMA, estimation, Algorithmes génétiques, modélisation, paramètres, modèles.

الخلاصة

تقوم أطروحة الماجستير هذه بدراسة تفصيلية لعملية تقدير وسائط النموذج ARMA بتقنية Cadzow أولاً ثم ثانياً باستخدام الخوارزميات الجينية لتحديد عدد الوسائط المثالي للنموذج ARMA المقدر بتقنية Cadzow وصقل تقدير هذه الوسائط. الاجراء المطور في هذا العمل تم تجربته على ثلاث نماذج من الاشارات ، النتائج المحصل عليها اظهرت قدرة الخوارزميات الجينية على تحديد عدد الوسائط ARMA الفعالة بطريقة الية وذلك باختيار الكروموسوم الافضل وبصقل تقدير قيم هذه الوسائط بالتدقيق . هذه التقنية المطورة تم تطبيقها ايضا في التحليل الطيفي لاشارات المسننات، النتائج المحصل عليها تعد بان تكون وسيلة فعالة في الابحاث المستقبلية في الصيانة الوقائية.

الكلمات المفتاحية: ARMA ، تقدير، الخوارزميات الجينية، النمذجة ، الوسائط، النماذج.

Abstract

This Magister work consists in studying the estimation of ARMA model parameters using the Cadzow technique in the first step. Then, the genetic algorithms are used to determine the optimal order of ARMA model obtained from Cadzow method and improve the estimation of parameters. The developed procedure in this work has been tested on three model signals. The obtained results have shown the power of GA in determining the number of pertinent ARMA parameters automatically by selecting the best chromosome and improve the estimation of parameter values. This developed technique has been also applied to the spectral analysis of gear signals. The obtained results promise to be an efficient means for the future research in preventive maintenance.

Key words: ARMA, estimation, genetic algorithms, modeling, parameters, models.