

## Surveillance et diagnostic à l'aide de modèles : études en mécanique des vibrations

---

### *Model-based fault detection and diagnosis : cases study for vibration monitoring*

---



**Michèle BASSEVILLE**  
(IRISA/CNRS)

Michèle Basseville est ancienne élève de l'École Normale Supérieure de Fontenay-aux-Roses (Mathématiques), titulaire d'un DEA de Statistique de l'Université Paris Sud-Orsay (1975) et d'un doctorat d'État en Automatique de l'Université de Rennes I (1982). Depuis 1976, elle est chercheur CNRS à l'IRISA (Institut de Recherche en Informatique et

Systèmes Aléatoires), où elle est actuellement Directeur de Recherche. Son principal centre d'intérêt a été et continue d'être la détection de ruptures dans les signaux et systèmes, et ses applications tant au traitement de signal orienté vers la reconnaissance qu'à la détection et au diagnostic de pannes dans les systèmes automatisés. Ses travaux en cours concernent d'une part la surveillance de procédés industriels en vue de la maintenance préventive en collaboration avec Alcatel-Alsthom, et d'autre part le traitement de signal statistique multirésolution en collaboration avec le MIT.

Elle a co-édité, dans la série Lecture Notes in Control and Information Sciences de Springer, un ouvrage consacré aux outils de détection de ruptures de modèles. Elle est co-auteur d'un livre sur le même thème à paraître dans la série Information and Systems Science de Prentice Hall. Elle est membre de la direction du Groupement de Recherche CNRS « Traitement du Signal et Images ».



**Albert BENVENISTE**  
(IRISA/INRIA)  
IRISA, Campus de Beaulieu  
35042 Rennes Cedex

Albert Benveniste est né le 08 mai 1949 à Paris, France. Ingénieur civil des Mines de Paris en 1971, il est titulaire d'une thèse d'État en mathématiques (théorie des probabilités) en 1975, à Paris VI. De 1976 à 1979, il a exercé comme professeur associé en mathématiques à l'Université de Rennes I. Depuis 1979, il est Directeur de Recherche à

l'INRIA. Ses domaines actuels de recherche sont le traitement adaptatif du signal et la détection des changements dans les systèmes, le traitement du signal multirésolution, et l'informatique temps-réel (études sur le langage Signal).

Albert Benveniste est co-lauréat du 1980 IEEE Trans. on Automatic Control Best Transaction Paper Award pour son article sur l'égalisation aveugle. En 1990 il reçoit la médaille d'argent du CNRS. Il est actuellement chairman du Comité Théorie de l'IFAC, et éditeur associé dans les journaux *IEEE Transactions on Automatic Control*, *Int. J. of Adaptive Control and Signal Processing*, *Int. J. of Discrete Event Dynamical Systems*. Conjointement avec M. Métivier et P. Priouret, il est auteur du livre *Adaptive Algorithms and Stochastic Approximations*, et, conjointement avec Michèle Basseville, l'éditeur de la monographie collective *Detection of abrupt changes in signals and systems*.

---

### RÉSUMÉ

---

On présente une approche de traitement du signal pour la détection et le diagnostic des fatigues ou usures dans des systèmes mécaniques soumis à une excitation naturelle ou ambiante. La détection et le diagnostic sont réalisés sur le système en fonctionnement habituel, et donc en général avec une excitation non mesurée et présentant des phénomènes de

turbulence. Cet article est un bref rapport sur un projet de recherche d'environ 10 ans qui a mobilisé plus de 2 personnes par an en moyenne. La méthode est illustrée sur les deux cas suivants : structures offshore et turbo-alternateurs (1).

(1) Ce travail a été soutenu pendant 7 ans par 4 contrats avec IFREMER et pendant 4 ans par 2 contrats avec EDF.

#### MOTS CLÉS

Vibrations, surveillance, diagnostic, traitement du signal statistique.

---

SUMMARY

---

*A signal processing approach is presented for detection and diagnosis of fatigues or failures in vibrating mechanical systems subject to natural excitation. Detection and diagnosis is performed while the system being at work, so that the excitation is usually not observed and may involve turbulent phenomena. This is a short report of a 10 years project which involved more than 2 persons per year in mean. The method is illustrated on the following case studies : offshore structures, and rotating machinery.*

**KEY WORDS**

*Vibration monitoring, diagnosis, statistical signal processing.*

---

## 1. Introduction : l'exemple d'application

La surveillance et le diagnostic des fatigues et des endommagements dans les structures mécaniques et les machines tournantes est un domaine d'intérêt grandissant dans plusieurs secteurs industriels. Citons par exemple :

- génie énergétique (machines tournantes, cœur et conduites des centrales nucléaires)
- génie civil (grands bâtiments soumis à des ouragans ou des séismes, ponts, barrages, structures offshore)
- aéronautique (ailes et autres structures soumises à des efforts).

Des systèmes expert ont été développés pour des applications en surveillance des vibrations, citons par exemple le système DIVA à EDF, TURBINAID et GENAID à Westinghouse, et aussi MIGRE à EDF. En ce qui concerne le traitement du signal, les outils les plus avancés utilisés dans ces systèmes sont basés sur l'interprétation par des experts de transformées de Fourier ou de spectres d'enregistrements d'accéléromètres.

Cependant, il n'existe pas actuellement d'outil pour la surveillance *in situ* des structures pré-citées parce que les techniques à base de Fourier utilisées communément en génie mécanique requièrent l'application d'une excitation artificielle et connue, lorsqu'il s'agit d'estimer les modes propres de la structure. De plus, il est nécessaire d'effectuer un traitement multi-capteurs si on veut surveiller les déformations de la structure lorsqu'elle est soumise à des vibrations. Pour illustrer notre propos, nous discutons maintenant plus en détail les deux applications traitées par notre groupe depuis 1980.

**Le cas des structures offshore.** Les structures offshore sont soumises à une excitation naturelle, à savoir l'interaction fluide/structure due à l'action de la houle. Cette action produit essentiellement des turbulences, que l'on peut difficilement considérer comme mesurables. Donc la première requête vis-à-vis d'une méthode de diagnostic pour les structures offshore est qu'elle doit être capable de travailler sans aucune connaissance des forces appliquées à la structure. En fait, il doit être clair que l'excitation varie considérablement dans le temps, selon les conditions de vent et de météo, et change bien plus rapidement que l'état de la structure elle-même. Donc cette étude nous place en face d'un grand défi :

1. les mesures disponibles ne séparent pas les effets des forces externes des effets de la structure elle-même,

2. les forces externes varient (heureusement !) beaucoup plus vite que la structure,

3. on s'intéresse aux endommagements ou aux fatigues de la structure, alors qu'aucun changement de l'excitation n'a de sens dans notre cas.

