

**IDENTIFICATION AVEUGLE PARAMETRIQUE DE LA
FONCTION DE REPONSE IMPULSIONNELLE
BASEE SUR LA CYCLOSTATIONNARITE DE SECOND ORDRE
A PARTIR DES REPONSES SEULEMENT**

K.A. Sghir¹; M. El Badaoui¹; M. Thomas²; I. Zaghbani²; V. Songméné²; A. Lakis³; N. Mureithi³

¹Laboratoire d'Analyse des Signaux et des Processus Industriels (LASPI), Université Jean Monnet de St Étienne, 42300 Roanne, France

²Département de génie mécanique, École de Technologie Supérieure, Montréal, H3C 1K3 , Qc, Canada

³Département de génie mécanique, École Polytechnique, Montréal, Qc, Canada

marc.thomas@etsmtl.ca

ABSTRACT

This paper addresses the blind identification of the impulse response function from only the response measurement. The method consists in modeling the measured vibration signal as the output of a AutoRegressif Moving Average ARMA filter. An identification method, based on the parameter extraction of ARMA filter from the cyclic spectral correlation, is proposed in order to identify the transfer function of a spindle-tool-workpiece system of a high speed milling process. It is shown that the vibration signal coming from the milling process is cyclostationary. The performance of this algorithm is demonstrated on a simulation signal and an experimental application has been validated on a test bench of a high speed milling using two accelerometers. The ability of this method to extract the impulse response from only the vibration measurement is demonstrated. This allows us to identify 'online' the system dynamic without the use of classical modal methods which require that the machine be off.

RÉSUMÉ

Cet article aborde l'identification aveugle de la réponse impulsionale à partir seulement de la mesure vibratoire. La méthode consiste à modéliser le signal vibratoire mesuré comme la sortie d'un filtre autorégressif à moyenne ajusté ARMA. Une méthode d'identification, basée sur l'extraction des paramètres du filtre ARMA à partir de la corrélation spectrale cyclique, est proposée pour estimer la fonction de transfert d'un système broche-outil-pièce d'une fraiseuse haute vitesse. Il est montré que le signal vibratoire issu de la fraiseuse est cyclostationnaire. La performance de cet algorithme est démontrée à l'aide de signaux de simulation et une application expérimentale a été validée sur un banc d'essai d'une fraiseuse haute vitesse en utilisant deux accéléromètres. L'aptitude de cette méthode à extraire la réponse impulsionale à partir seulement de la mesure vibratoire est démontrée. Cela nous permet une identification « online » de la dynamique du système en fonctionnement sans avoir recours à des méthodes modales classiques qui nécessitent que la machine soit en arrêt.

Mots clefs : Cyclostationnarité, analyse modale, fraisage, réponse impulsionale.

1. INTRODUCTION

En fabrication, la connaissance des propriétés dynamiques du système broche-outil-pièce en opération est d'une grande importance dans les applications industrielles des machines d'usinage haute vitesse. En effet, du à l'effet gyroscopique, les paramètres modaux varient avec la vitesse de rotation et il est primordial de les connaître en opération pour ajuster les lobes de stabilité et ainsi sélectionner un choix optimal des paramètres d'usinage et d'éviter le broutement [1]. La détermination de la réponse impulsionale (R.I) est un paramètre important pour identifier les lobes de stabilité [2]. Cette R.I représente le comportement dynamique du système broche, porte outil et outil. Une méthode largement utilisée pour réaliser une analyse modale [1- 4] est le test d'impact qui consiste à émettre une impulsion couvrant une large gamme de fréquence sur une structure au repos. Cette force est appliquée au bord de l'outil et mesurée en même temps à l'aide d'un capteur de force intégré au marteau d'impact. Une mesure de la réponse vibratoire se fait en parallèle avec la mesure de la force. La fonction de transfert entre la réponse et la force permet d'identifier la réponse impulsionale [5]. Ces méthodes présentent l'inconvénient que la mesure se fait sur la structure au repos, ce qui ne représente pas la dynamique réelle de la réponse impulsionale lorsque la machine est en fonctionnement à très haute vitesse.

D'autre part, l'identification aveugle de la réponse impulsionale a été la cible de plusieurs recherches dans le domaine des télécommunications, de la biomécanique [6], dans le domaine sismique et dans les machines tournantes [7- 9] tel que les moteurs [10], les engrenages [11] et l'usinage à grande vitesse [12]. Elle permet l'identification de la réponse impulsionale sans avoir besoin de l'information sur l'entrée (force) du système.

Dans cet article, une estimation aveugle de la réponse impulsionale, à partir seulement de la mesure vibratoire en utilisant les statistiques d'ordre deux [13, 14], est proposée. Des signaux vibratoires, fournis par des accéléromètres, l'un placé sur un palier de la broche et l'autre sur la pièce usinée, sont modélisés comme étant la sortie d'un filtre autorégressif ARMA. L'idée de base est d'extraire les paramètres de ce filtre ARMA en se basant sur une propriété intéressante de la machine tournante qui est la cyclostationnarité. Cette propriété, engendrée par le cycle de la machine, est la base théorique de plusieurs méthodes de diagnostic des machines tournantes [15]. Les méthodes classiques d'identification aveugle de la réponse impulsionale utilisent les statistiques d'ordre supérieur (SOS) afin d'identifier la phase [16]. Or nous savons qu'avec les statistiques d'ordre deux, nous pouvons seulement extraire l'amplitude de la réponse impulsionale. Mais, si le système est supposé à phase minimale, on récupère la phase. Par contre, si le système n'est pas à phase minimale, nous devons utiliser les SOS. Avec la propriété de la cyclostationnarité, nous avons utilisé l'information de la phase qui est gardée dans la corrélation spectrale. Cette estimation à partir des statistiques d'ordre deux permet de réduire le coût de calcul par rapport à l'utilisation des SOS.

Le plan de cet article est le suivant. Dans la section 2, les bases théoriques de ce travail sont données, soit : le modèle du signal vibratoire, la définition de la cyclostationnarité ainsi que quelques définitions des opérateurs statistiques d'ordre deux. Dans la section 3, la méthode d'identification paramétrique basée sur la corrélation spectrale cyclique est présentée. Dans la section 4, la méthode est testée sur des signaux de simulation avant d'être appliquée sur des signaux issus d'une machine d'usinage à grande vitesse dans la section 5. Une conclusion avec perspectives sont données à la fin.

2. LES BASES THEORIQUES :

2.1. Modélisation des signaux vibratoires de la machine :

Le système broche-outil-pièce est modélisé comme étant un système SISO (Single Input et Single Output), avec une seule entrée et une seule sortie (figure 1) :



Figure 1 : modèle vibratoire du système

Pour chaque point de mesure i , le système peut s'écrire sous la forme analytique suivante :

$$x_i(t) = e(t) * h_i(t) + u_i(t) \quad (1)$$

avec :

- $e(t)$, l'entrée (source d'excitation), appelée force d'excitation considérée comme un bruit blanc cyclostationnaire. L'excitation $e(t)$ représente la force de coupe générée par le moteur de la machine, cette force est transmise à l'outil par la broche.
- $h(t)$ représente la réponse impulsionnelle recherchée du système mécanique, supposée linéaire et invariant dans le temps. $h(t)$ est un filtre représentant l'ensemble des réponses impulsionnelles de l'outil et de l'interaction outil-pièce. Cette réponse impulsionnelle dépend de l'emplacement du capteur.
- $x(t)$ est la sortie donnée par l'accéléromètre, elle est cyclostationnaire.
- $u(t)$ est un bruit supposé stationnaire blanc modélisant le bruit prévenant de l'environnement et des erreurs de mesure des instruments.

