

Détection et classification de courroies défectueuses par analyse acoustique.

Comparaison entre une approche temps-fréquence et une approche statistique d'ordre supérieur.

G.Gelle, A.Moineau et G.Delaunay

Laboratoire d'applications de la microélectronique
UNIVERSITÉ DE REIMS
Moulin de la housse, BP 1039
51687 Reims cedex 2

e-mail : guillaume.gelle@univ-reims.fr, antoine.moineau@univ-reims.fr, georges.delaunay@univ-reims.fr

RÉSUMÉ

Les développements récents en traitement du signal ont permis de nouvelles approches en matière de détection et de classification de signaux à faible RSB. Nous proposons dans cet article une comparaison de trois approches d'un problème de détection à hypothèses multiples, la première issue de la théorie classique de la détection, la suivante s'appuyant sur une analyse temps-fréquence des signaux, et la dernière exploitant l'apport des statistiques d'ordre supérieur. Ces approches sont tout d'abord testées en simulation, pour être ensuite appliquées dans un contexte industriel, à la détection et à la classification de courroies défectueuses sur une turbine de séchage en vue d'un contrôle acoustique de qualité.

1 Introduction

Pour la réalisation d'un contrôle en ligne de la qualité de certains produits manufacturés sur une chaîne de fabrication, l'analyse acoustique est un outil très intéressant grâce à sa facilité de mise en œuvre. En effet l'analyse des signaux acoustiques émis par une machine peut révéler les défauts du système et même permettre leur identification. L'étude présentée ici vise à détecter de façon non-destructive des courroies défectueuses sur la turbine de séchage d'une machine à laver le linge, et ce, sur la chaîne de production. Le problème traité consiste, à partir d'un certain nombre de signatures élaborées à l'avance, à déterminer la classe d'appartenance d'un signal observé. Les différentes signatures sont obtenues par moyennage d'un ensemble de signaux mesurés pour une classe donnée. Ce problème de classification peut donc être modélisé par un problème de détection à hypothèses multiples :

$$H_i : x(t) = s_i(t - t') + n(t) \quad 0 \leq t \leq T$$

ABSTRACT

The recent developments in signal processing allow new approaches about the classification of signals at low SNR. The purpose of this paper is the performances comparison of three methods of detection with multiple hypothesis testing problem. The first uses the classical matched filter, the second makes use of the time frequency analysis and the last combines the advantages of matched filtering plus the properties of higher than second order statistics. These different approaches have been tested with simulated and experimental data, whose source is real signals from fanbelts suffering from specific know defects.

où $s_i(t)$ représente la signature relative à la classe i , $n(t)$ est un bruit additif supposé blanc, de densité de probabilité gaussienne, et $x(t)$ le signal observé. La deuxième et la troisième partie de cet article seront consacrées à la présentation des détecteurs et classifieurs temps fréquence (TF) et statistiques d'ordre supérieur (SOS). La dernière partie quant à elle exposera les résultats sur des données simulées ainsi que les résultats sur des données réelles obtenues pour notre application, l'objectif de celle ci étant de classer les différentes courroies de la turbine de séchage d'un lave linge en trois classes désignées : 'Bonne', 'Vibre' et 'Clic'. La classe 'vibre' est due à un défaut de tension de la courroie positionnée sur le bloc séchage. La classe 'Clic' quant à elle provient d'un battement de la courroie sur le bloc séchage et produit un son aigu, ce type de défaut peut être dû à la courroie elle-même ou à son montage. Les résultats obtenus pour cette classification seront ensuite comparés à ceux obtenus par un simple filtre adapté (MF).

2 Solution temps-fréquence

Le problème de la détection admet également une formulation dans le plan temps-fréquence. Les premières

approches, basées sur l'utilisation de la distribution de Wigner-Ville, furent proposées par Kumar et Carrol dans le cadre de la détection binaire [1]. Elles furent à la base d'approches plus générales proposées plus tard dans le formalisme de la classe de Cohen [2], [3], [4]. L'approche que nous avons retenue pour l'élaboration d'un classifieur consiste en une formulation temps-fréquence du test de détection à hypothèses multiples :

$$\{H_i : C_x(t, \nu) = C_{s_i+n}(t, \nu)$$

où $C_x(t, \nu)$ représente la distribution temps-fréquence, appartenant à la classe de Cohen, du signal temporel $x(t)$.

