

Contrôle et diagnostic à partir des signaux acoustiques et vibratoires

Jérôme Antoni, Menad Sidahmed
UMR UTC/CNRS 6066 Roberval
Université de Technologie de Compiègne
60205 Compiègne
E-mail : jerome.antoni@utc.fr
E-mail : menad.sidahmed@utc.fr

On passe en revue, dans cet article, les méthodes de traitement des signaux acoustiques et vibratoires en vue du diagnostic de machines ou d'installations industrielles. Sont présentées tout d'abord, les méthodes dites classiques telles que l'analyse de Fourier, l'analyse d'enveloppe, cepstrale ou temps fréquence que l'on retrouve dans la plupart des analyseurs de signaux du commerce puis les méthodes dites avancées basées sur la cyclostationnarité et les statistiques d'ordre supérieur. Ces méthodes sont présentées au travers d'exemples industriels.

Le contrôle et le diagnostic sont aujourd'hui d'importance dans la plupart des secteurs industriels. Ils consistent à mesurer des signaux physiques sur des machines, installations industrielles, ... puis grâce à leur analyse, il s'agit de délivrer un diagnostic sur leur état mécanique. Cette démarche permet de garantir et d'assurer la sécurité des biens et des personnes, de respecter les contraintes d'environnement (normes,...), d'optimiser les opérations de maintenance en pratiquant la maintenance conditionnelle ou prédictive et ainsi, d'assurer la disponibilité des machines. Le contrôle qualité de produits relève également de la même démarche et des méthodes outils d'analyse des signaux.

L'utilisation des signaux acoustiques et vibratoires s'avère pertinente car on peut appréhender les phénomènes dynamiques que l'on rencontre dans les systèmes en fonctionnement (machines tournantes, structures,...). Il est ainsi possible de caractériser la plupart des défauts et mauvais fonctionnements à partir de la connaissance ou de la modélisation physique de ces phénomènes. Cette étape permet de dégager des « symptômes » sur les signaux, symptômes qu'il s'agit de mettre en évidence grâce à des méthodes de traitement des signaux. Ainsi, des méthodes d'analyse de plus en plus « fines » ont été proposées et dont les applications sont rendues possible avec le développement des analyseurs de signaux ou des logiciels sur PC.

Nous proposons dans cet article de présenter un certain nombre de méthodes d'analyse du signal que nous avons classées en méthodes classiques (paramètres statistiques, analyse de Fourier, analyse d'enveloppe, cepstre, temps-fréquence) et méthodes avancées où l'on retrouve des méthodes telles que l'analyse cyclostationnaire, celles basées sur les statistiques d'ordre supérieur ou celles utilisées dans les problèmes inverses. Ces méthodes sont illustrées dans le texte sur des exemples réels.

Notons, que nous n'abordons pas dans cet article les techniques dites paramétriques utilisées en diagnostic et plus particulièrement en détection. Auparavant, nous rappelons la démarche qu'il convient d'adopter dans un système de diagnostic, ce qui nous permettra de fixer le vocabulaire utilisé.

Principe du diagnostic et vocabulaire [1]

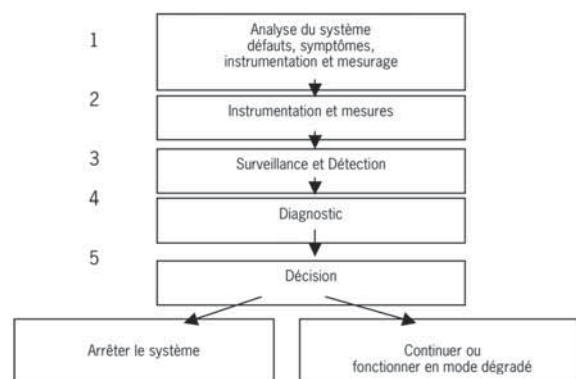


Fig. 1 : Étapes de mise en place d'un système de diagnostic

Les différentes étapes d'un système de diagnostic peuvent être schématisées suivant la figure 1.

Étape 1 : Analyse du système

C'est une étape primordiale. Il s'agit de fixer des objectifs au système que l'on souhaite mettre en place. Pour cela il est nécessaire de rechercher les caractéristiques du système (par exemple, quel est le nombre de dents d'un

engrenage à surveiller), des défauts et symptômes des défauts qu'il s'agit d'appréhender, ... C'est cette étape qui conduit aux choix des méthodes à mettre en œuvre et, en particulier les méthodes de traitement des signaux.

Étape 2 : Instrumentation et mesurage

Il s'agit de déterminer le type et l'emplacement des capteurs et réaliser les mesurages qui peuvent être périodiques, en continu, ou simplement uniques dans le cas d'un contrôle qualité.

Étape 3 : Surveillance et détection

Après la mise en place des capteurs, l'opération de surveillance permettra de réaliser le suivi des indicateurs extraits des signaux avec les capteurs. Les indicateurs utilisés sont en général « simples » et ne sont utilisés généralement que pour faire de la détection, par exemple, signaler que les indicateurs dépassent un certain seuil, ce qui traduirait un état anormal de la machine. Ces seuils sont en général déterminés par expérience soit par des méthodes de traitement statistique du signal. Beaucoup de méthodes de traitement du signal sont plutôt adaptées à la « détection ». [2].