2.2 La cyclostationnarité:

Un signal est dit cyclostationnaire si ses propriétés statistiques (moyenne, variance) sont périodiques par rapport à la variable générique (temporel, angulaire). Les signaux vibratoires issus des machines tournantes sont cyclostationnaires, si la fluctuation de la vitesse de rotation est constante ou bien si ces signaux sont acquis de manière angulaire [9, 10].

Le système est cyclostationnaire au premier ordre si sa moyenne (équation 2) est périodique par rapport au temps (ou angle):

$$\mu_x(t) = E\{x(t + T)\} \quad (2)$$

où T définit la période cyclique et l'opérateur E [.] représente la moyenne statistique, c'est à dire une moyenne sur l'ensemble des réalisations possibles du signal, ou encore une moyenne sur l'ensemble de ses cycles, appelée moyenne synchrone. Chaque période ou cycle peut être considéré comme la réalisation d'un même processus aléatoire.

Un autre outil de base pour la description du signal est la fonction d'autocorrélation instantanée. Ce descripteur est utile pour la caractérisation des signaux aléatoires. La fonction d'autocorrélation est définie comme suit:

$$R_x(t, \tau) = E\{x(t + \tau)x(t)^*\} \quad (3)$$

avec τ , le retard.

Un signal cyclostationnaire est à l'ordre 2 si sa fonction d'autocorrélation $R_{xx}(t, \tau)$ est périodique.

$$R_x(t, \tau) = E\{x(t + \tau + T)x(t + T)^*\} = R_x(t + T, \tau) \quad (4)$$

Un processus est cyclo-stationnaire au sens large s'il est cyclo-stationnaire à l'ordre 1 et 2.

2.3 La corrélation spectrale :

Pour une analyse plus pratique des mesures physiques, il est convenable de voir la structure fréquentielle des signaux cyclo-stationnaires. La fonction clé de cet article sera la fonction de corrélation spectrale qui est un outil de description des signaux cyclo-stationnaires efficace et qui a été utilisée dans des applications tel que le diagnostic des machines tournantes [7-9]. Ce descripteur a été utilisé pour tirer profit de la propriété de la cyclo-stationnarité.

La corrélation spectrale est la double transformée de Fourier de (n, τ) en (f, α) de l'auto-corrélation :

$$S_x^\alpha(f) = \sum_{\tau=-\infty}^{\tau=\infty} R_x^\alpha(\tau) e^{-j2\pi f\tau} \quad (5)$$

où

$$R_x^\alpha(\tau) = \sum_{t=-\infty}^{t=\infty} R_x(t, \tau) e^{-j2\pi \alpha t} \quad (6)$$

$R_x^\alpha(t, \tau)$ est l'autocorrélation cyclique et $\alpha = \frac{1}{T}$ est la fréquence cyclique.

L'auto-corrélation du signal dépend de deux paramètres : le temps t et le retard τ . La fréquence obtenue par TF (transformée de Fourier) selon la variable τ est la fréquence spectrale f (la corrélation spectrale est continue dans cette direction puisque l'auto-corrélation est aléatoire selon τ). Celle qu'on obtient par TF selon t est appelée fréquence cyclique et notée α (La corrélation spectrale dans cette direction est discrète puisque la fonction de l'auto-corrélation est périodique selon t).

Pour l'estimation de la corrélation spectrale, nous utilisons le bi-périogramme lissé (figure 2) :

$$\hat{S}_x^\alpha(f) = \frac{1}{K\Delta} E\{X(f)X(f - \alpha)^*\} \quad (7)$$

où $X(f)$ est la transformée de Fourier à court terme d'une section fenêtrée du signal et $K\Delta$ est une constante de moyennage.

Nous voyons d'après (7) que lorsque $\alpha = 0$, on obtient la densité spectrale classique.

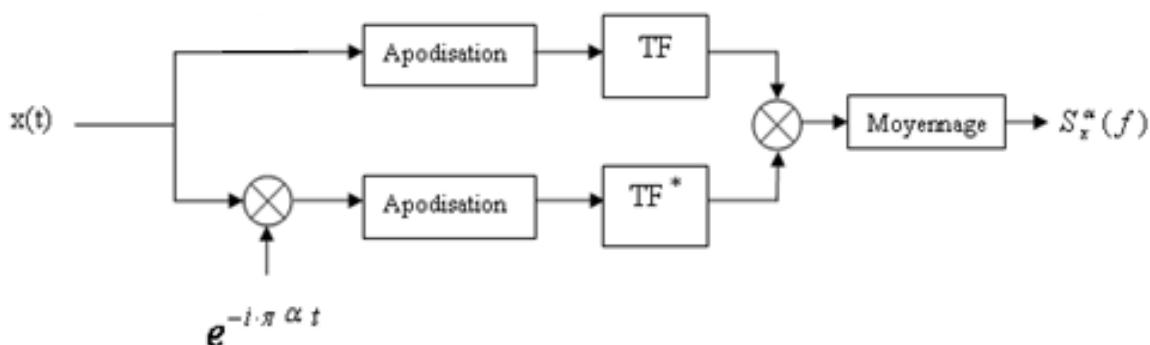


Figure 2 : Estimation de la corrélation spectrale cyclique

Pour le modèle donné dans l'équation (1), la fonction de la corrélation spectrale est donnée par :

$$S_x^\alpha(f) = \sigma_s^2 H(f) H^*(f - \alpha) + \sigma_u^2 \delta(\alpha) \quad (8)$$

3. 3. 0 METHODE D'IDENTIFICATION PARAMETRIQUE :

3.1 Description de la méthode:

La relation (8), exprimée dans le domaine en z pour les deux fréquences cyclique α et $-\alpha$ (avec $\alpha \neq 0$), est donnée comme suit :

$$S_x^\alpha(z) = \sigma_s^2 H[z] H^*\left(\frac{e^{-i\alpha}}{z}\right) \quad (9)$$

$$S_x^{-\alpha}(z) = \sigma_s^2 H[z] H^*\left(\frac{e^{i\alpha}}{z}\right) \quad (10)$$

Nous savons que le système ARMA s'écrit sous cette forme :

$$H(z) = A \frac{\prod_{i=1}^M (1 - z_i z^{-1})}{\prod_{i=1}^N (1 - p_i z^{-1})} \quad (11)$$

où les p_i et les z_i sont respectivement les pôles et les zéros de la fonction de transfert qu'on cherche à identifier.