Il est clair que les systèmes expert qui travaillent sur les spectres des enregistrements ne peuvent marcher dans un tel cas pour les raisons mentionnées précédemment. La méthode de diagnostic doit reposer sur un modèle qui va aider à discriminer entre les deux causes de changements apparents dans les mesures d'accélérométrie. D'autre part, les méthodes d'identification utilisées en génie mécanique reposent aussi sur des modèles mathématiques (équations aux dérivées partielles), mais qui sont difficiles à utiliser ici car le problème inverse correspondant (identification des paramètres physiques à l'aide des données mesurées par un petit nombre de capteurs) est très mal posé et les forces externes ne sont pas mesurables.

**Le cas des machines tournantes.** Cette application est sensiblement différente. Les machines tournantes typiques, pour lesquelles des techniques de surveillance sophistiquées sont nécessaires, sont les grands alternateurs des centrales électriques. A l'heure actuelle, l'identification et la surveillance vibratoire sont obtenus en réalisant des montées et des descentes en vitesse, de sorte que les forces liées à la vitesse de rotation puissent exciter convenablement les modes propres de la machine. Ces techniques requièrent donc l'interruption de la production. Les spectres ainsi obtenus sont alors analysés par des systèmes expert. Notre objectif était de développer des techniques de surveillance travaillant *sans perturbation du processus de production*. Dans ce cas, les causes des vibrations sont les suivantes :

- les défauts d'équilibrage créent des forces pendant la rotation ; l'étendue fréquentielle de ces forces est connue assez précisément car elle est liée à la vitesse de rotation. Cependant leur géométrie est inconnue, et ce fait a de l'importance lorsque l'on effectue une analyse multi-capteurs ;
- la vapeur circulant à travers l'alternateur produit des turbulences ;
- les frottements qui se produisent au niveau des paliers produisent aussi des turbulences.

Donc, les mesures d'accélérométrie fournissent des spectres riches, où les fréquences dominantes correspondent aux harmoniques de la vitesse de rotation. Cette fois

encore, les deux dernières causes des vibrations ne sont pas mesurables, et les mêmes remarques que pour les structures offshore valent dans ce cas.

**Une technique alternative pour de telles applications : le traitement du signal statistique.** La présentation générale d'une telle approche est le but du présent article. Plus précisément, notre but est ici d'insister sur les aspects suivants de notre méthode :

1. des techniques de traitement du signal permettent de proposer des méthodes de surveillance et diagnostic vibratoire qui produisent des indicateurs très sensibles de « vraisemblance » des différents types de fatigues ou pannes ;
2. cependant, elles ne fournissent jamais des réponses ultimes (« vous avez 3 min pour quitter la plateforme avant qu'elle ne s'écroule »), de sorte que la décision finale doit parfois reposer sur l'intégration d'une connaissance heuristique.

## 2. Modélisation

### 2.1. UN MODÈLE PHYSIQUE SIMPLE

Notre point de départ est le simple modèle linéaire masses-ressorts de dimension finie suivant :

$$(1) \quad \begin{aligned} M\ddot{Z} + C\dot{Z} + KZ &= E \\ Y &= LZ \end{aligned}$$

où :

- la première équation est la relation habituelle : *forces = masses × accélération* (où  $\left\{ \begin{smallmatrix} \cdot \\ \dots \end{smallmatrix} \right\}$  désigne la dérivée),
- Z est le vecteur (généralement de grande dimension) des positions des éléments de la structure,
- $-C\dot{Z}$  est la force de frottement et C la matrice d'amortissement,
- $-KZ$  est la force de rappel et K la matrice de raideur,
- E est la force externe (non mesurée), que nous modélisons par un *bruit blanc non stationnaire*,
- Y est le vecteur (généralement de faible dimension) des mesures, et la matrice L spécifie quels points de la structure sont mesurés, i.e. où sont les capteurs.

Ce modèle est très certainement très simplifié. Premièrement, c'est une approximation de dimension finie d'une équation aux dérivées partielles. Deuxièmement, et surtout, prendre un modèle linéaire n'est pas justifié, même si on suppose qu'il n'y a que des petites vibrations. En fait, la force externe E n'est pas exogène, mais est plutôt un *feedback* dû au mouvement relatif du fluide par rapport à la structure. Le modèle qui en résulte est donc non linéaire. Néanmoins, malgré ce faible réalisme, nous allons travailler avec le modèle (1) et développer des méthodes robustes par rapport aux incertitudes de la modélisation : c'est une approche typique du traitement de signal statistique. De même, modéliser l'excitation externe par un bruit blanc est une tentative pour refléter la

nature turbulente de cette excitation ; et considérer ce bruit comme *non stationnaire* (i.e. avec une matrice de covariance qui varie dans le temps d'une manière inconnue) nous contraint à concevoir des méthodes robustes vis-à-vis des variations temporelles de cette excitation. Avec une telle méthode, nous pouvons espérer *diagnostiquer précisément des changements dans la structure en restant aveugle à la présence de changements dans l'excitation non mesurée* : ceci est la principale contribution de notre travail.

Les *caractéristiques physiques* (M, C, K) de la structure sont difficiles à retrouver *via* les mesures car le problème inverse correspondant est mal posé. Donc, on introduit des caractéristiques vibratoires identifiables, à savoir les *caractéristiques modales* de la structure, composées des :

1. *fréquences propres* de vibration notées génériquement  $\mu$  : ce sont les fréquences où les résonances peuvent se produire ;
2. *déformées modales* de la structure notées génériquement  $\psi_\mu$  : ces vecteurs décrivent comment chaque fréquence propre contribue à la forme globale de la structure en vibration.

Ces quantités sont solutions de l'équation suivante :

$$(2) \quad (M\mu^2 + C\mu + K) \psi_\mu = 0.$$

Notons qu'un scalaire  $\mu$  solution de cette équation est un nombre complexe, dont la partie imaginaire est la pulsation de vibration, et la partie réelle — négative — est, à une normalisation près, l'amortissement. L'appellation courante « fréquence de vibration » pour  $\mu$  résulte donc d'un abus de langage. Insistons sur le fait que les fréquences propres sont accessibles par une analyse de Fourier mono-capteur classique, alors qu'une connaissance (même partielle) des déformées modales requiert le traitement conjoint de plusieurs capteurs.

Dans la suite, par *diagnostic modal*, nous entendons diagnostic en termes des caractéristiques modales. Un tel diagnostic est utile en génie mécanique. D'autre part, le *diagnostic physique* fait référence à un diagnostic en termes des paramètres physiques, i.e. pour simplifier, du triplet (M, C, K).

### 2.2. SCHÉMA DE NOTRE MÉTHODE

L'architecture de notre méthode est décrite à la figure 1. L'apprentissage sur site de la structure fournit une *signature* de la structure saine en termes d'une collection de caractéristiques modales. Cette signature est obtenue en intégrant des procédures numériques et de la connaissance heuristique (sur la structure et sur les méthodes). Le traitement heuristique est à l'heure actuelle effectué par un opérateur humain utilisant un système graphique interactif.

Quand un nouvel enregistrement de mesures est disponible, il est comparé à la signature de façon à décider s'ils sont ou non en accord. Cette partie du traitement est automatique, et basée sur un traitement numérique. Ceci constitue l'alarme globale.