Étape 4 : Diagnostic

Il s'agit dans l'opération de diagnostic de déterminer l'élément défaillant du système complexe. Les Anglo-Saxons utilisent souvent la terminologie de « fault isolation ». C'est dans cette étape que le traitement du signal peut contribuer de manière la plus significative. Il s'agit d'extraire du signal, avec la connaissance du système et des symptômes des défauts, le (les) paramètre(s) relatif(s) à ces symptômes. Outre les méthodes de traitement du signal, cette étape peut utiliser des méthodes dites de « décision », par exemple de type reconnaissance des formes [3].

Étape 5 : Décision

C'est l'étape qui complète l'étape de diagnostic. Il s'agit dans un contexte industriel de décider des actions à mener, lancer des opérations de maintenance, arrêter les machines, etc.

Nous présentons dans la suite les méthodes de traitement qui peuvent être utilisées pour faire de la détection, du diagnostic ou les deux.

Les méthodes classiques

Nous utilisons le vocable « méthodes classiques » pour désigner les méthodes communément utilisées depuis plusieurs décennies et que l'on retrouve généralement implantées dans les analyseurs du commerce. Ces méthodes ont également la particularité commune de ne pas nécessiter beaucoup de connaissances *a priori*.

Indicateurs statistiques

Ces méthodes, historiquement les plus anciennes, consistent en une analyse des caractéristiques temporelles

du signal enregistré. On y retrouve classiquement la valeur RMS (root mean square) qui mesure l'énergie moyenne du signal, la valeur crête à crête qui mesure le maximum d'amplitude entre les valeurs extrêmes du signal, le kurtosis qui mesure le caractère impulsif du signal, etc. L'idée implicite, lorsque ces indicateurs sont utilisés pour le contrôle et le diagnostic, est que toute apparition d'un défaut entraîne une modification notable des caractéristiques statistiques du signal. Par exemple, la valeur crête à crête et le kurtosis sont utilisés pour détecter des défauts de type choc (contrôle par émission acoustique, par analyse vibratoire et acoustique) et la valeur RMS pour détecter des dissipations d'énergie anormalement élevées (surveillance acoustique). Les avantages des indicateurs statistiques temporels sont leur simplicité, leur facilité d'interprétation et la possibilité de les agrémenter de seuils dont le dépassement déclenche une alarme en situation anormale. Ils sont donc particulièrement bien adaptés pour la surveillance et le contrôle en ligne, voire en temps réel. Néanmoins, ces descripteurs génèrent souvent des « fausses alarmes » lorsque les signaux ne sont pas gaussiens.

Analyse de Fourier[4]

L'analyse de Fourier consiste à décomposer l'énergie du signal analysé par bandes de fréquence. Il en résulte une analyse plus fine que l'analyse par valeur RMS, avec la possibilité de dissocier dans le domaine fréquentiel des phénomènes indépendants caractérisés par des épanouissements fréquentiels différents. L'analyse dans le domaine fréquentiel est la contre-partie indispensable de l'analyse dans le domaine temporel du signal ; il n'est en effet pas rare que des phénomènes difficilement discernables dans l'un des domaines apparaissent clairement dans l'autre. Enfin, l'analyse de Fourier jouit de propriétés remarquables qui en font un outil indispensable pour réaliser de nombreux traitements : filtrage, débruitage, démodulation, etc. Son utilisation est aujourd'hui devenue un standard dans l'industrie, grâce à l'algorithme de la transformation de Fourier rapide développé par Cooley et Tukey en 1965.

Outre son importance dans la compréhension des phénomènes physiques en acoustique et vibrations (modes de résonances, fréquences caractéristiques,...), l'analyse de Fourier permet la surveillance et le diagnostic par le suivi des changements du spectre fréquentiel. Il est classique de fixer un gabarit fréquentiel, caractéristique d'un état sain, et d'y confronter les mesures courantes. L'analyse de Fourier est particulièrement bien adaptée à la surveillance et au diagnostic des machines tournantes dont les signaux répartissent leur énergie sur des harmoniques bien localisés en fréquence. L'amplitude et la position de ces harmoniques constituent une véritable « signature mécanique » de l'état de la machine. Toute déviation anormale indique l'apparition d'un défaut, également susceptible d'être identifié par reconnaissance de sa signature fréquentielle.

Analyse cepstrale [5,6]

L'idée est de faire une analyse de Fourier du spectre du signal exprimé en dB :

$$c(t) = F^{-1} \left\{ \log \left(|X(f)|^2 \right) \right\} \text{ avec } X(f) = F \{ x(t) \}$$

où l'opérateur F désigne la transformation de Fourier et F^{-1} son inverse. $C(t)$ est appelé « cepstre », anagramme du mot « spectre ». On montre que cette opération révèle toutes les structures harmoniques d'un signal de

manière très concise. Les pics ainsi obtenus s'appellent les « rharmoniques » et leurs positions sur l'axe des « quéfrenes » indiquent les périodes fondamentales contenues dans le signal. L'analyse cepstrale est très utilisée pour la surveillance des engrenages qui exhibe un spectre très riche en harmoniques (figure 2).