Si nous remplaçons l'équation (9) dans (11), nous avons la corrélation spectrale pour la fréquence cyclique α en fonction des pôles et des zéros sous cette forme :

$$S_x^\alpha[z] = |A|^2 \frac{\prod_{i=1}^M (1 - z_i z^{-1}) \prod_{i=1}^M (1 - z_i^* e^{-j\alpha})}{\prod_{i=1}^N (1 - p_i z^{-1}) \prod_{i=1}^N (1 - p_i^* z e^{-j\alpha})} \quad (12)$$

Le but essentiel est d'extraire les pôles et les zéros à partir des spectres cycliques (équation 12). Quand il n'y a pas annulation des pôles ou/et zéros dans le produit $H(z) H^*(e^{\mp j\alpha}/z^*)$, les zéros du système sont parmi les zéros communs de $S_x^\alpha(z)$ et $S_x^{-\alpha}(z)$ et les pôles du système sont les pôles stables de $S_x^\alpha(z)$ ou $S_x^{-\alpha}(z)$.

Pour identifier les zéros du système, une condition nécessaire est qu'il n'a y a pas de zéros communs entre $H^*(e^{j\alpha}/z^*)$ et $H^*(e^{-j\alpha}/z^*)$. Cette condition est traduite par le fait que les zéros sur le même rayon ne doivent pas avoir une différence de phase de $4\pi*\alpha$. Cette condition, empêche de supprimer le même pôle dans les deux expressions dans $S_x^\alpha(z)$ et $S_x^{-\alpha}(z)$.

3.2 Extraction des pôles et des zéros :

Basé sur les corrélations spectrales cycliques et la condition simple que les zéros sur le même rayon ont une différence d'angle différente de $4\pi*\alpha$, les pôles sont identifiés comme les unions des pôles stables de $S_x^\alpha(z)$ et $S_x^{-\alpha}(z)$. Les zéros qu'on ne peut pas annuler sont les zéros communs de $S_x^\alpha(z)$ et $S_x^{-\alpha}(z)$. La tâche restante est de localiser les zéros communs qui sont annulé en $S_x^\alpha(z)$ ou bien $S_x^{-\alpha}(z)$ mais pas pour les deux.

Pour trouver les zéros qu'on peut supprimer, on se base sur les pôles identifiés auparavant. Notons Γ_1 , les pôles stables de $S_x^\alpha(z)$ et Γ_2 , l'ensemble des pôles stables de $S_x^{-\alpha}$. Les pôles de la réponse impulsionale sont donnés comme suit :

$$\Gamma_1 \cup \Gamma_2$$

Pour chaque élément ζ_i de $\Gamma_1 \cup \Gamma_2 - \Gamma_1$, il y a un zéro annulé à $z_i = \frac{1}{\zeta_i e^{j\alpha}}$.

En établissant les concepts de base avec les pôles et les zéros à phases mixtes, la méthode d'identification est décrite par le théorème suivant.

Théorème [9] :

Supposant qu'un système ARMA causal, stable et invariant dans le temps satisfait les conditions suivantes :

1. Les zéros sur un cercle n'ont pas une différence de phase égale à $4\pi*\alpha$.
2. Il n'y a pas ni des zéros ni des pôles sur le cercle d'unité.

Alors les pôles du système ARMA est l'union des racines de :

$$\sigma_p^{(l)}(x) = x^N + \sigma_{p,1}^{(l)}x^{N-1} + \dots + \sigma_{p,N}^{(l)}, l=-1,1 \quad (13)$$

avec les $\sigma_{p,1}^{(l)}$, déterminés par les équations :

$$c_{p,1}^{(l)}(N+k) + \sigma_{p,1}^{(l)} c_{p,1}^{(l)}(N+k-1) + \cdots + \sigma_{p,N}^{(l)} c_p^{(l)} = 0, \text{ for } k=0, 1, 2, \dots$$

où: $\sigma_p^{(l)}(k) = IFFT\{S_x^{l\alpha}[f]\} \quad l=-I, I \quad (14)$

Les zéros non-annulés à l'intérieur du cercle sont déterminés par les racines communes de :

$$\sigma_z^{(l)}(x) = x^M + \sigma_{z,1}^{(l)} x^{M-1} + \cdots + \sigma_{z,M}^{(l)}, \quad l=-I, I \quad (15)$$

dans lequel $\sigma_{z,p}^{(l)}$ est déterminé par les équations :

$$c_{z,1}^{(l)}(M+k) + \sigma_{z,1}^{(l)} c_z^{(l)}(M+k-1) + \cdots + \sigma_{z,M}^{(l)} c_z^{(l)} = 0, \text{ for } k=0, 1, 2, \dots$$

où: $\sigma_z^{(l)}(k) = IFFT\{\frac{1}{S_x^{l\alpha}[f]}\} \quad (16)$

Les zéros non annulés en dehors du cercle d'unité sont les réciproques du reste des racines de $\sigma_z^{(l)}(x) = 0$, multiplié par $e^{j\beta}$. Les zéros annulés sont obtenus à partir des pôles basés sur :

$$z_i = \frac{1}{\zeta_i^* e^{j\alpha}}, \quad \zeta_i^* \in \Gamma_1 \cup \Gamma_2 - \Gamma_1 \quad (17)$$

et

$$z_i = \frac{1}{\zeta_i^* e^{j\alpha}}, \quad \zeta_i^* \in \Gamma_1 \cup \Gamma_2 - \Gamma_2 \quad (18)$$

Ainsi nous récupérons les pôles et les zéros de notre système.

3.3 Détermination de l'ordre du filtre :

Pour déterminer l'ordre du filtre, nous utilisons la méthode décrite dans [17], La méthode utilise les cumulant d'ordre trois pour estimer l'ordre du filtre pour les parties AR et MA d'un filtre ARMA.

3.4 Algorithme du calcul :

1. Détermination de l'ordre du filtre (partie 3.3).
2. Détermination de la fréquence cyclique existante α .
3. Calculer les corrélations spectrales pour α et $-\alpha$
4. Détermination des pôles et des zéros de notre système à l'aide du théorème (partie 3.2).

4. 4.0 SIGNAUX DE SIMULATIONS :

Pour la validation de la méthode nous avons considéré un système ARMA donné par :

$$H_1(z) = \frac{1 + 1.5z^{-1}}{1 - 1.64453z^{-1} + 0.740818z^{-2}}$$

Ce système a deux pôles $0.82227 \pm j0.25436$ et un zéro à l'extérieur du cercle d'unité à -1.5 . Avec la méthode décrite dans [12], nous avons trouvé que l'ordre de ce filtre est bien $(2,1)$.

La figure 3 présente la réponse impulsionnelle estimée par l'algorithme présenté dans cet article. La comparaison de la R.I estimée avec celle réelle montre l'aptitude de cette méthode à identifier la réponse impulsionnelle même si le système qu'on a est à phase non minimale.