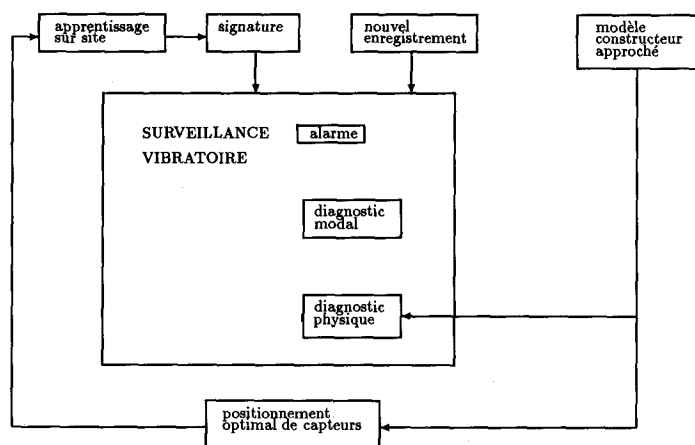


Fig. 1. — Synoptique de la méthode.

En cas d'alarme positive, on peut faire un diagnostic. Le diagnostic modal peut être effectué sans information supplémentaire. Si de plus on dispose d'informations supplémentaires sur la physique de la structure (par exemple, par un modèle approché aux éléments finis fourni par le concepteur), alors on peut effectuer un diagnostic physique.

Dans les paragraphes suivants, on décrit à grands traits l'état actuel de notre méthode. On omet les détails, que le lecteur intéressé peut trouver dans [1], [2], [10], [7], [8].

### 2.3. UN MODÈLE ADÉQUAT POUR L'APPRENTISSAGE

On montre en [1], [10], [7] que, pour des signaux échantillonnés à la fréquence  $1/\delta$ , les caractéristiques suivantes  $(\lambda, \phi_\lambda)$  :

$$(3) \quad \lambda = e^{\delta\mu}$$

$$(4) \quad \phi_\lambda = L\psi_\mu$$

(où  $\mu, \psi_\mu$  sont les quantités introduites en (2)) peuvent être estimées par :

— **premièrement**, résolution en les matrices  $A_i$  du système linéaire suivant :

$$(5) \quad (A_p \dots A_1 - I) \mathcal{H}_{p,N} = 0$$

où la *matrice de Hankel*  $\mathcal{H}_{p,N}$  est donnée par :

$$(6) \quad \mathcal{H}_{p,N} = \begin{pmatrix} R_0 & R_1 & \dots & R_p & \dots & R_N \\ R_1 & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ R_p & \dots & \dots & \dots & \dots & R_{N+p} \end{pmatrix}$$

et les matrices de covariance  $R_m$  sont calculées à partir des mesures échantillonnées par :

$$(7) \quad R_m = \sum_t Y_{t+m} Y_t^T$$

(où  $t$  varie dans l'ensemble d'indices de l'enregistrement considéré), et

— **deuxièmement**, calcul des valeurs propres et vecteurs propres généralisés de la matrice polynomiale  $A_p x^p + \dots + A_1 x - I$ , i.e. résolution en les paires  $(\lambda, \phi_\lambda)$  de l'ensemble d'équations :

$$(8) \quad (A_p \lambda^p + \dots + A_1 \lambda - I) \phi_\lambda = 0$$

pour obtenir finalement les paires introduites en (4). Ces paires  $(\lambda, \phi_\lambda)$  seront appelées la *signature modale* dans la suite. Le résultat suivant de robustesse a été démontré en [4] à l'aide de techniques de martingales et de traitement du signal (2) :

**THÉORÈME 1.** — *Supposons que les mesures proviennent d'un système régi par le modèle (1) (3). Alors les estimateurs définis par les formules (5)-(8) convergent p.s. (4) vers les vraies valeurs lorsque la longueur de l'enregistrement tend vers l'infini.*

## 3. Apprentissage sur site du modèle d'une structure saine

En pratique, on utilise dans ce but la procédure suivante qui est basée sur les résultats théoriques précédents :

1. A partir d'un long enregistrement ( $Y_t$ ) de mesures sur la structure saine, calculer les matrices de covariance (7).
2. Pour des valeurs correctement choisies des entiers  $p, N$ , résoudre l'équation (5). L'utilisation de différentes valeurs pour ces paramètres entiers permet d'obtenir des modèles différents, mais très *redondants* de la structure saine en termes des matrices polynomiales  $A_p x^p + \dots + A_1 x - I$ . Cette étape du traitement comprend des choix heuristiques. Évidemment, si on dispose de plusieurs enregistrements sur la structure saine, on peut les utiliser également pour construire des modèles redondants supplémentaires.
3. Pour chaque modèle de matrices polynomiales, calculer la signature modale selon (8). A cette étape, on a appris une *famille de signatures modales* qui caractérisent le comportement de la structure saine. Les étapes suivantes sont purement heuristiques et destinées à raffiner le modèle en une signature modale *unique*. Ce qui est fait de la manière suivante.
4. D'abord, on considère les *fréquences propres*. On les range dans un tableau à deux dimensions  $[\lambda_{i,j}]_{1 \leq i \leq I, 1 \leq j \leq J_i}$ , où  $i$  est l'indice du modèle considéré et  $J_i$  est le nombre de fréquences fournies par ce modèle. La figure 3 montre une partie de ce tableau dans le domaine fréquentiel de 0.40 à 0.75 pour une structure du type de celle de la figure 2.

(2) Voir l'annexe A pour un énoncé précis des hypothèses.

(3) Avec un bruit blanc non stationnaire, de sorte qu'aucun argument d'ergodicité ne peut être appliqué ici.

(4) Presque sûrement, i.e. avec probabilité 1.

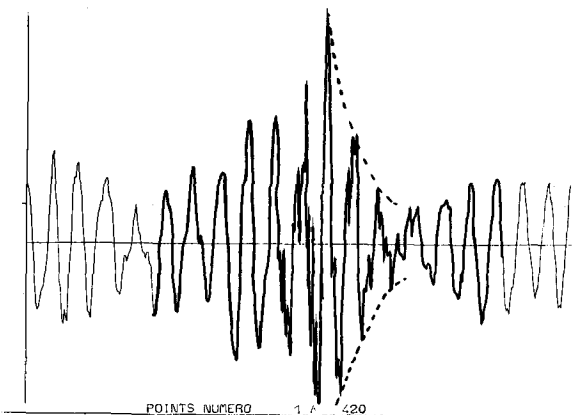
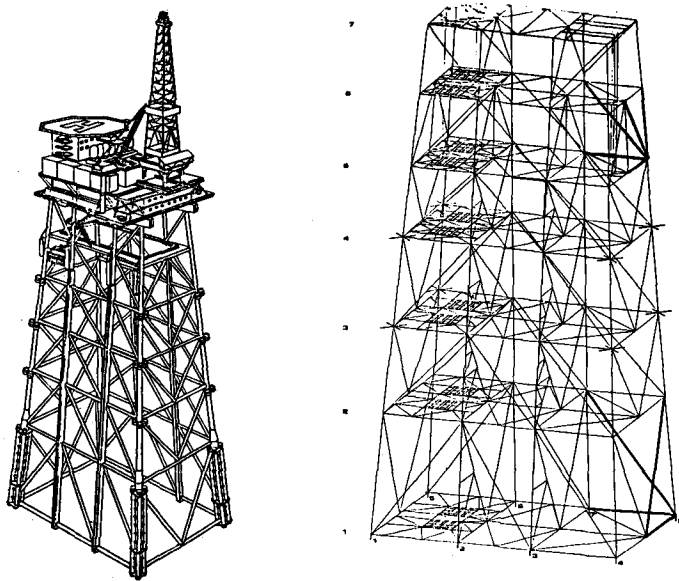


Fig. 2. — Une jacket ; un signal d'accélérométrie.