La statistique de décision, construite par analogie avec la solution classique du filtre adapté, est obtenue par filtrage dans le plan temps-fréquence [4] :

$$\eta_i = \iint F_i(t, \nu) C_x(t, \nu) dt d\nu$$

la solution optimale étant obtenue lorsque le filtre s'identifie à la distribution temps-fréquence du signal à détecter :

$$F_i(t, \nu) = C_{s_i}(t, \nu)$$

Le classifieur se présente donc sous la forme d'une série de détecteurs temps-fréquence relatifs à chaque classe, la classe retenue étant celle du détecteur fournissant la sortie maximale.

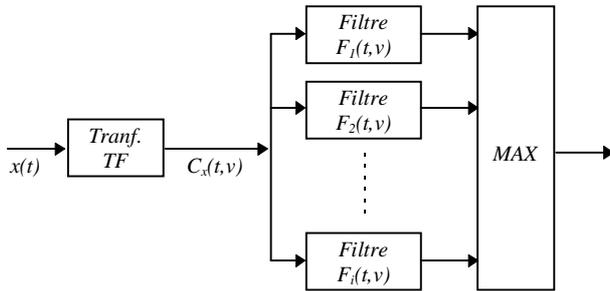


fig1 : classifieur TF

En ce qui concerne le choix de la distribution temps-fréquence, tout élément de la classe de Cohen convient. Cependant il est possible de chercher également une solution optimale à l'intérieur de cette classe. On peut ainsi montrer par maximisation du rapport signal sur bruit que la solution optimale est formée de l'ensemble des distributions caractérisées par une fonction de paramétrisation unimodulaire [4]. Si la situation optimale n'est pas critique, on peut augmenter la robustesse du détecteur par un choix adéquat de la fonction de paramétrisation, on se retrouve ainsi avec une solution sous-optimale, mais plus robuste vis-à-vis des gigues en temps et en fréquence.

En appliquant la formule de Moyal, on peut également montrer que, pour les fonctions de paramétrisation unimodulaire, le détecteur temps-fréquence est équivalent à un filtrage adapté suivi d'une détection d'enveloppe, en effet on a dans ce cas :

$$\eta_i = \iint C_{s_i}(t, \nu) C_r(t, \nu) dt d\nu = \left| \int s_i(t) r(t) dt \right|^2$$

Il est donc clair que lorsque les signatures sont des signaux parfaitement connus, le classifieur temps-fréquence se comporte comme un classifieur à base de filtres adaptés.

Toutefois, en pratique, les signatures de chaque classe sont construites à partir d'un ensemble de mesures dans une situation donnée. Ainsi les signatures temps-fréquence de chaque classe sont directement élaborées dans le plan temps-fréquence par moyennage des distributions de l'ensemble des signaux relatifs à la même classe :

$$F_i(t, \nu) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N C_{s_i^k}(t, \nu)$$

Nous allons montrer sur une application que le fait de construire directement les signatures dans le plan temps-fréquence permet d'augmenter les performances du classifieur temps-fréquence par rapport au classifieur à base de filtre adapté, dont les signatures sont construites par moyennage des signaux temporels. En effet, il n'y a plus d'équivalence dans ce cas entre la structure temporelle et la structure temps-fréquence.

3 Solution par SOS

Pour traiter les problèmes de détection et de classification de signaux connus dans un bruit additif gaussien, plusieurs approches originales ont été apportées par l'utilisation des statistiques d'ordre supérieur [5]. En effet le principal intérêt de ces méthodes réside dans leur faculté de réjection du bruit gaussien tout en préservant la totalité de l'information non gaussienne contenue dans le signal. Nous verrons dans cet article, que grâce à cette propriété les statistiques d'ordre supérieur permettent d'obtenir des détecteurs plus performants à faible rapport signal sur bruit.