Une autre propriété du cepstre est de transformer un produit de convolution en une addition. En ce sens, il permet dans certains cas de dissocier l'effet d'une force d'excitation et l'effet de la fonction de transfert qui caractérise le transfert dans un milieu physique par exemple (déconvolution). Cette propriété, exploitée en géophysique et en contrôle non destructif, permet de remonter à la source des défauts.

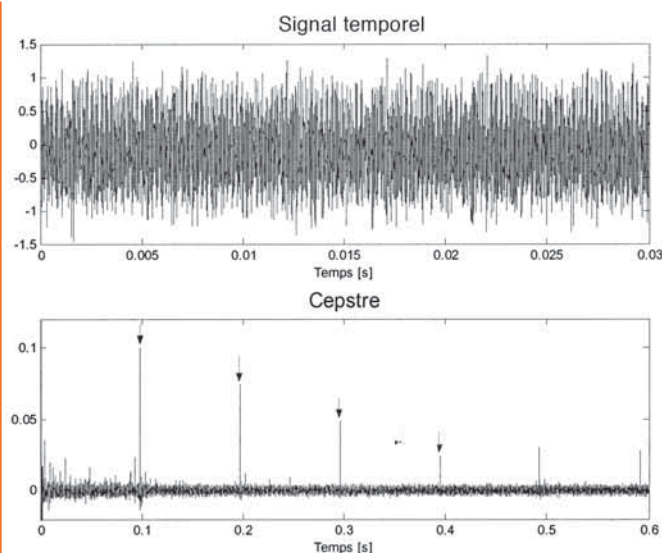


Figure 2 : Application de l'analyse cepstrale à la détection des défauts d'écaillage sur les engrenages, ici par émission acoustique. (a) Signal temporel d'EA : aucune signature temporelle du défaut ne peut être décelée à ce stade. (b) Cepstre : la récurrence d'un défaut à 10Hz (roue primaire) est nettement traduite par un peigne de Dirac de fondamental à 100 ms.

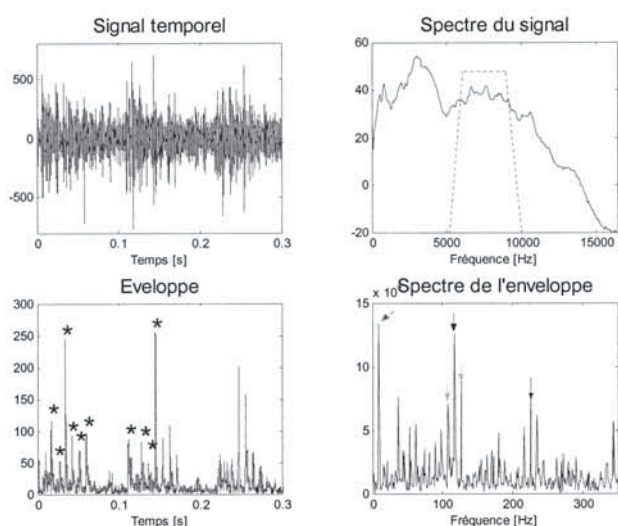


Figure 3 : Exemple d'une analyse d'enveloppe pour détecter et identifier un défaut de surface dans un roulement à billes. (a) Signal accélérométrique. (b) Spectre du signal : aucun pic ne permet de déceler la présence du défaut à ce niveau. Le signal est ensuite filtré passe bande entre 5000 et 10000 Hz. (c) Enveloppe obtenue par démodulation dans la bande [5000 ; 10000] Hz. Les chocs apparaissent nettement, ainsi que leur structure répétitive. (d) L'analyse spectrale de l'enveloppe permet d'identifier la signature d'un défaut de surface sur la bague intérieure (118 Hz) ainsi que la modulation de ce défaut par la rotation de la bague (9Hz).

Analyse d'enveloppe [7]

Malgré ses nombreux avantages, un inconvénient majeur de l'analyse de Fourier est qu'elle suppose les signaux stationnaires ce qui ne permet pas d'associer à une signature fréquentielle l'intervalle temporel où elle se réalise. Afin de concilier les concepts de temps et de fréquence, l'idée plus simple est d'analyser l'évolution temporelle d'un harmonique sur une fréquence donnée. La technique porte le nom d'analyse d'enveloppe, l'enveloppe étant par définition l'amplitude temporelle de l'harmonique. L'analyse d'enveloppe est relativement facile à mettre en œuvre. Elle est beaucoup utilisée pour la surveillance et le diagnostic des machines tournantes (dont les signaux sont typiquement non-stationnaires) ainsi qu'en contrôle non destructif (émission acoustique). Dans certains cas, l'analyse d'enveloppe est suivie d'une analyse de Fourier (spectre d'enveloppe) qui permet de révéler les éventuelles structures périodiques de l'enveloppe. Cette dernière technique est tout à fait préconisée pour la détection et l'identification de chocs anormaux et répétitifs (en figure 3).