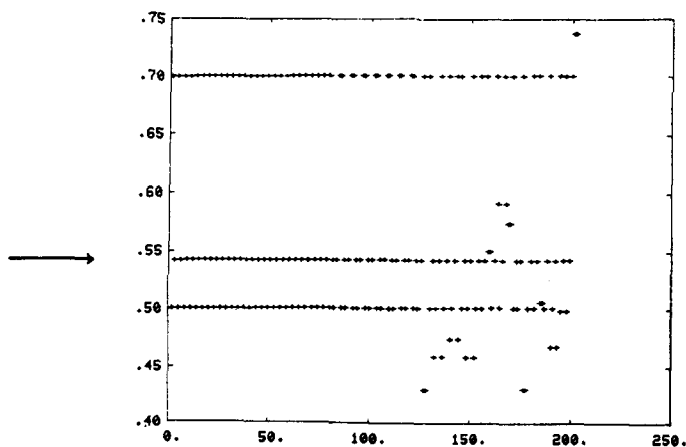


Fig. 3. — Un tableau bi-dimensionnel de fréquences : en abscisse, l'ordre du modèle autorégressif ; en ordonnée, la pulsation ; zoom sur une bande de fréquences restreinte.

## Histogramme des Pulsations

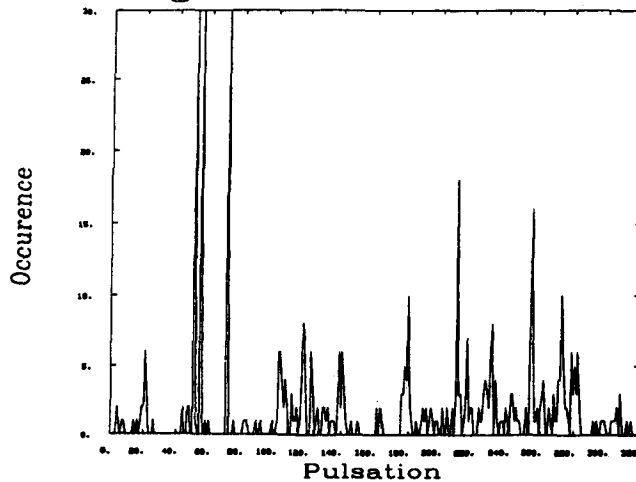


Fig. 4. — L'historgramme des pulsations des modes propres : nombre d'occurrences d'une pulsation donnée parmi tous les choix d'ordre de modèles AR faits pour l'identification ; bande de fréquences plus large.

Ceci permet de reconnaître quelles fréquences sont communes à plusieurs modèles différents, et lesquelles doivent être considérées comme des artefacts. Un bon résumé de cette information est montré dans l'historgramme de la figure 4. Bien qu'obtenu par des méthodes complètement différentes (et bien plus précises), cet histogramme ressemble à un spectre. En particulier, les trois modes fondamentaux de la plateforme sont facilement reconnaissables, et les modes d'ordre supérieur sont visibles également.

5. Ensuite, on examine, pour une fréquence donnée, la cohérence des vecteurs propres associés obtenus avec les divers ordres AR. Pour cela, on sélectionne une bande de fréquences étroite suggérée par l'étape précédente (autour de 0.55 dans la figure 3, comme l'indique la flèche). Pour cette bande de fréquences, on trace un histogramme des déformées modales  $\phi_\lambda$  correspondant à la fréquence considérée dans les différents modèles. Ceci est montré à la figure 5, où l'on voit que cet histogramme est une distribution de Dirac, ce qui signifie que tous les modèles sont d'accord sur la même déformée pour la fréquence considérée. Ceci permet de valider la paire  $(\lambda_0, \phi_0)$  considérée comme faisant partie de la signature modale.

Des résultats d'identification modale sur données réelles de plateformes offshore et de groupes turbo-alternateurs sont présentés en [11].

Les deux dernières étapes de la procédure nécessitent l'utilisation d'un système graphique interactif si on laisse la décision à l'opérateur humain. Un environnement à base de connaissances a été développé pour aider l'utilisateur [12]. Cet environnement est basé sur le système orienté objet SHIRKA, et facilite une utilisation interactive des procédures numériques pour différents choix des paramètres  $(N, p)$  et différents enregistrements de données. Ce système permettra également l'introduction et l'utilisation

0.54

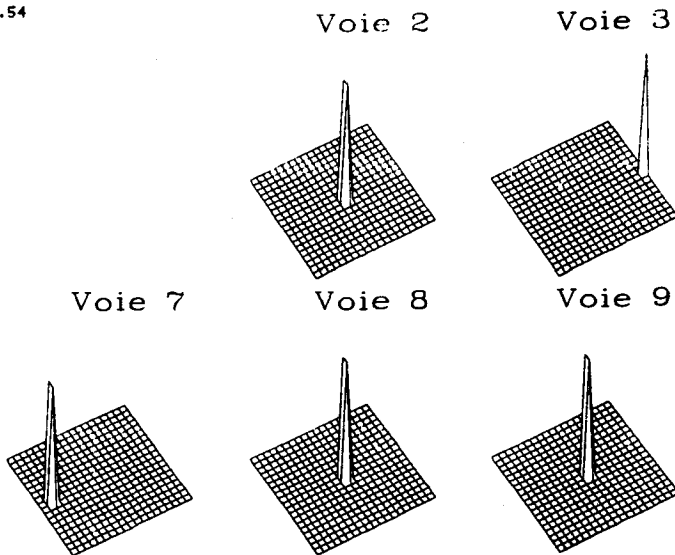


Fig. 5. — L'histogramme des déformées modales obtenues, pour une fréquence donnée — 0,54, pour tous les choix d'ordre AR.

automatique de la connaissance au fur et à mesure de sa disponibilité lorsque différents utilisateurs se familiariseront avec l'utilisation de ce système interactif.

Cette méthode d'acquisition de signature a été expérimentée par Dominique Bonnacase, AS & I-DATAID, Lyon, France, pour analyser certains défauts des bogies du métro de Paris. Des oscillations presque périodiques apparaissent sur les roues et sur certaines voies en courbe. L'analyse modale sur site et en fonctionnement était nécessaire pour comprendre l'origine de tels défauts. La méthode proposée ici a révélé que les défauts étaient dus à des modes de vibration des bogies.