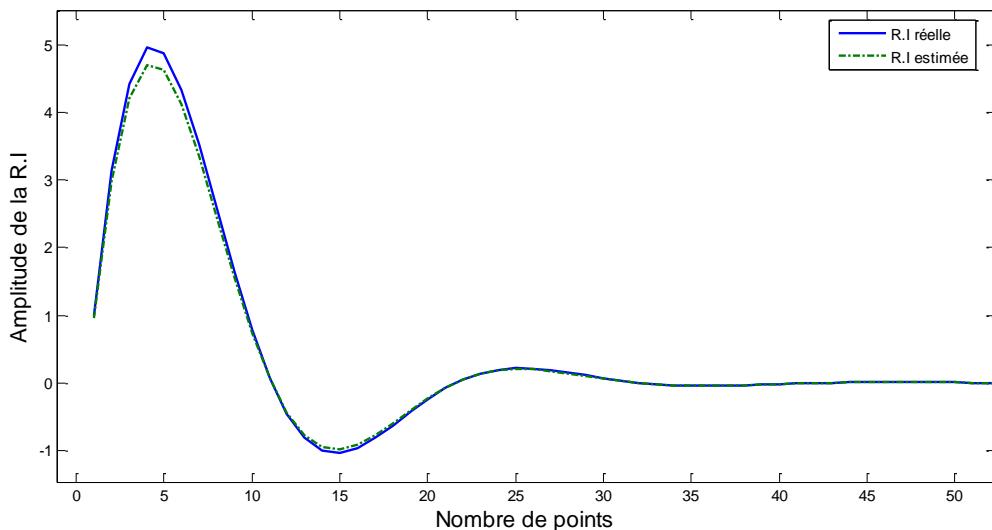


Figure 3 Réponse impulsionnelle estimée par l'algorithme sur des signaux de simulation avec SNR =25

Afin de voir la performance de cette méthode, calculons l'erreur quadratique moyenne normalisée de la réponse impulsionnelle estimée par l'équation suivante:

$$\frac{\sum_{n=0}^{+\infty} |\hat{h} - h(n)|^2}{\sum_{n=0}^{+\infty} |h(n)|^2}$$

La figure 4 présente le NMSE en fonction du rapport SNR. Nous constatons que l'erreur est d'autant plus grande que le rapport signal sur bruit est faible (figure 4 (a)). Nous constatons aussi qu'elle est faible quand le nombre d'échantillons est grand (figure 4 (b)). Le NMSE de l'algorithme est fonction du SNR et de nombre d'échantillons.

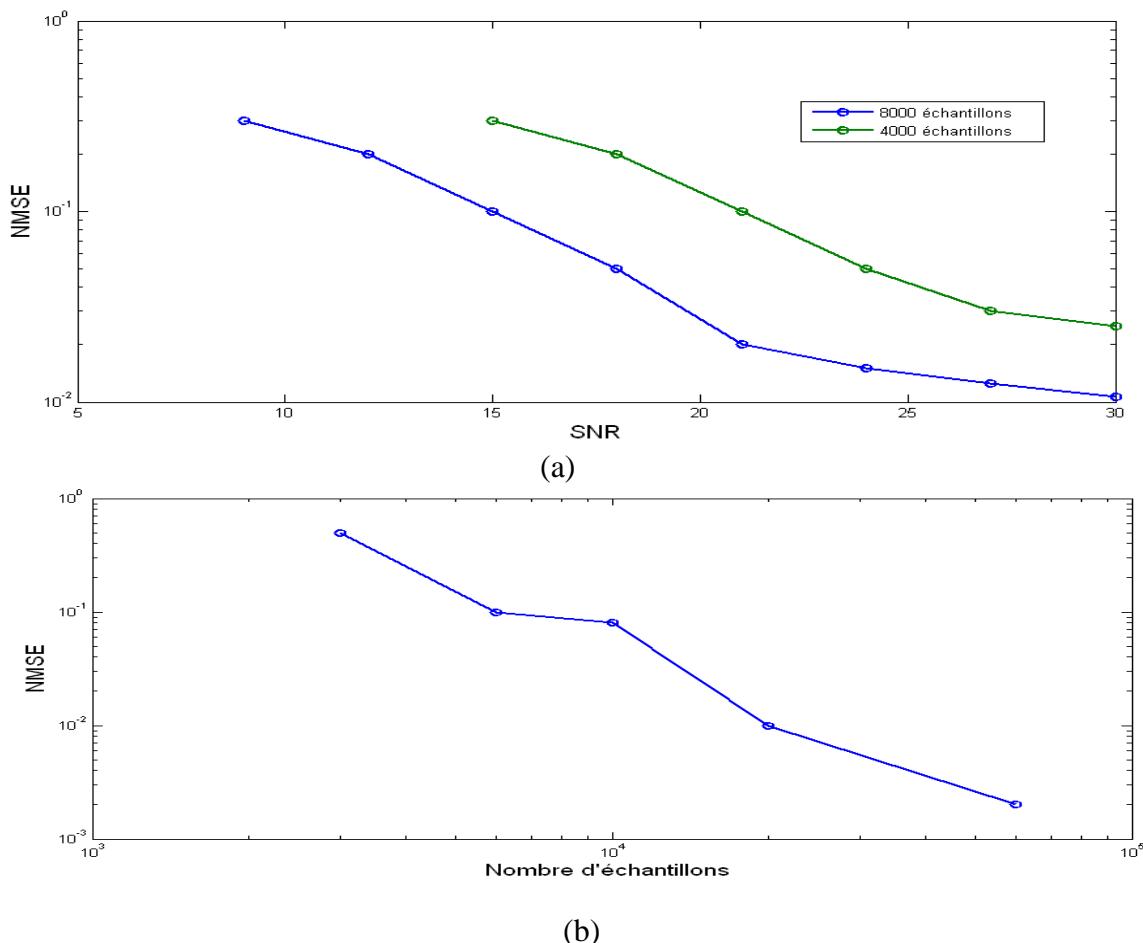


Figure 4 : performance de l'algorithme a) en fonction du rapport signal bruit SNR ; b), en fonction du nombre d'échantillons.

Dans ce paragraphe, nous avons présenté les résultats de l'algorithme sur un signal de simulation. Nous voyons que cet algorithme est capable d'identifier de manière aveugle la réponse impulsionnelle, même si le filtre est à phase non minimale. Dans la suite, nous avons appliqué cet algorithme pour les signaux issus d'une opération d'usinage pour identifier la réponse impulsionnelle du système.

5. SIGNAUX D'EXPERIMENTATIONS :

5.1 Banc d'essai :

Afin de valider notre approche sur des signaux réels, un banc d'essai a été préparé pour extraire des signaux vibratoires d'une machine d'usinage à grande vitesse. Une machine Nexus 410-A (figure 5) de vitesse de rotation maximale de (12000 rpm) est utilisée. Deux accéléromètres ont été placés sur la machine, un sur la broche dans la direction y et l'autre sur la table dynamométrique de la pièce usinée dans la direction de l'avance de la machine-direction x (figure 6). Un outil de type Minicut 4 flutes 1° a été préparé pour l'usinage d'une pièce de l'aluminium Al7071. Les conditions de coupe sont présentées dans le tableau 1.