Analyse temps-fréquence [8,9,10]

Il s'agit de caractériser dans le domaine fréquentiel des signaux non stationnaires, par exemple ceux dont les caractéristiques varient dans le temps. On peut par exemple citer, les signaux acoustiques et vibratoires générés par un moteur diesel durant un cycle. De tels signaux seront la résultante de phénomènes (successifs) : la compression, puis l'injection et enfin la combustion qu'il est d'intérêt de caractériser en fréquences (quelles sont les phases les plus bruyantes, existe-t-il des résonances de soupapes, de la chambre, etc. ?), et ce, pour chaque cylindre. C'est ce que peut fournir l'analyse temps-fréquence. Plusieurs méthodes ont ainsi été développées pour améliorer les performances du « spectrogramme » qui voit sa « résolution » fréquentielle diminuer lorsque l'on se concentre sur une région temporelle courte. La figure 4 montre un spectre de Wigner Ville de vibration d'un moteur à combustion.

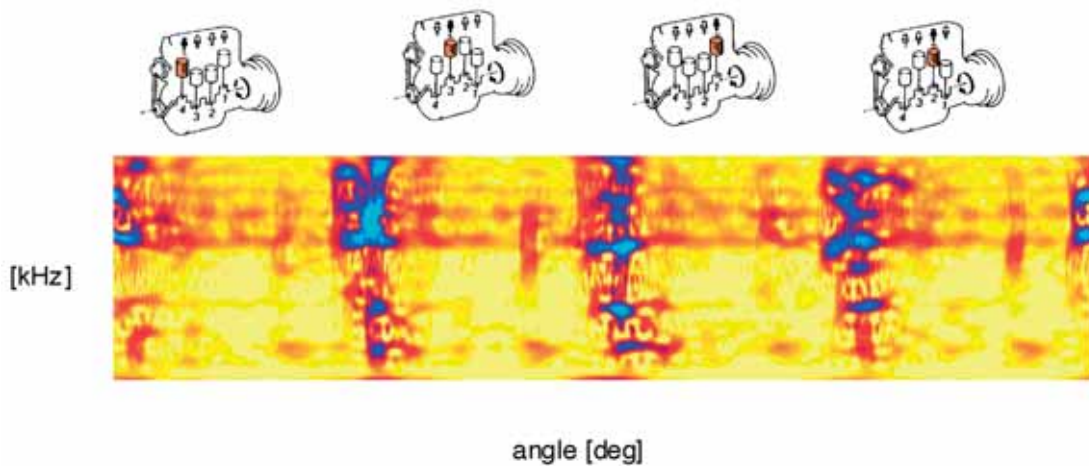


Figure 4 : La figure ci-dessus est un spectre de Wigner Ville d'un signal accélérométrique posé sur la culasse d'un moteur à combustion. On peut y localiser de façon précise les événements liés à chaque cylindre. Une analyse fine permet de mettre en évidence des interférences inhérentes à cette méthode.

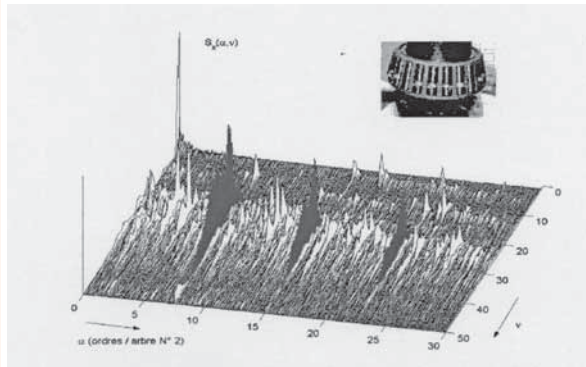


Fig. 5 : Corrélation spectrale calculée sur le signal d'un réducteur à engrenage. L'information spectrale suivant l'axe des fréquences ν s'interprète comme un spectre classique. L'information suivant l'axe des α indique la présence de phénomènes aléatoires et cycliques anormaux : ici un choc qui apparaît 15 fois tous les deux tours de l'arbre secondaire (spectres rouges), ce qui correspond à une fréquence caractéristique d'un défaut dans l'un des roulements.