## 4. Diagnostic

Au premier abord, il semble raisonnable de considérer que le diagnostic des fatigues ou pannes peut être obtenu par comparaison d'une nouvelle signature modale à une signature de référence. Cependant, la comparaison de deux signatures modales est une tâche très difficile, sinon impossible, pour les raisons suivantes. Pour décider comment les fréquences propres et les déformées modales correspondantes ont été modifiées, on doit appairer les fréquences propres des différentes signatures les unes aux autres : ceci produit un problème d'appariement presque impossible à résoudre lorsque de nombreuses fréquences propres appartiennent à la signature de référence, certaines d'entre elles étant proches les unes des autres (voir fig. 4). De plus, comment décider qu'un changement donné d'une fréquence propre ou d'une déformée modale est réellement significatif ? Ce point est le plus difficile lorsque des approches numériques sont utilisées sans prise en compte des aspects statistiques. Dans le même ordre d'idées, les approches heuristiques conduisent à une

impasse, car il est très difficile pour un opérateur humain d'évaluer de combien le bruit capteur affecte l'incertitude sur une fréquence propre ou une déformée donnée.

Pour cette raison, nous avons développé une approche complètement différente, qui surmonte les deux inconvénients précédents. Le principe en est le suivant. Étant donné une signature modale de référence et un nouvel enregistrement, on évalue à quel point cet enregistrement est en accord avec la signature, et, en cas de désaccord, on détermine quelle en est la cause la plus probable<sup>(5)</sup>. En particulier, un tel traitement ne nécessite pas de réacquiescer une signature, et la procédure proposée est bien plus simple que l'acquisition de signature puisqu'elle requiert beaucoup moins l'intervention de l'opérateur humain. Nous décrivons maintenant cette procédure de surveillance et diagnostic.

### 4.1. LA PROCÉDURE GÉNÉRALE

1. Soit  $\theta_0$  le tableau formé des paires (fréquences propres, déformées modales) qui forment la signature modale, et appelons-le *modèle nominal*. Pour chaque déviation supposée  $\delta\theta$  de la signature modale par rapport à la signature de référence, on construit une *statistique*,

$$(9) \quad \hat{\chi}(\theta_0, \delta\theta, (Y_t))$$

i.e. une quantité mesurant la vraisemblance que le nouvel enregistrement ( $Y_t$ ) corresponde à la signature modale égale à  $\theta_0 + \delta\theta$ . Cette statistique de test est définie ci-dessous en (13) pour le cas particulier de l'alarme globale.

2. Puis, pour une signature modale donnée  $\theta_0$ , on caractérise la liste des modes de pannes ou fatigues intéressants par une liste de sous-domaines pour les déviations correspondantes  $\delta\theta$ . Comme on s'intéresse principalement à des changements petits (moins du % pour les fréquences propres, et moins de quelques % pour les déformées modales), il suffit — comme on l'a montré en [3], [1], et [9] — de considérer, pour les domaines de déviations précédents, des *sous-espaces vectoriels*. Notons génériquement  $\Theta$  ces espaces vectoriels. Alors, la statistique :

$$(10) \quad \chi(\theta_0, \theta, (Y_t)) = \sup_{\delta\theta \in \Theta} \hat{\chi}(\theta_0, \delta\theta, (Y_t))$$

mesure la vraisemblance que le nouvel enregistrement ( $Y_t$ ) corresponde à l'état de panne caractérisé par  $\Theta$ . On montre en [1], [9] que, dans (9) et (10), l'enregistrement ( $Y_t$ ) peut être résumé en la seule quantité pertinente (« statistique suffisante ») :

$$(11) \quad \mathcal{U}_S = [A_{0,p} \dots A_{0,1} - I] \mathcal{H}_{p,N}(S)$$

où les matrices  $A_{0,i}$  font référence à la signature modale nominale  $\theta_0$ , alors que la matrice par blocs  $\mathcal{H}_{p,N}(S)$  est construite à partir du nouvel enregistrement, et  $S$  est la longueur de cet enregistrement. Plus précisément, le théorème suivant est montré en [9], voir aussi [1]<sup>(6)</sup> :

<sup>(5)</sup> Ici les mots « accord » et « probable » seront définis précisément dans un cadre statistique.

<sup>(6)</sup> Voir l'annexe B pour un énoncé formel de ce théorème.

**THÉORÈME 2.** — *Sous des hypothèses analogues à celles du théorème 1, quand la longueur S de l'enregistrement tend vers l'infini, la statistique  $\mathcal{U}_S$  définie en (11) est asymptotiquement gaussienne, de matrice de covariance  $\Sigma_S$  que l'on peut estimer de manière consistante, et de moyenne dépendant linéairement du changement  $\delta\theta$ .*

On peut utiliser par exemple cette procédure comme suit. Supposons que notre modèle puisse être défini en termes d'une autre paramétrisation  $\psi$  telle que :

$$\theta = F(\psi)$$

où F est localement une fonction régulière. Alors, prenons pour  $\Theta$  le sous-espace linéaire défini par :

$$(12) \quad \Theta = F'(\psi_0) \cdot \Psi$$

où  $\Psi$  est le sous-espace engendré par un sous-ensemble de coordonnées du paramètre  $\psi$  ;  $\psi_0$  est la valeur du paramètre  $\psi$  correspondant au modèle nominal, et F' désigne le Jacobien. Des implémentations particulières de cette procédure générale fournissent diverses sortes d'alarmes et de diagnostics, comme on l'explique maintenant.

#### 4.2. UNE ALARME GLOBALE

C'est immédiat : il suffit de prendre dans l'équation (12)  $\Theta =$  l'espace entier. Dans ce cas, il résulte du théorème 2 que la statistique  $\chi$  de (10) prend la forme simple suivante :

$$(13) \quad \chi_S = \mathcal{U}_S^T \Sigma_S^{-1} \mathcal{U}_S$$

et mesure la « vraisemblance » du changement le plus probable dans la structure. Une telle alarme peut facilement être calculée en permanence pendant le fonctionnement habituel du système mécanique considéré : aucun traitement par l'homme n'est requis. Cette alarme ne délivre aucun diagnostic ; c'est pourtant une alarme intelligente, car elle prend en compte la combinaison de tous les changements individuels des fréquences propres et déformées modales associées, et les compare automatiquement à leur domaine de confiance, pour évaluer si ces changements sont dus à des incertitudes ou sont plus vraisemblablement des changements de la structure elle-même. Si cet indicateur excède un certain seuil, une des deux procédures suivantes peut être activée.

#### 4.3. DIAGNOSTIC MODAL

Supposons que l'on désire concentrer le diagnostic sur des changements possibles d'un mode de vibration donné ; par exemple, en se référant encore à la figure 3, on peut souhaiter surveiller le mode proche de 0.55. Alors on spécifie les changements dans la paire correspondante (fréquence propre, déformée modale) en prenant pour espace de paramètres  $\psi$  les paires { fréquence propre, déformée modale }, puis en sélectionnant des composantes dans cette paramétrisation, et on choisit  $\Theta$  comme en (12). La statistique  $\chi$  en (10) qui en résulte, et que nous appellerons par la suite un « test de sensibilité », mesure la vraisemblance d'un changement sur ce mode particulier.