3.1 Reformulation du test d'hypothèse dans le domaine des SOS

Nous nous contenterons dans cette partie de présenter la reformulation du test d'hypothèse binaire dans le domaine des SOS, la généralisation à des problèmes de détection à hypothèses multiples étant fondée sur le même principe. Si $S(i)$ est un signal non-gaussien dont le multispectre d'ordre k est non nul, et si $N(i)$ est un bruit blanc gaussien alors les cumulants $c_{KN}(u_1, \dots, u_{K-1}) = 0$ ainsi que les multispectres $C_{KN}(f_1, \dots, f_{K-1}) = 0$ sur les domaines principaux de calculs temporels et fréquentiels. Le test d'hypothèses binaire peut donc être reformulé de la façon suivante dans le domaine des SOS :

$$\begin{cases} H_0 : c_{KX}(u_1, \dots, u_{K-1}) = 0 \\ H_1 : c_{KX}(u_1, \dots, u_{K-1}) \neq 0 \end{cases}$$

dans le domaine temporel pour les retards (u_1, \dots, u_{K-1}) .

De même, dans le domaine spectral nous avons :

$$\begin{cases} H_0 : C_{KX}(f_1, \dots, f_{K-1}) = 0 \\ H_1 : C_{KX}(f_1, \dots, f_{K-1}) \neq 0 \end{cases}$$

sur le domaine principal PD_k .

Une description des principales propriétés des statistiques d'ordre supérieur peut être trouvée dans [6].

3.2 Détecteur à filtre adapté et SOS

L'approche utilisée dans ce travail est basée sur les travaux de Giannakis et Tsatsanis [7], [8] qui montrent que la détection et la classification de signaux à faible rapport signal sur bruit peut être réalisée en combinant les propriétés du filtrage adapté et celles des statistiques d'ordre supérieur. L'algorithme proposé est construit sur un test d'hypothèses résultant du calcul de multicorrélations sans décalage de la sortie du filtre adapté. Soit le signal de référence de réponse impulsionnelle finie $s(i)$, le filtre adapté (MF) à ce signal aura pour réponse impulsionnelle $h(i) = s(N - i)$. Si ce filtre adapté est excité par le signal $x(i)$, alors la multicorrélation d'ordre k de la sortie de ce filtre adapté $y(i)$ est la suivante :

$$y_k(i_1, \dots, i_{k-1}) = \sum_{j_1, \dots, j_{k-1} = -N}^N x_k(j_1, \dots, j_{k-1}) s_k(j_1 - i_1, \dots, j_{k-1} - i_{k-1})$$

et, dans le cas où nous sommes en présence du signal seul, nous obtenons :

$$y_k(i_1, \dots, i_{k-1}) = \sum_{j_1, \dots, j_{k-1} = -N}^N s_k(j_1, \dots, j_{k-1}) s_k(j_1 - i_1, \dots, j_{k-1} - i_{k-1})$$

ce qui nous donne pour des décalages nuls,

$$y_k(0, \dots, 0) = \sum_{j_1, \dots, j_{k-1} = -N}^N y_k^2(j_1, \dots, j_{k-1}) = E_{KS}$$

où E_{KS} est l'énergie de multicorrélation d'ordre k du signal s . En appliquant l'inégalité de Cauchy-Schwartz nous pouvons montrer que :

$$|y_k(i_1, \dots, i_{k-1})| \leq |y_k(0, \dots, 0)|$$

ce qui prouve que la multicorrélation d'ordre k est maximale pour des valeurs de décalage nulles. Cette remarque est à la base de l'algorithme de détection proposé par Giannakis et Tsatsanis dans [7] et dont le principe est le suivant :

- Dans l'hypothèse H_0 , la multicorrélation d'ordre k de la sortie du filtre adapté tend vers c_{kN} qui est nul si le bruit est gaussien (pour $k > 2$).

- Dans l'hypothèse H_1 la multicorrélation de la sortie du filtre adapté tend vers c_{KS}^2 si le signal est centré et si plusieurs enregistrements indépendants sont disponibles.