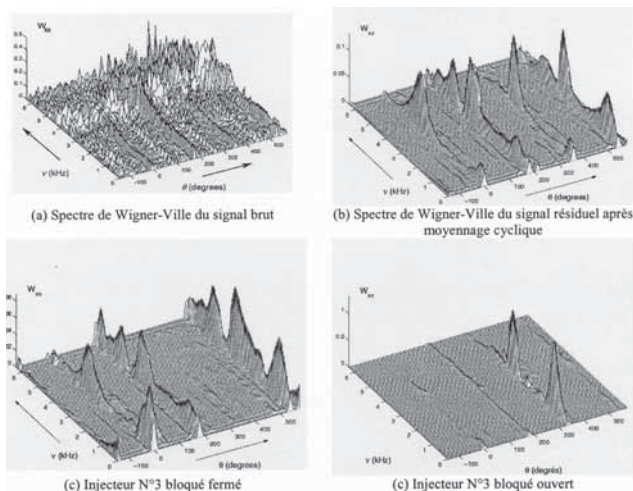


Fig. 6 : Application de la cyclostationnarité à l'analyse angle-fréquence d'un moteur diesel. Les amplitudes correspondent à l'énergie vibratoire moyenne dissipée en fonction de l'angle moteur θ et de la fréquence ν . La comparaison des figures (a) et (b) illustre le gain en résolution angle-fréquence autorisé par la cyclostationnarité. Sur la figure (b) apparaissent nettement les dissipations d'énergie dues aux 4 combustions dans le cycle moteur et les chocs annexes dus à la culbuterie. Les figures (c) et (d) illustrent la détection de défauts d'injecteur. Statistiques d'ordre supérieur [14,15]

Méthodes avancées

Cyclostationnarité [11,12,13]

Dans la technique classique d'analyse synchrone, très utilisée pour les signaux de machines tournantes, on suppose que la « moyenne » (ou le moment statistique d'ordre 1) du signal est périodique. Le moyennage synchrone, prend en compte cette hypothèse pour extraire les composantes synchrones parmi d'autres composantes non synchrones et du bruit aléatoire. Lorsque les signaux exhibent des périodicités au niveau de la fonction d'autocorrélation : on parle de cyclostationnarité du 2^{ème} ordre. Cette propriété permet de générer une fonction nouvelle appelée Corrélation spectrale définie comme la TF à deux dimensions suivant le temps et le cycle de la fonction de corrélation (voir figure 5). Développée dans le domaine des télécommunications, cette théorie connaît beaucoup de développements et d'applications pour le diagnostic acoustique et vibratoire des machines. En figure 6, on montre que l'extraction de la moyenne synchrone sur un signal de moteur à combustion permet d'améliorer nettement la lisibilité d'un spectre de Wigner Ville.

Les méthodes précédentes utilisent les statistiques de 2^{ème} ordre pour caractériser entièrement la densité de probabilité des signaux. Ceci est suffisant pour les signaux exhibant une distribution dite « gaussienne ». Lorsque les signaux ne sont pas gaussiens (en particulier

lorsqu'ils sont générés par des systèmes non linéaires, cette description n'est pas suffisante : il est nécessaire de recourir aux moments d'ordre supérieurs (ordre 3, 4, ...). Ceci a généré de nouveaux développements en traitement, par exemple les méthodes basées sur les SOS (Statistiques d'ordre supérieur).

Des exemples simples de descripteurs aux ordres supérieurs sont :

le coefficient d'asymétrie (cumulant d'ordre 3) qui caractérise un défaut de symétrie du signal (prédominance d'un phénomène marqué dans une direction privilégiée), le kurtosis (cumulant d'ordre 4) qui caractérise le caractère impulsionnel du signal (présence d'un défaut de type choc).

Ces deux exemples sont des versions particulières des multicorrélations à l'ordre 3 et 4 :

$$M_{3x}(\tau_1, \tau_2) = E\{x(t)x(t+\tau_1)x(t+\tau_2)\}$$

$$M_{4x}(\tau_1, \tau_2, \tau_3) = E\{x(t)x(t+\tau_1)x(t+\tau_2)x(t+\tau_3)\}$$

dont les transformées de Fourier multidimensionnelles définissent les multispectres (bispectre, trispectre, etc.) :

$$S_{3x}(f_1, f_2) = TF\{M_{3x}(\tau_1, \tau_2)\} = \lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} E\{X_T(f_1)X_T(f_2)X_T(-f_1-f_2)\}$$

$$S_{4x}(f_1, f_2, f_3) = TF\{M_{4x}(\tau_1, \tau_2, \tau_3)\} = \text{etc}$$

Ils permettent de mettre en évidence des liens complexes entre les composantes fréquentielles du signal. Ainsi, d'un point de vue physique, les statistiques d'ordre supérieur permettent d'étudier le comportement non-linéaire d'un système, par opposition aux statistiques d'ordre 2 qui les supposent implicitement linéaires. L'utilisation des statistiques d'ordre supérieur s'avère souvent performante pour la détection, la caractérisation et la classification de défauts : défauts de type choc, défauts faisant intervenir des non-linéarités explicites ou défauts de type structurel. (figure 7).

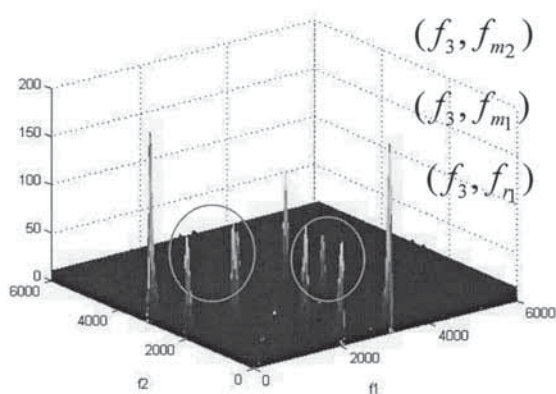


Fig. 7 : Détection de couplages anormaux entre les harmoniques de rotation d'une boîte de vitesse d'hélicoptère avec le bispectre. Les couplages incriminent l'organe de rotation tournant à la fréquence f_3 sur lequel s'est développé un défaut de denture.