Figure 5 : Centre d'usinage MAzak (à gauche), Broche et outil de coupe (à droite)

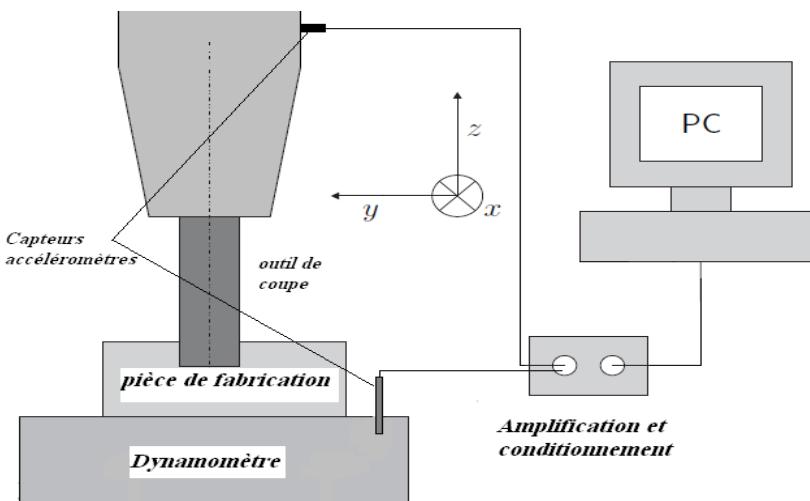


Figure 6: Schéma du positionnement des accéléromètres

Les signaux issus des accéléromètres sont échantillonnés avec une fréquence de $48kHz$. Une série de mesures a été faite avec 500 000 échantillons. Dans cet article, seulement le cas présenté dans la table 1 est traité par la suite.

Vitesse d'avance (mm/tooth)	0.203
Profondeur axiale	2.54 mm
Profondeur radiale	12.7 mm
Vitesse de coupe	300 m/min
RPM	3761.47 rpm (62.7 Hz)

Table1 : condition de coupe

5.2 Analyse des signaux

La figure 7 présente les signaux d'accéléromètres provenant des capteurs 1 et 2. Nous voyons que les deux signaux ont des allures très différentes. Le signal fourni par le capteur 1 qui est placé sur la broche, a une allure qui est proche d'une force d'excitation. Pour le signal du capteur 2, posé sur le dynamomètre, on voit qu'il est composé de motifs différents du

signal du capteur 1. Ceci est du à son emplacement proche du point d'usinage. Ce signal vibratoire représente en fait la convolution de la force d'excitation avec la réponse impulsionnelle du système outil-pièce.

La figure 8 présente la corrélation spectrale du signal prévenant du capteur 2. D'après cette figure, nous voyons que le signal d'accélération est bien cyclostationnaire ; la corrélation spectrale du signal provenant du capteur 2 est discrète dans la direction de l'axe des fréquences cycliques et continue dans la direction des fréquences spectrales f . Dans la direction des fréquences cycliques, nous voyons des raies à la fréquence cyclique de 62.69 Hz qui correspond à la fréquence de rotation de l'outil et à ses harmoniques (135.38 Hz, 188 Hz, 250.76Hz etc..). L'apparition des raies à ces fréquences cycliques (la fréquence cyclique $\alpha = 62.69$ et ses multiples) prouve l'aspect cyclostationnaire de notre signal. Dans la suite nous allons utiliser la corrélation spectrale cyclique pour les fréquences cycliques α et $-\alpha$ (avec $\alpha = 62.69$), pour estimer la R.I de notre système.

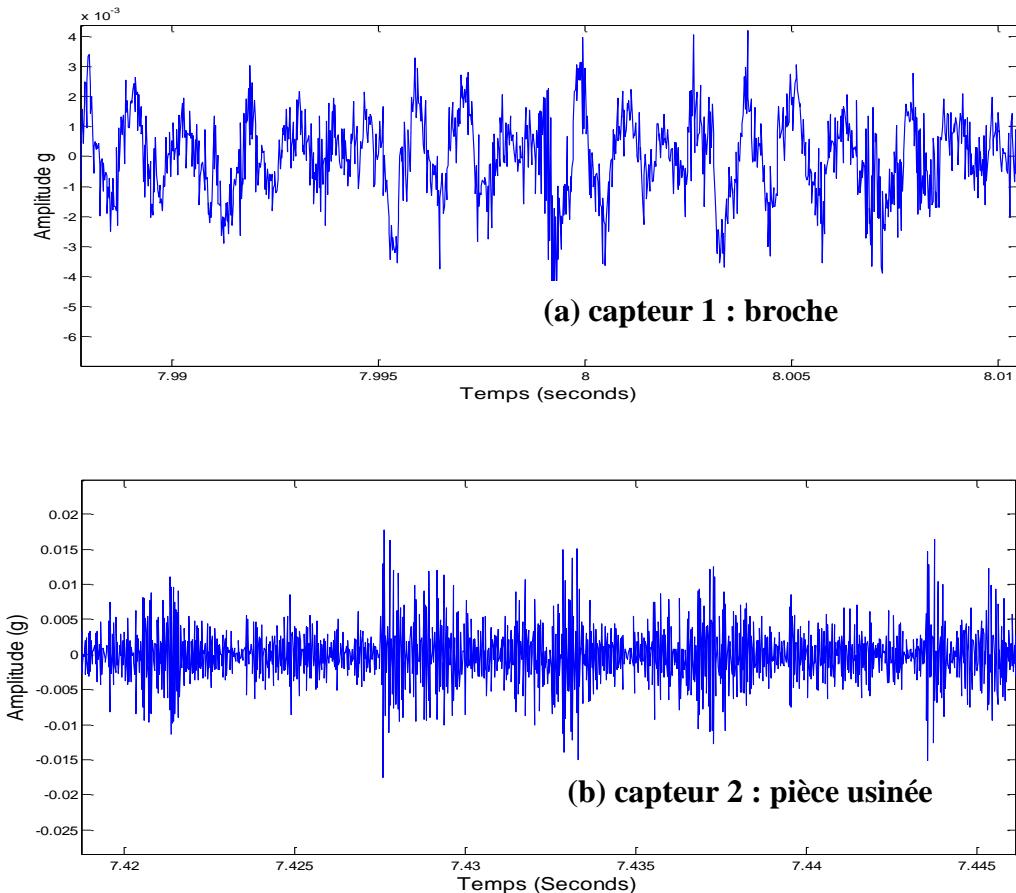


Figure 7 : signal donné par les accéléromètres (a) capteur 1 : broche,

(b) capteur 2 : pièce.