Le schéma bloc du détecteur ainsi obtenu à l'ordre 3 est présenté par la figure suivante :

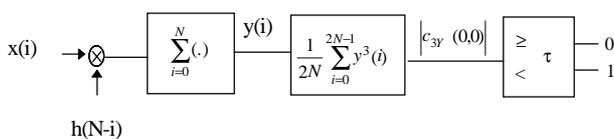


fig2 : détecteur SOS

Cette représentation est légitime puisque les fonctions de corrélations s'identifient aux cumulants jusqu'à l'ordre 3, si

l'on considère les signaux de moyenne nulle. L'estimateur sera ensuite moyenné sur plusieurs enregistrements indépendants afin de le rendre plus robuste. Par contre dans le cas où $k > 3$, il est évidemment nécessaire de calculer les cumulants de la sortie du filtre.

Ce détecteur peut en fait être vu comme un détecteur « d'énergie des cumulants » dans le domaine temporel, mais aussi par application du théorème de Parseval comme un détecteur « d'énergie polyspectrale » dans le domaine fréquentiel.

Pour notre application nous n'avons pas un mais plusieurs signaux de référence (pour chacune des classes de courroies). Nous nous sommes donc intéressés à la version de cet algorithme généralisé au problème de classification. Dans ce cas, nous ne construisons pas un mais plusieurs filtres adaptés dont nous noterons la réponse $\left\{ h^{(l)}(i) \right\}_{l=1}^L$.

Les filtres sont normalisés pour que leurs sorties soient centrées et d'égal « énergie des cumulants » E_K . Une des façons d'obtenir ce résultat est la suivante,

$$h^{(l)}(i) = \lambda_l s^{(l)}(N - i)$$

où λ_l est choisi tel que $E_K = \lambda_l^{2K} E_{KS_l}$. Finalement, la classe retenue sera celle du détecteur fournissant la sortie maximale. Ce classifieur peut donc être schématisé de la façon suivante :

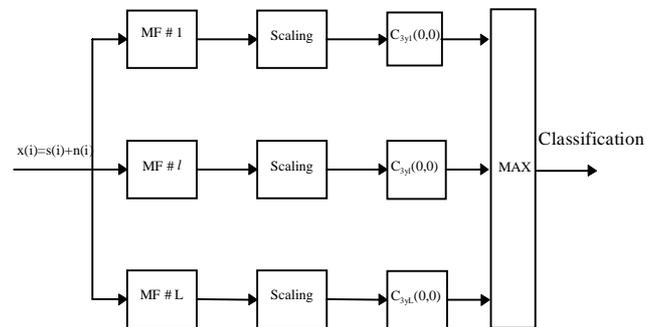


fig3 : classifieur SOS

4 Simulations et résultats expérimentaux

4.1 Simulations

Les trois algorithmes en question dans cet article ont été comparés en simulation sur des signaux de type modulation linéaire de fréquence (chirps). La méthodologie mise ici en place consiste à attribuer un signal reçu avec un rapport signal sur bruit fixé, à la classe d'appartenance correcte. L'expression des signaux tests est la suivante :

$$s_i(t) = \exp(i(\pi a_i t^2 + 2\pi b_i t + \varphi))$$

où φ est une phase aléatoire uniformément distribuée sur $[0, 2\pi]$. Nous choisissons ici 2 classes de signaux pour lesquelles a_1 et a_2 ont pour valeur respectivement 0.001 et $7.81 \cdot 10^{-4}$ et pour lesquelles b_1 et b_2 ont pour valeur 0.1 et

0.09. Les résultats sont donnés dans le tableau suivant pour un rapport signal sur bruit de -15 dB.

Classe réelle	Résultat de la classification	
	A	B
A	53%	47%
B	35%	65%

fig 4-a : classifieur MF

Classe réelle	Résultat de la classification	
	A	B
A	80%	20%
B	21%	79%

fig4-b : classifieur TF

Classe réelle	Résultat de la classification	
	A	B
A	92%	8%
B	4%	96%

fig4-c : classifieur SOS

Nous pouvons remarquer que les résultats de la classification sont bien meilleurs pour les détecteurs TF et SOS que ceux donnés par le filtre adapté, avec un léger avantage pour le détecteur SOS.