Les problèmes inverses [16,17,18,19]

De manière très générale, le diagnostic et le contrôle à partir du signal peuvent être présentés comme des problèmes inverses, qui à l'observation d'un effet cherche sa cause. Il est bien connu que la résolution des problèmes inverses est fondamentalement difficile étant donné le grand nombre d'inconnues qui les caractérisent et l'instabilité de leurs solutions. De nombreux efforts ont récemment été déployés dans ce domaine, avec des succès prometteurs. Nous distinguerons trois sous-problèmes : la déconvolution, l'identification aveugle et la séparation de sources.

La déconvolution [16]

La déconvolution cherche à retrouver, à partir de la réponse d'un système, l'excitation à l'entrée de ce système et donc à inverser la relation de cause à effet pour retrouver l'entrée par exemple le défaut (figure 8). Elle a très tôt été appliquée dans le domaine de la géophysique, puis en traitement d'images (sonar, satellite, etc.) et en contrôle non destructif par exemple en utilisant le cepstre. Des solutions originales ont récemment été apportées, pour prendre en compte des mesures bruitées et en une connaissance plus ou moins grande du transfert direct, par l'approche bayésienne et les statistiques aux ordres supérieurs pour passer outre ces obstacles. L'approche bayésienne permet de

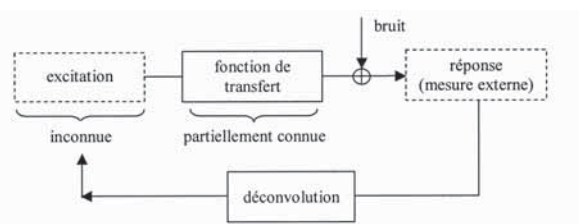


Fig. 8 : Principe de la déconvolution

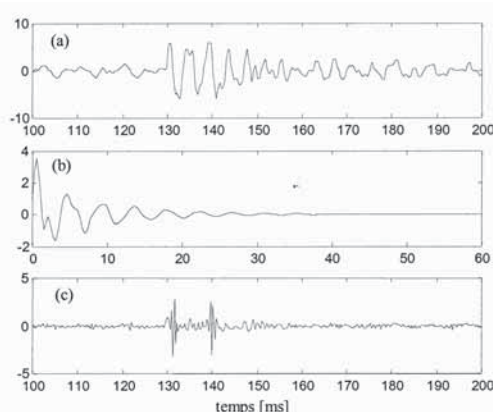


Fig. 9 : Exemple d'application de la déconvolution à un signal vibratoire pour extraire la signature d'un défaut d'écaillage : a) signal mesuré, b) réponse impulsionnelle de la structure identifiée à partir de l'impact observé en (a), c) force d'excitation reconstituée après inversion et régularisation du système. Les deux pics trouvés en (c) correspondent respectivement à l'entrée et à la sortie d'une dent dans l'écaillage. De leur espacement peut être déduite la largeur du défaut. Leur amplitude renseigne sur la profondeur du défaut.

traduire toute méconnaissance sur le transfert direct en termes de probabilités *a priori* et ainsi de stabiliser l'inversion du système. Les statistiques d'ordre supérieur utilisent au maximum l'information contenue dans les divers moments statistiques du signal pour augmenter le nombre d'équations disponibles. Ceci permet dans certaines conditions de dissocier les effets du transfert, de l'excitation et du bruit (exemple en figure 9).

L'identification aveugle [17]

L'identification aveugle consiste à estimer les paramètres qui décrivent un transfert au sein d'un milieu physique à partir de mesures externes seulement, c'est-à-dire sans connaître les excitations en entrée (figure 10). La problématique se distingue de la déconvolution dans le sens où ce n'est pas la source que l'on cherche à reconstruire, mais la fonction de transfert qui caractérise son transfert jusqu'au capteur. Ceci est justifié dans le cas où le défaut correspond à une détérioration de la structure (fissure, inclusion, etc.) plutôt qu'à une force excitatrice. L'identification aveugle est nécessaire dans toutes les situations où l'entrée du système n'est pas directement observable : par exemple lorsque les forces sont internes et ne peuvent être mesurées de manière non-intrusive. Les applications concernent le contrôle non-destructif en général. (exemple en figure 11 pour un moteur diesel). Il est à noter un vif intérêt actuel pour la surveillance des grands ouvrages d'art en génie civil (vieillesse des matériaux) et des structures en aéronautique (fatigue). Les approches utilisées sont diverses et dépendent fortement du domaine d'application.