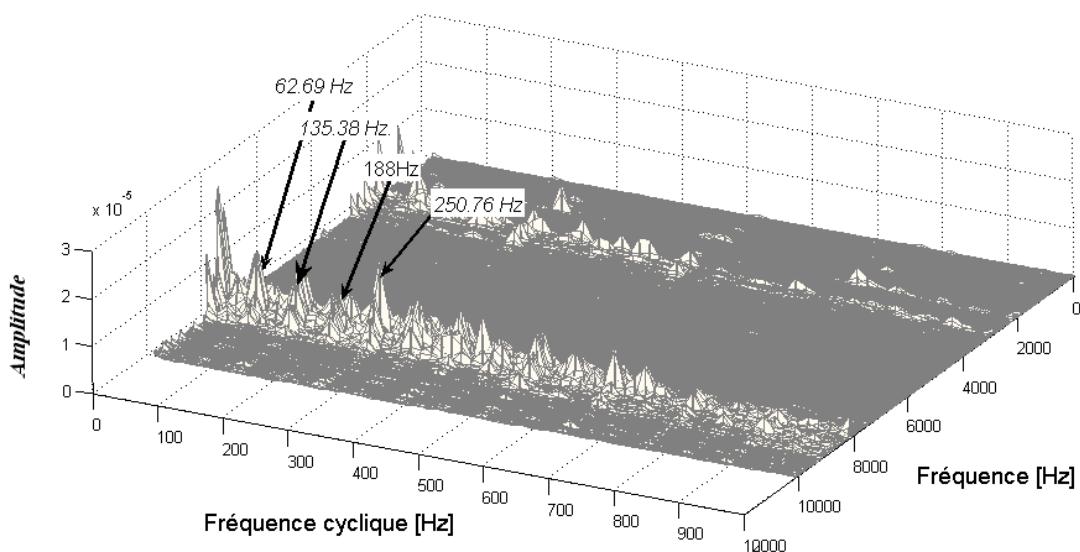


Figure 8 : Corrélation spectrale cyclique du signal provenant du capteur 2

Nous avons appliqué l'algorithme présenté dans le paragraphe 3.4 pour les signaux provenant des accéléromètres 1 et 2. Pour estimer le nombre de pôles et de zéros, nous avons utilisé l'algorithme présenté dans [17], l'estimation du nombre de pôles et de zéros a donné 3 pôles et 3 zéros pour l'accéléromètre 1 et 9 pôles et 9 zéros pour l'accéléromètre 2. Pour la corrélation spectrale, nous avons pris une taille de fenêtre (Hamming) égale à 1024 pour un signal de taille 500000 échantillons. Ensuite, nous avons appliqué le théorème présenté dans le paragraphe 3.2.

La figure 9 (a), montre l'amplitude de la R.I estimée par cette méthode à partir du capteur 1 (placé sur la broche). Dans cette figure il y a un seul pic proche de 900 Hz. Cette fréquence correspond à la résonance de l'outil. La figure 9(b) présente la FRF estimée à partir du capteur 2 qui est placé dans la direction d'avance de l'outil. Nous trouvons plusieurs pics qui correspondent aux modes de résonance du système. Parmi ces pics, nous trouvons un pic autour de la fréquence de résonance de l'outil (900 Hz). Les autres pics de hautes fréquences correspondent aux autres modes de résonance et à la coupe puisque cette FRF est estimée à partir du capteur 2 qui est placé proche de la zone d'usinage.

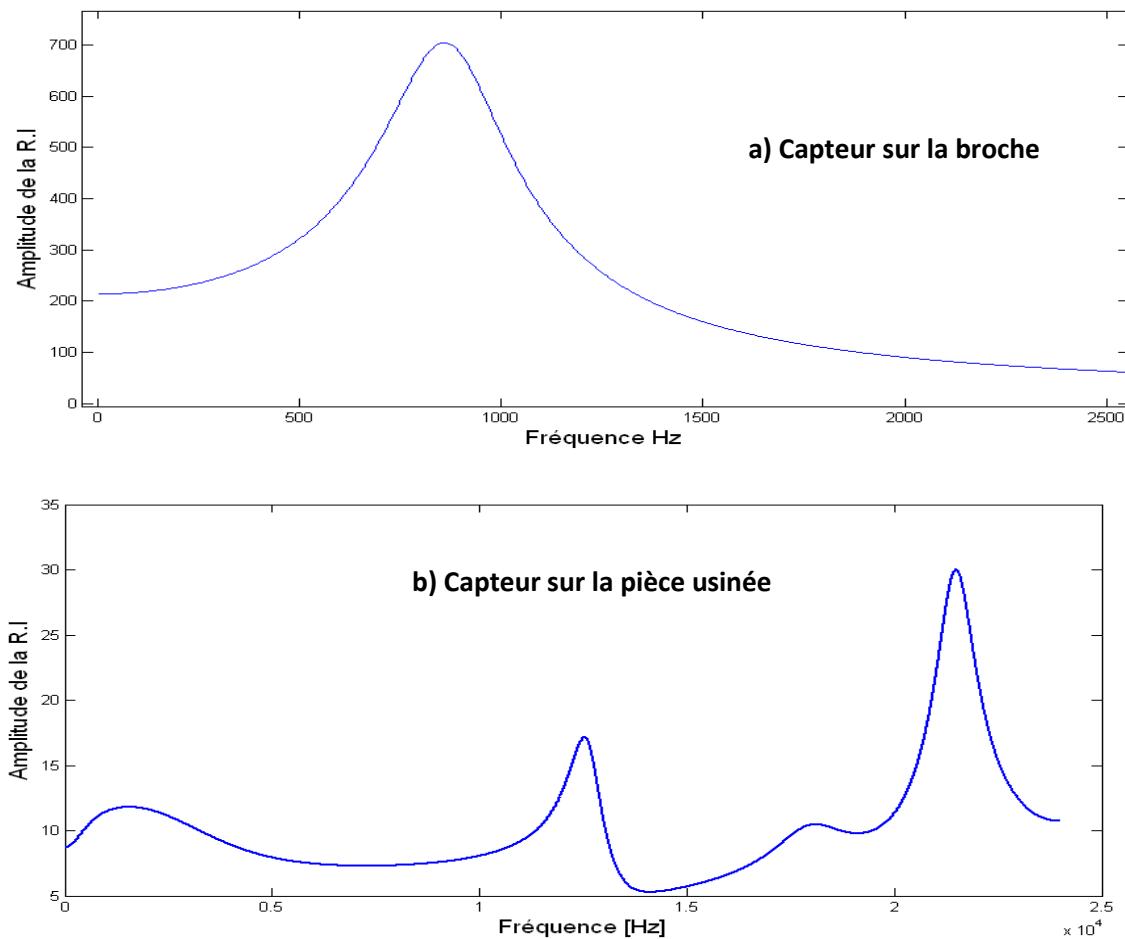
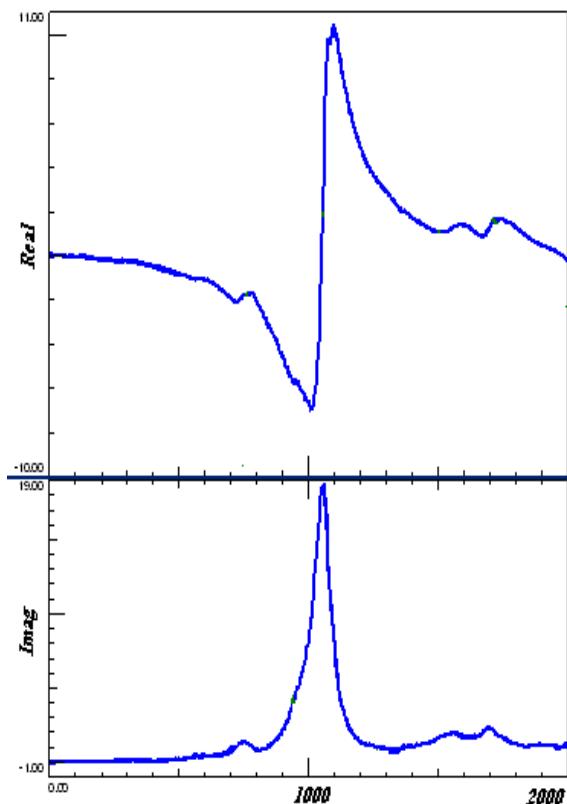