On peut surveiller ainsi de la même façon des sous-ensembles de plusieurs modes. On trouvera en [1] les détails de cette procédure.

Les figures 6 et 7 montrent les résultats obtenus par une telle méthode. la première montre un petit système simulé de masses et ressorts, qui est typique des jackets et a été fourni par IFREMER comme exemple-test pour tester les méthodes. Trois changements ont été simulés : ils sont décrits sur la figure 6. Ce sont :

1. un changement dans la masse fléchée du haut (probablement pas une fatigue, mais l'installation d'un nouveau matériel sur le pont) ;
2. la rupture de la poutre fléchée au milieu : à cause de la grande redondance de la structure, ce changement est petit du point de vue vibratoire ;
3. un changement dans la raideur de l'ancrage au sol : ceci peut être causé par un changement dans la géologie du sol, consécutif par exemple à l'exploitation pétrolière.

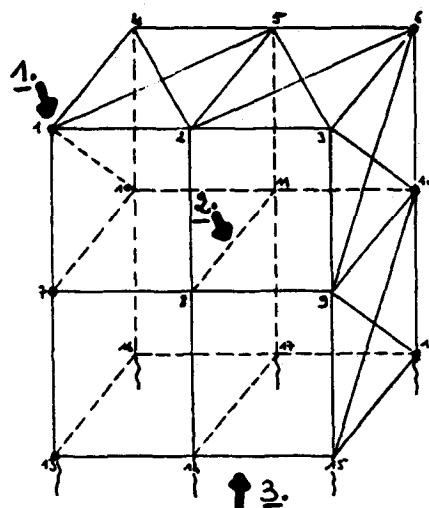


Fig. 6. — Un système de 18 masses reliées par des ressorts ; les capteurs sont situés aux nœuds 1, 7, 13, 6, 12, 18 ; les flèches indiquent les endroits où les défauts ont été simulés.

La figure 7 montre le résultat des indicateurs sur ces changements (attention : les graphiques sont construits avec une échelle automatique, de sorte que chaque surface est à considérer avec son échelle et sa forme). On a simulé différents positionnements de capteurs. L'alarme globale est montrée au fond. Puis plusieurs modes sont surveillés par la méthode décrite précédemment. L'indicateur  $\chi$ , calculé pour différentes positions de capteurs, pour la surveillance de plusieurs modes, et les trois différents changements simulés (avec le cas sain en haut à gauche) est représenté sur les quatre surfaces.

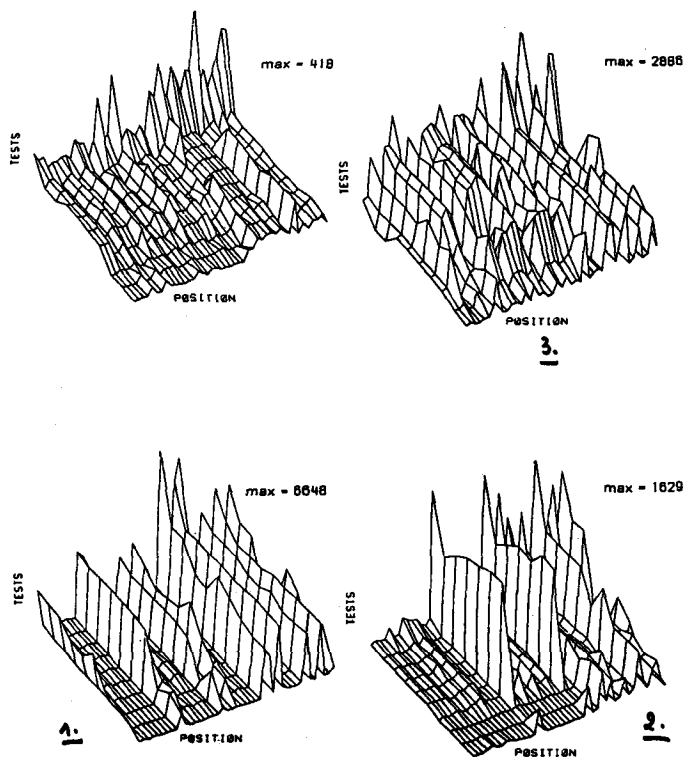


Fig. 7. — Résultat des indicateurs sur les défauts simulés : sur chaque figure — tracée avec une échelle automatique, valeur maximum indiquée — sont montrées : au fond, les valeurs du test global ; du fond vers l'avant, 9 tests de sensibilité correspondants aux 9 fréquences les plus basses ; le tout, de gauche à droite, pour 43 positionnements de capteurs différents, sélection de 2 à 4 parmi les 6 montrés à la figure 6. En haut à gauche, état sain.

#### 4.4. DIAGNOSTIC PHYSIQUE

Ici encore, on sélectionne des projections particulières données dans la paramétrisation  $\psi$ , ce qui permet de construire les sous-espaces  $\Theta$  à l'aide de (12). Nous prenons maintenant pour  $\psi$  une paramétrisation équivalente au modèle physique (M, C, K) de la structure. Cependant, deux nouvelles difficultés surgissent dans ce cas, à savoir :

1. le modèle physique est en général *non identifiable*, ce qui signifie de manière équivalente que F n'est pas inversible, et, par conséquent, que le modèle nominal  $\psi_0$  dans l'espace des paramètres physiques n'est pas disponible ;
2. la dimension de  $\psi$  est bien plus grande que celle de  $\theta$  (typiquement un rapport de 50 à 100), de telle sorte qu'il arrive que l'on ait listé, dans l'espace des paramètres physiques, plus de sous-espaces de pannes pertinents  $\{\Psi_k\}_{k=1, \dots, K}$  possibles que la dimension de  $\theta$ .

Pour surmonter ces difficultés *sans faire de recalage de modèle* (7), nous procédons de la manière suivante :

1. au lieu de  $\psi_0$  nous en prenons une approximation (éventuellement grossière), par exemple le modèle du constructeur, que nous notons  $\psi_*$ , et nous utilisons ce modèle disponible (mais non précis) pour calculer le Jacobien dans (12) : la direction de changement supposée pourra être ainsi imprécise, mais l'essentiel est que le modèle nominal  $\theta_0$  utilisé dans la statistique de test (10) ait été ajusté précisément sur les données ;
2. nous sélectionnons une base orthonormée pour chaque sous-espace  $\Psi_k$ , et calculons son image par le jacobien  $F'(\psi_*)$  : ceci fournit un ensemble de points dans l'espace de paramètres  $\theta$ , et nous agrégeons ces points à l'aide de techniques d'agrégation statistiques avec une métrique étroitement liée à la matrice de covariance de la statistique  $\mathcal{U}$  de la formule (11), voir [3] et [8] pour d'autres détails.