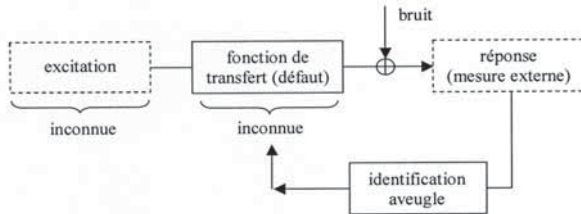


Fig. 10 : Principe de l'identification aveugle

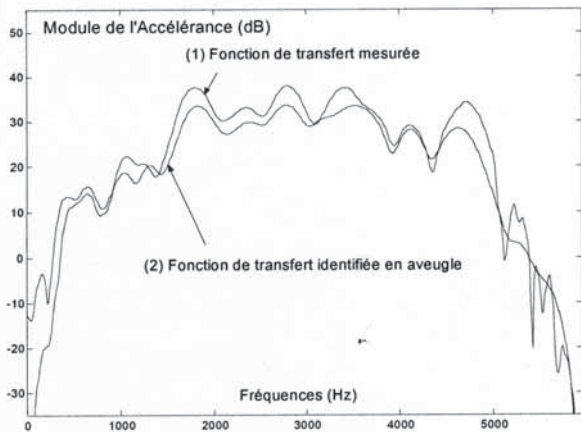


Fig. 11 : Exemple d'identification en aveugle d'une fonction de transfert d'un bloc moteur en fonctionnement (transfert cylindre N°1 / culasse). Le résultat est comparé à la fonction de transfert identifiée à l'arrêt avec un marteau d'impact (entrée et sortie mesurées).

La séparation de sources [18,19]

Lorsqu'elle est pratiquée en contexte industriel sur des systèmes complexes qui impliquent le fonctionnement de plusieurs organes et de sous-systèmes, l'analyse du signal vibratoire ou acoustique se heurte fréquemment à une difficulté pratique qui consiste à reconnaître au niveau des capteurs les contributions de plusieurs phénomènes physiques de natures différentes et que l'expérimentateur ne peut maîtriser de manière indépendante. Un exemple typique est donné par l'analyse vibroacoustique d'une automobile en fonctionnement, où de nombreuses sources non-contrôlables (forces d'inertie des pièces mécaniques en mouvement, forces thermodynamiques,

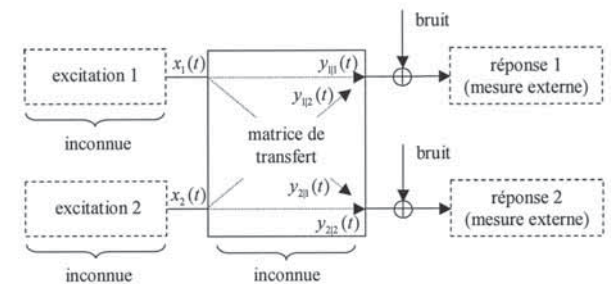


Fig. 12 : Principe de la séparation de sources: il s'agit de séparer au niveau des réponses mesurées les effets dus à chacune des sources prises individuellement, c'est-à-dire de la source i sur le capteur j , pour tout couple (i,j) .

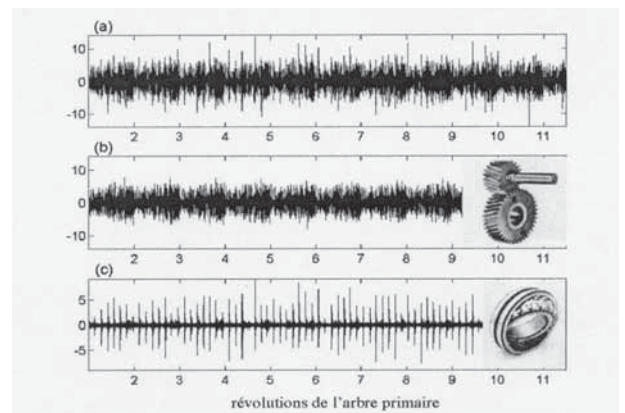


Fig. 13 : Utilisation de la séparation de sources pour extraire d'une mesure globale des signatures vibratoires d'origines diverses. Le signal vibratoire mesuré (a) se décompose après séparation en une partie (b) relative aux engrenages et une partie (c) relative aux roulements. Le signal séparé (c) indique clairement la présence d'un défaut sur l'un des éléments roulants.

forces hydrodynamiques, forces de roulement, etc.) créent des contributions multiples qui se superposent à la sortie des capteurs. En fonction du ou des phénomènes que l'expérimentateur cherche à isoler, il y a donc un intérêt certain à savoir décomposer les contributions de chacune des sources au niveau des mesures pour pouvoir ensuite les analyser individuellement. Un certain nombre de méthodes ont récemment été développées pour résoudre ce problème sans aucune connaissance *a priori* sur le milieu de propagation des signaux ni des sources qui les génèrent. Seule l'indépendance statistique des sources est supposée, ce qui permettrait, au moins

théoriquement, de séparer les contributions de chacune des sources au niveau des signaux mesurées. Le résultat obtenu est similaire à ce qu'entendraient les capteurs si successivement toutes les sources étaient éteintes, sauf une (figure 12). Étant donné le caractère très récent des méthodes dédiées à ce problème, on compte encore peu de retour d'expérience sur des cas industriels. Il est cependant indéniable que la séparation de sources trouve potentiellement de nombreuses applications en diagnostic, où le succès d'une analyse dépend fortement de la capacité de l'analyste à savoir séparer les effets des différentes sources excitatrices qui se combinent au niveau des mesures. La séparation de sources a été utilisée dans certaines applications pour séparer plusieurs défauts susceptibles d'apparaître simultanément (figure 13). Les approches utilisées se basent essentiellement sur les statistiques d'ordre supérieur, sur la théorie de l'information, mais également sur des traitements temps-fréquence.