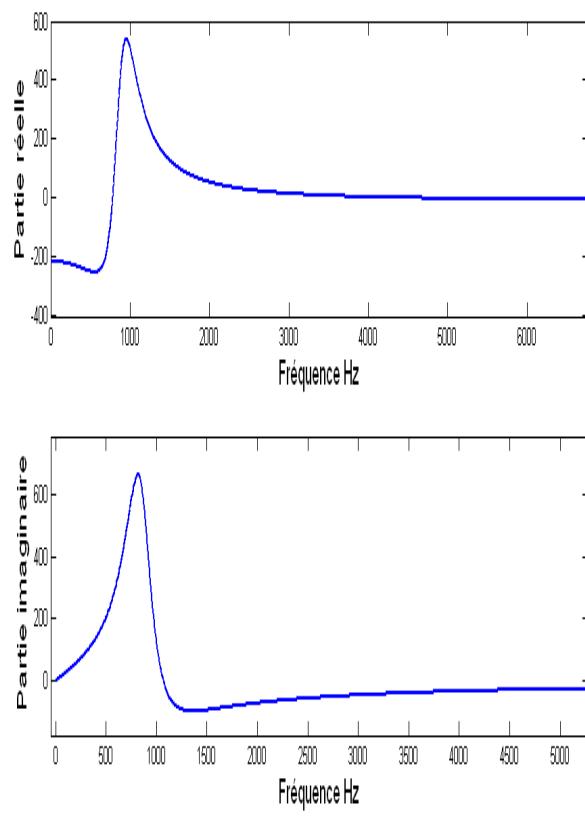
Figure 9 : Amplitude de la R.I estimée par l'algorithme (a) R.I estimée à partir du capteur 1, (b) R.I estimée à partir du capteur 2.

5.3 Comparaison avec le test d'impact:

Afin de valider nos résultats, nous avons effectué une analyse modale par impact sur l'outil de la fraiseuse lorsque celui-ci est à l'arrêt, afin d'en extraire la réponse impulsionale. La figure 10 (a) présente la partie réelle et imaginaire de la FRF de l'outil, après excitation par un marteau appliquée dans la direction y. La figure 10 b) présente la partie réelle et imaginaire de la R.I estimée à partir du capteur 1, par l'algorithme présenté dans ce papier. Nous remarquons que notre méthode a identifié une R.I similaire que celle obtenue par le test d'impact avec une fréquence (900 Hz) proche de celle du pic obtenu par analyse modale (1000 Hz). La différence est due au fait que la R.I est obtenue alors que la machine fonctionnait en coupe.



Figue 10 : (a) Partie réelle et imaginaire de la fonction de transfert à partir du test d'impact



Figue 10 : (b) Partie réelle et imaginaire de la fonction de transfert identifié à partir de l'algorithme appliqué à la mesure vibratoire au capteur 1

Dans la suite, nous avons normalisé les deux R.I extraits et nous avons présenté la cohérence entre ces deux signaux. La figure (11) présente la cohérence entre la R.I estimée à partir du capteur 1 et celle obtenue par le test d'impact dans la direction y. Nous voyons que la cohérence est supérieure à 0.6 dans la zone fréquentielle [400 à 3500] Hz. Cette valeur de cohérence montre une bonne corrélation entre les deux réponses impulsionales.

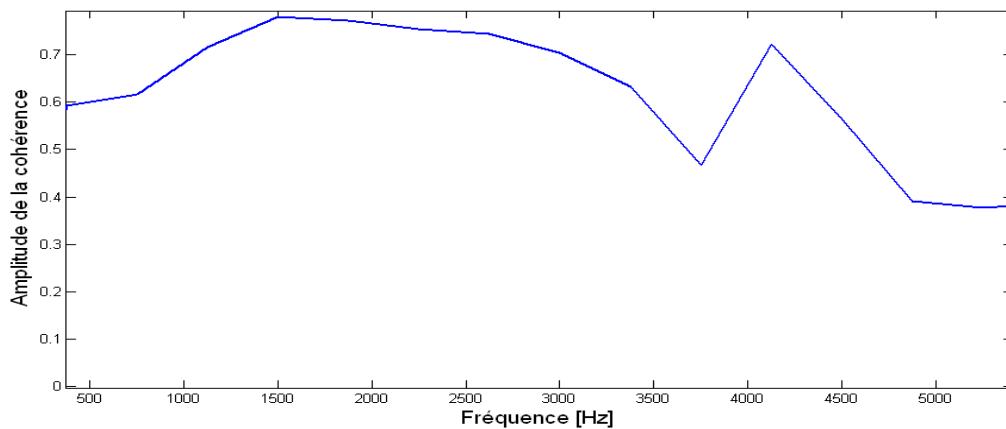


Figure 11 : Cohérence entre les réponses impulsionales estimées par le test d'impact et par notre méthode à partir du capteur 1

La figure (12) présente la cohérence entre la R.I estimée à partir du capteur 2 et celle obtenue par le test d'impact dans la direction x. Nous constatons que la cohérence est supérieure à 0.5 dans la zone [500Hz 2500Hz]. D'après ces deux dernières figures, nous constatons que la R.I estimée la plus proche de celle du test d'impact est celle obtenue à partir du capteur 1. Pour la R.I estimée par le capteur 2, nous constatons la présence d'autres modes de résonance et de coupe, ce qui rend la corrélation plus faible.

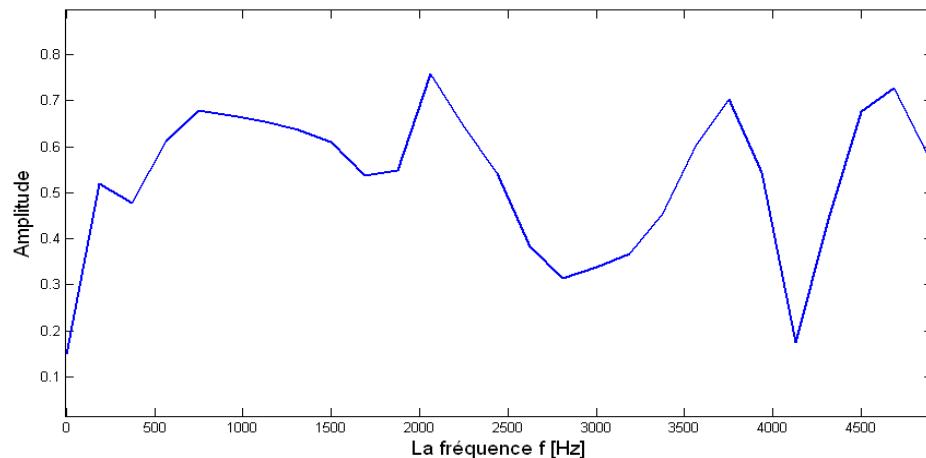


Figure 12 : Cohérence entre les réponses impulsionales estimées par le test d'impact et par notre méthode à partir du capteur 2