En procédant ainsi, nous évitons de résoudre un problème inverse mal posé, et il peut paraître surprenant à première vue que le problème de diagnostic de panne soit « plus facile » que l'identification (8).

L'utilisation de cette méthode de diagnostic physique sur l'exemple simulé précédent donne les résultats suivants. 14 sous-espaces différents  $\Theta_1, \dots, \Theta_{14}$  ont été sélectionnés, correspondant à 14 différents états de pannes supposés. De telles « macro-pannes » agrègent des changements physiques différents que l'on ne pourrait pas discriminer à l'aide du petit nombre de capteurs disponibles, et ces « macro-pannes » peuvent être reconnues par notre procédure de surveillance et diagnostic. C'est le grand avantage de cette méthode : nous n'essayons pas de reconnaître et discriminer entre des états — sains ou pas — différents qui ne peuvent être discriminés par les capteurs. En d'autres termes, la conception des tests tient compte des propriétés d'observabilité de la structure par le système de capteurs. Cette propriété peut être obtenue parce que l'on tient compte de l'incertitude sur toutes les quantités calculées pendant tout le traitement.

Les deux figures suivantes 8 et 9 montrent les valeurs des indicateurs pour les changements 2 (fracture de la barre du milieu) et 3 (changement de la raideur de l'ancrage au sol). Dans chaque cas, la figure 9 montre de quels éléments physiques la « macro-panne » la plus probable est formée. On constate que le diagnostic qui en résulte est cohérent sur le plan mécanique, même pour le changement 2 petit du point de vue vibratoire.

La validité de cette approche, tant pour l'alarme globale que pour les diagnostics modaux et physiques, est confirmée [6] par des essais en simulation sur une maquette de ligne d'arbre fournie par EDF. Les défauts simulés sont aussi bien des changements de raideur de certains paliers, que des modifications de masses volumiques correspondant à un disque d'équilibrage ou à un accouplement moteur-arbre.

(7) Problème assez mal posé.

(8) Ici « plus facile » fait référence aux problèmes bien ou mal posés.



|                     | <u>3.</u>      | <u>2.</u>      |
|---------------------|----------------|----------------|
| <i>global test</i>  | 1514.53        | 1623.37        |
| <i>sensitiv. 1</i>  | 3.79           | 157.34         |
| <i>sensitiv. 2</i>  | 193.42         | 18.35          |
| <i>sensitiv. 3</i>  | 254.66         | 3.10           |
| <i>sensitiv. 4</i>  | 58.13          | 195.52         |
| <i>sensitiv. 5</i>  | 2.44           | 2.16           |
| <i>sensitiv. 6</i>  | 0.14           | 1122.13        |
| <i>sensitiv. 7</i>  | 0.11           | <u>1510.76</u> |
| <i>sensitiv. 8</i>  | 410.60         | 0.06           |
| <i>sensitiv. 9</i>  | 104.69         | 232.43         |
| <i>sensitiv. 10</i> | 0.01           | 120.69         |
| <i>sensitiv. 11</i> | <u>1414.67</u> | 2.28           |
| <i>sensitiv. 12</i> | 1.87           | 1362.60        |
| <i>sensitiv. 13</i> | 0.86           | 738.66         |
| <i>sensitiv. 14</i> | 1.01           | 748.42         |

Fig. 8. — Résultats des 14 indicateurs pour le diagnostic physique.

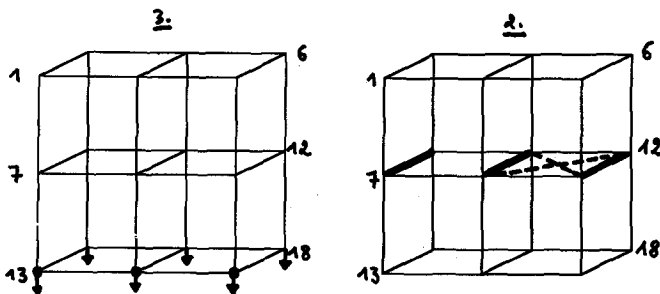


Fig. 9. — Les macro-pannes correspondantes.

#### 4.5. POSITIONNEMENT OPTIMAL DE CAPTEURS

L'efficacité — au sens statistique — de l'alarme globale (13), ou des autres tests de sensibilité surveillant des pannes particulières, peut être utilisée comme mesure de la qualité d'un positionnement de capteurs donné. En [2] un tel critère a été proposé ; il donne une évaluation *a priori* de la puissance (i.e. probabilité de détection) d'un test particulier pour un niveau (i.e. probabilité de fausse alarme) donné. Un tel critère peut être utilisé pour la conception de l'instrumentation en capteurs, et permet au concepteur de comparer des jeux de capteurs en nombre et positions différents. En particulier, ces critères nous ont permis de montrer que, pour le cas des structures offshore, 4 ou 5 capteurs peuvent suffire, mais des *capteurs mobiles* peuvent améliorer grandement la qualité du diagnostic.

## 5. Discussion : sur l'utilisation de la méthode

On peut tirer de cette étude les conclusions suivantes.

- L'utilisation d'une approche traitement de signal statistique en diagnostic permet de concevoir des méthodes précises. De plus, elle permet une séparation fine des causes enchevêtrées des changements observés, certains d'entre eux étant dus à des changements pertinents dans la structure (*ceux-là doivent être reconnus*), et d'autres étant dus à des changements non pertinents dans l'environnement (*et ne devant pas être pris en compte*). Un tel résultat ne peut être obtenu par la seule utilisation d'heuristiques (ne pas oublier que *personne n'a prédit la catastrophe de la plateforme « Alexander Kieland » en Mer du Nord vers 1980*) : aucun expert humain ne peut rivaliser avec des techniques statistiques pour un tel problème. De plus, un tel résultat peut difficilement être attendu des méthodes de problèmes inverses de la mécanique, et, à notre connaissance, n'a pas encore été obtenu dans ce domaine.

- L'utilisation d'outils statistiques permet de prendre en compte tous les types d'incertitudes et fournit une estimation précise de toutes les quantités calculées pendant les différentes étapes du calcul. La détection et le diagnostic de pannes peuvent donc prendre ces incertitudes en compte. De plus, des théorèmes limite en statistiques permettent d'utiliser en profondeur toute la connaissance *a priori* sur la physique du phénomène étudié. Comme sous-produit, on obtient un critère pour évaluer la qualité d'un jeu de capteurs donné, et ce critère peut aider le concepteur.

- Aucune décision définitive n'est prise à l'aide des seules méthodes numériques. Comme nous l'avons montré, elles fournissent plutôt des indicateurs intelligents et de haut niveau qui *facilitent* le diagnostic, mais ne l'accomplissent pas entièrement. Par conséquent, de la connaissance heuristique doit être intégrée à l'ensemble de la procédure. Pour l'étude présente, ceci a été fait seulement pour l'apprentissage de la signature modale, et reste à faire pour le reste.

Manuscrit reçu le 24 octobre 1990.