Conclusions

Nous avons présenté dans cette communication plusieurs méthodes de traitement du signal utilisables pour la surveillance et le diagnostic de systèmes à l'aide de mesures acoustiques et vibratoires. Ces méthodes ont été classées en méthodes classiques : analyse temporelle, analyse de Fourier, analyse cepstrale, analyse d'enveloppe et analyse temps-fréquence. Ces méthodes sont aujourd'hui disponibles dans tout analyseur de spectres modernes et abondamment utilisé dans l'industrie. Ces méthodes sont d'intérêt et suffisantes pour appréhender la plupart des problèmes de diagnostic ; elles sont cependant limitées lorsqu'on souhaite analyser des systèmes et des signaux complexes (non stationnaires ou non linéaires) ou résoudre des problématiques regroupées sous le vocable de « problèmes inverses ». Parmi ces méthodes qualifiées d'avancées, nous avons tout d'abord présenté l'analyse cyclostationnaire qui est relativement récente en diagnostic. Elle suppose que les statistiques des signaux considérés sont périodiques en temps ce qui est par exemple le cas des machines tournantes ou alternatives. Cette hypothèse permet de générer de nouveaux descripteurs (indice de cyclostationnarité, corrélation spectrale,) qui s'avèrent efficaces pour analyser finement ce type de signaux. Les méthodes basées sur les statistiques d'ordre supérieur permettent d'appréhender les signaux « non gaussiens » et les systèmes non linéaires grâce aux multicorrélations et multispectres. Ces méthodes récentes voient de plus en plus de développement et d'applications et permettent d'apporter des solutions nouvelles aux problèmes inverses (déconvolution, l'identification aveugle ou la séparation de sources).

Références bibliographiques

- [1] Sidahmed M, «Diagnostics and condition monitoring, basic concepts », Encyclopedia of Vibration, Academic press, Sept 2001.
- [2] Basseville M, Nikiforov I, «Detection of abrupt changes: theory and applications», Prentice Hall, 1993.
- [3] Dubuisson B, « Diagnostic par reconnaissance des formes », Editions Hermes, 1990.
- [4] Braun S, « Mechanical signature analysis », Academic Press, 1986.
- [5] Randall B, « Gearbox fault diagnosis using cepstrum analysis », Proc of the fourth world congress on machinery monitoring, Newcastle, vol 1, 1975.
- [6] Capdessus C, Sidahmed M, « Analyse des vibrations d'engrenages : cepstre, corrélation, spectre », Revue Traitement du Signal, Vol 8, n5, 1992.
- [7] Mc Fadden P.D, « Detecting fatigue cracks in gears using amplitude and phase demodulation of meshing vibrations », ASME J on vibrations, acoustic, stress, vol 108, 1986.
- [8] Flandrin, « Analyse temps-fréquence », Editions Hermes, 1994.
- [9] Chiollaz M, Favre B, « caractérisation fine de bruit moteur par analyse temps-fréquence », Revue traitement du signal, vol 8(5), 1990.
- [10] Courbebaisse G, «Caractérisation d'un système d'injection par analyse temps-fréquence», Revue Traitement du signal , vol 12 (5), 1995.
- [11] Capdessus C, Sidahmed M, Lacoume JL, « Cyclostationary processes : applications to gear early fault diagnosis », Mechanical Systems and Signal processing, vol 14(3), 2000.
- [12] Raad A, Antoni J, Sidahmed M, « Indicators of cyclostationarity : proposal, evaluation and application », Proc ICASSP, Honk Kong, 2003.
- [13] Antoni J, et all, « Effective vibration analysis of IC engines using cyclostationarity": Part I, Journal of Sound and Vibration, Mai 2002.
- [14] Lacoume JL, Amblard O, Comon PO, « Statistiques d'ordre supérieur pour le traitement du signal », Masson, 1997.
- [15] Collis W.B, and all, « High order spectra : the bispectrum and the trispectrum », MSSP Journal, vol 12(3), 1998.
- [16] Lee JL, Nandi K, « Blind deconvolution of impacting signals using HOS », MSSP Journal vol 12(2), 1998.
- [17] Antoni J et all, « Blind separation and identification of cyclostationary processes », Proc ICASSP, Orlando, Mai 2002.
- [18] Mansour A et all, « Blind separation of sources : methods, assumptions, and applications » IECS, trans fundamentals, volE83-3(8), 2000.
- [19] Gelle G, et all, « Blind separation applied to rotating machines using acoustical and vibratory analysis », MSSP, vol 14(3), 2000.