6. CONCLUSION ET PERSPECTIVE :

Dans ce travail, une méthode paramétrique d'identification aveugle a été présentée. Contrairement aux méthodes conventionnelles qui sont basées essentiellement sur l'utilisation des statistiques d'ordre supérieur, cette méthode est basée uniquement sur l'utilisation des statistiques d'ordre deux. Cette utilisation est possible grâce à la propriété cyclostationnaire qui caractérise les signaux vibratoires issus de machines tournantes. L'originalité de ce travail était l'application de cette méthode pour identifier la R.I d'un système broche-porte outil-outil d'une fraiseuse fonctionnant en coupe. Nous avons vu que la réponse impulsionale, obtenue par la méthode proposée à partir des signaux vibratoires issus de deux accéléromètres placés sur la machine, est corrélée avec la R.I obtenue par test d'impact fait à l'arrêt. Cela démontre qu'on peut extraire les réponses impulsionales de l'outil directement à partir des mesures vibratoires. Comme conclusion, nous pouvons dire qu'une méthode d'identification aveugle comme celle présentée dans cet article effectuée en coupe est plus représentative qu'une méthode d'analyse modale faite à l'arrêt, pour déterminer les lobes de stabilité. Puisque cette méthode ne nécessite pas beaucoup de temps de calcul, son utilisation en temps réel est possible.

La perspective de ce travail est d'appliquer la R.I obtenue par cette méthode pour déterminer les lobes de stabilité est de les comparer avec les lobes de stabilité obtenus par la méthode classique.

7. BIBLIOGRAPHIE

1. Faassen Ronald, Juin 2007. *Chatter prediction and control for high-speed milling*, thesis, Eindhoven technique university.
2. Y. Altintas, E. Budak, 1995. *Analytical Prediction of Stability Lobes in Milling*, annals of the CIRP Vol. 44/1/1995.
3. Thomas M. et Laville F., Juin 2005. *Simulation des vibrations mécaniques par Matlab, Simulink et Ansys*, Presses de l'Université du Québec, ISBN 2-921145-52-9, 702 pages.
4. Thomas M, 2003, *Fiabilité, maintenance prédictive et vibrations de machines*, Presses de l'Université du Québec, 636 pages.
5. Najeh Tounsi N. and Otho Alain, 2000. *Identification of machine–tool–workpiece system dynamics*, International Journal of Machine Tools & Manufacture 40, 1367–1384.
6. Sabri K, 2008, Apport de l'hypothèse de cyclostationnarité dans le cadre de séparation de mélanges convolutifs : application aux signaux mécaniques et biomécaniques, Thèse, Université Jean Monnet de St Etienne.
7. Capdessus C. 1992. Aide au diagnostic des machines tournantes par traitement du signal. *Thèse de l'INPG*.

8. Antoni J., Bonnardot F., Raad A. and Elbadaoui M., 2004. *Cyclostationnary modelling of rotating machine vibration signals.* Mechanical Systems and Signal Processing **18**, 1285-1314.
9. Bonnardot F, 2004. *Comparaison entre les analyses angulaire et temporelle des signaux vibratoires de machines tournantes. Etude du concept de cyclostationnarité floue.* Thèse, université Jean Monnet de St Etienne.
10. Antoni J. 2000. *Apports de l'échantillonnage Angulaire et de la cyclostationnarité au diagnostic par analyse vibratoire des moteurs thermiques,* Thèse de l'INPG.
11. Lejeune G. Lacoume J.L., Marchand P., Durnerin M., Martin N., Liénard J., Silvent a., Mailhes C., Prieur P. et Goullet G., Sept 1997, Cyclostationnarités d'ordre 1 et 2 : application à des signaux vibratoires d'engrenages, 16^e colloque GRETSI, Grenoble, pp 323-326.
12. Iturrospe, D. Dornfeld, V. Atxa and J. M. Abete, 2005. *Bicepstrum based blind identification of the acoustic emission (AE) signal in precision turning.* Mechanical Systems and Signal Processing, vol.19, pp. 447-466.
13. Ye Li and Zhi Ding, December 1994. *ARMA system identification based on second-order Cyclostationarity,* IEEE transactions on signal processing, vol. 42, No. 12.
14. Salem Ould M., Fenniri H et Delaunay G, 2007, *Séparation aveugle de sources cyclostationnaires par utilisation des statistiques de second ordre,* Schedae No 29, Fasticule 2, pp 191-198.
15. Antoni J. 2007. *Cyclic spectral analysis in practice.* Mechanical Systems and Signal Processing 21, 597–630
16. Giannakis G B and Mendel J M 1988. *Identification of non-minimum phase systems using higher-order statistics.* IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process. 37: 3483-3494.
17. Higher-Order Spectral Analysis, Toolbox For Use with MATLAB, *Ananthram Swami Jerry M. Mendel Chrysostomos L. (Max) Nikias*2001.

REMERCIEMENTS

Les auteurs remercient le programme CRSNG-RDC du Conseil de Recherche en Sciences Naturelles et Génie du Canada pour son support financier dans cette recherche.

BIOGRAPHIE



Khalid Ait Sghir est un doctorant de l'Université Jean Monnet de St Etienne, qui s'est spécialisé dans le traitement de signal appliqué au diagnostic de l'endommagement de machines.



Mohamed El Badaoui est maître de conférences à l'Université Jean Monnet de St Etienne et le directeur de recherche de Khalid Ait Sghir. Il est membre du LASPI et spécialisé dans le traitement de signal appliqué au diagnostic de l'endommagement de machines.



Marc Thomas is professor in mechanical engineering at the École de Technologie supérieure (Montreal) since 18 years. He has a Ph.D. in mechanical engineering from Sherbrooke university. His research interests are in vibration analysis and predictive maintenance. He is the leader of a research group in structural dynamics (Dynamo) and an active member of the Canadian machinery Vibration Association (CMVA). He is the author of two books: *Fiabilité, maintenance prédictive et vibrations de machines* and *simulations des vibrations mécaniques à l'aide de Matlab et Ansys*. He has acquired a large industrial experience as the group leader at the Centre de Recherche industrielle du Québec (CRIQ) for 11 years.

I. Zaghbani est un doctorant de l'ÉTS (Montéal), qui s'est spécialisé dans l'usinage.



V. Songméné est professeur à l'école de Technologie Supérieure de Montréal. Il est le directeur de recherche de I. Zaghbani. Ses domaines d'expertises sont : l'usinage haute performance, propre et rapide; l'usinabilité des matériaux métalliques et des composites; l'usure, vie et performance des outils de coupe; l'amélioration continue des procédés et produits de fabrication; l'usinage propre (à sec, moins de bruit et d'émission de poussière); l'hydroformage et formabilité des matériaux; la conception pour la fabrication et l'assemblage; la productivité, qualité, stratégies de coupe et optimisation; les nanoparticules (formation et captation) et les méthodes statistiques, plans d'expérience et méthodes des surfaces de réponses.



A.A. Lakis is professor at the Department of Mechanical Engineering, Ecole Polytechnique in Montréal. His research interests include random vibration and wavelet, plate and shell structures and finite element method, etc.



N. Mureithi is professor at the Department of Mechanical Engineering, Ecole Polytechnique in Montréal. His research interests include machinery vibration and fluid-structure interactions.