## 6. Remerciements

Les personnes suivantes ont été ou sont encore impliquées dans le projet :

- à l'IRISA : Michèle Basseville, Albert Benveniste, Georges Le Vey, Georges Moustakides, Marc Prevosto, Anne Rougée ;
- à l'IFREMER : Marc Prevosto, Michel Olagnon, Bruno Barnouin ;
- à l'INRIA, Rocquencourt : Maurice Goursat, Béatrice Gach-Devauchelle ;
- à AS & I, Lyon : Dominique Bonnacase ;
- à EDF Clamart : Roger Chevalier.

## A. ÉNONCÉ PRÉCIS DES HYPOTHÈSES DU THÉORÈME 1

Dans les annexes, on note  $S$  la longueur de l'enregistrement considéré. On trouve en [4] le résultat suivant. Soit l'équivalent à temps discret du modèle (1) :

$$(14) \quad \begin{aligned} X_{t+1} &= FX_t + V_{t+1} & \dim X &= p, \text{ Cov}(V_t) = Q_t \\ Y_t &= HX_t & \dim Y &= r \end{aligned}$$

où la matrice de covariance  $Q_t$  est inconnue et variable dans le temps. Supposons que :

A-1.

$$\lim_{S \rightarrow \infty} A_S = +\infty, \quad \text{où} \quad A_S = \sum_{t=1}^S \|Y_t\|^2.$$

A-2.

$$\sup_t \|Q_t\| < \infty.$$

A-3. Il existe  $n_0$  tel que :

$$\text{Rang} \begin{bmatrix} H \\ HF \\ \dots \\ HF^{n_0} \end{bmatrix} = p (= \dim(X))$$

et

$$\liminf_{S \rightarrow \infty} \sigma_p \left( \frac{1}{A_S} \mathcal{H}_{n_0, n_0} \right) > 0$$

avec probabilité 1, où la matrice de Hankel  $\mathcal{H}_{n_0, n_0}$  est donnée par (6) et  $R_m = \sum_{t=1}^S Y_{t+m} Y_t^T$ , et  $\sigma_p(\dots)$  désigne la  $p$ -ième valeur singulière de la matrice considérée.

## B. ÉNONCÉ PRÉCIS DU THÉORÈME 2

On renvoie à [1] et [9] pour davantage de détails. Supposons que les hypothèses (A-1, A-2, A-3) soient satisfaites par le modèle nominal  $(H_0, F_0)$ . Supposons de plus que :

A-4. Il existe  $k > 0$  tel que, pour tout vecteur  $u$  et tout instant  $t$ ,  $E(u^T V_t)^4 < k \|u\|^4$ .

A-5. Il existe une matrice  $G$  de rang  $r = \dim(Y)$  telle que, pour tout instant  $t$ ,  $Q_t > GG^T$ .

Alors on peut énoncer le résultat suivant, où on note  $\mathcal{U}_t$  la statistique  $\mathcal{U}$  correspondant à un enregistrement de longueur  $t$  :

**THÉORÈME 3 : 1. Loi des grands nombres en non stationnaire : la matrice de covariance :**

$$\Sigma_S = \sum_{t=1}^S E(\mathcal{U}_t \mathcal{U}_t^T)$$

est asymptotiquement uniformément définie positive et bornée, et son estimateur donné par :

$$\hat{\Sigma}_S = \sum_{t=1}^S \mathcal{U}_t \mathcal{U}_t^T$$

satisfait :

$$\Sigma_S^{-1} \hat{\Sigma}_S \rightarrow I \text{ p.s.}$$

sous les deux hypothèses nulle  $H_0 : \theta - \theta_0 = 0$  et alternative (changement petit)  $H_1 : \theta - \theta_0 = \frac{\delta\theta}{\sqrt{S}}$  <sup>(9)</sup>.

## 2. Théorème central-limite non stationnaire :

$$\Sigma_S^{-1/2} \mathcal{U}_S \rightarrow \mathcal{N}(\mu, I)$$

où la moyenne  $\mu$  est nulle sous  $H_0$  et s'écrit de manière explicite (mais compliquée) en fonction de  $\delta\theta$  sous l'hypothèse alternative  $H_1$  <sup>(10)</sup>.

## BIBLIOGRAPHIE

- [1] M. BASSEVILLE, A. BENVENISTE, G. MOUSTAKIDES, A. ROUGEE : « Detection and diagnosis of changes in the eigenstructure of nonstationary multivariable systems ». *Automatica*, vol. 23, no. 4, pp. 479-489. July 1987.
- [2] M. BASSEVILLE, A. BENVENISTE, G. MOUSTAKIDES, A. ROUGEE : « Optimal sensor location for detecting changes in dynamical behavior ». *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-32, no. 12, pp. 1067-1075. December 1987.
- [3] A. BENVENISTE, M. BASSEVILLE, G. MOUSTAKIDES : « The asymptotic local approach to change detection and model validation ». *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-32 (July).
- [4] A. BENVENISTE, J.-J. FUCHS : « Single sample modal identification of a nonstationary stochastic process », *IEEE Trans. on Automatic Control*, vol. AC-30, no. 1, pp. 66-74, 1985.
- [5] B. GACH-DEVAUCHELLE, M. BASSEVILLE, A. BENVENISTE : « Diagnosing mechanical changes in vibrating systems ». IFAC/IMACS Symposium on fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, SAFEPROCESS'91. Baden-Baden, 10-13 septembre 1991.
- [6] B. GACH-DEVAUCHELLE : « Diagnostic mécanique en surveillance vibratoire de machines tournantes ». Thèse de l'Université Paris IX-Dauphine, décembre 1991.
- [7] G. LE VEY : « Analyse modale et surveillance vibratoire des machines tournantes ». Thèse de l'Université de Rennes I, septembre 1988.
- [8] G. MOUSTAKIDES, M. BASSEVILLE, A. BENVENISTE, G. LE VEY : « Diagnosing mechanical changes in vibrating systems ». Rapport de Recherche IRISA no. 942, décembre 1988.
- [9] G. MOUSTAKIDES, A. BENVENISTE : « Detecting changes in the AR parameters of a nonstationary ARMA process ». *Stochastics*, vol. 16, pp. 137-155. 1986.
- [10] M. PREVOSTO : « Algorithmes d'identification des caractéristiques vibratoires de structures mécaniques complexes ». Thèse de Docteur-Ingénieur. Université de Rennes I. mars 1982.
- [11] M. PREVOSTO, M. OLAGNON, A. BENVENISTE, M. BASSEVILLE, G. LE VEY : « State-space formulation, a solution to modal parameter estimation ». *Jal of Sound and Vibration*, vol. 148, no. 2, July 1991.
- [12] F. REICHENMANN, M. PREVOSTO : « Architecture d'un système à base de connaissance en traitement du signal et modélisation », rapport de préétude C2A, contrat DRET, 1989.

<sup>(9)</sup> Une telle normalisation du changement utilisant la longueur de l'enregistrement est le pivot de ces résultats et connue sous le nom d'approche asymptotique locale due à Le Cam.

<sup>(10)</sup> Voir [1] annexe A, pour une formule précise pour  $\mu$ .