4.2 Résultats expérimentaux

En ce qui concerne les résultats expérimentaux, les signatures de référence à la base du filtre adapté ont été réalisées par moyennage synchrone sur 1500 enregistrements prélevés dans une chambre anéchoïde pour chaque classe de courroie. Pour le classifieur TF, les signatures ont été réalisées directement dans le plan TF, par moyennage des représentations. Les courroies sont préalablement attribuées comme appartenant à l'une ou l'autre des 3 classes par un expert humain avec rejet d'attribution en cas d'ambiguïté dans la décision. Les signaux tests ont été réalisés par moyennage synchrone sur 10 enregistrements et sont ensuite testés par les différents bancs de filtres. Le nombre d'enregistrements indépendants pour le détecteur SOS a été fixé à 15. Les résultats pour cette application sont présentés dans la figure 5.

Classe réelle	Résultat de la classification		
	'bonne'	'vibre'	'clic'
'bonne'	69%	11%	20%
'vibre'	14%	63%	23%
'clic'	6.2%	30%	63.8%

fig5-a : classifieur MF

Classe réelle	Résultat de la classification		
	'bonne'	'vibre'	'clic'
'bonne'	79.7%	7.7%	12.6%
'vibre'	16.5%	53.5%	30%
'clic'	8%	11%	81%

fig5-b : classifieur TF

Classe réelle	Résultat de la classification		
	'bonne'	'vibre'	'clic'
'bonne'	86.5%	0%	13.5%
'vibre'	6.5%	67%	26.5%
'clic'	0%	0%	100%

fig5-c : classifieur SOS

Là encore les résultats montrent que les deux classifieurs TF et SOS sont plus performants que le classique filtre adapté. Ces résultats s'expliquent pour le classifieur SOS par sa relative insensibilité au bruit gaussien, puisque l'on peut disposer de plusieurs enregistrements indépendants.

4 Conclusion

Nous avons présenté dans cet article une comparaison entre 3 approches de détection à hypothèses multiples généralisées à un problème de classification. Nous voyons que les résultats sont globalement meilleurs avec les 2 classifieurs TF et SOS avec un avantage pour le classifieur SOS. Ceci est dû aux bonnes propriétés des SOS qui sont bien moins sensibles au bruit gaussien (dans notre cas, l'environnement) tout en préservant l'information non-gaussienne contenue dans le signal de référence.

5 Références

- [1] Kumar B.V.K.V. and Carrol C.W. « *Performance of Wigner distribution function based detection methods* », Opt. Eng., Vol. 23, No. 6, pp. 732-737, 1984.
- [2] Flandrin F. « *On Detection-Estimation Procedures in the time-Frequency plane* », IEEE Int. Conf. On Acoust., Speech and Signal Proc., pp. 2331-2334, Tokyo 1986.
- [3] Flandrin P. « *A Time-Frequency Formulation of Optimum Detection* », IEEE Trans. On Acoust., Speech and Signal Proc., Vol. 36, No. 9, pp. 1377-1384, 1988.
- [4] Flandrin P. « *Temps-fréquence* », Hermès, 1993.
- [5] L.M.Garth and H.V. Poor, "Detection of Non-Gaussian Signals: A Paradigm for Modern Statistical Signal Processing", in Proceedings of the IEEE, Vol 82, No 7, July 1994.
- [6] C.L. Nikias and A.P. Petropulu, « *Higher-Order Spectra Analysis. A Nonlinear Signal Processing Framework* », Prentice Hall Signal Processing Series, 1993.
- [7] G.B. Giannakis and M.K. Tsatsanis, « *Signal Detection and Classification using Matched Filtering and Higher-Order Statistics* », in IEEE Transactions on ASSP, vol 38, No 7, July 1990
- [8] G.B. Giannakis and M.K. Tsatsanis, « *a Unifying Maximum-Likelihood View of Cumulant and Polyspectral Measures for Non-Gaussian Signal Classification and Estimation* », in IEEE Transactions on Information Theory, vol 38, No 2, March 1992.
- [9] G.Gelle, M.Colas, G.Delaunay, « *Higher Order Statistics for Detection and Classification of Faulty Fanbelts using Acoustical Analysis* » dans Proc. of IEEE HOS'97, juillet 1997, Banff, Canada.