

# HUITIEME COLLOQUE SUR LE TRAITEMENT DU SIGNAL ET SES APPLICATIONS



NICE du 1<sup>er</sup> au 5 JUIN 1981

SURVEILLANCE DE COMPOSANTS ET DE CAPTEURS DE CENTRALES NUCLEAIRES  
PAR LES TECHNIQUES DU TRAITEMENT DU SIGNAL  
ET DE LA RECONNAISSANCE DES FORMES

ZWINGELSTEIN Gilles\*

CEA-SACLAY - 91191 GIF SUR YVETTE Cédex

\* Détaché à Etudes et Recherches, E.D.F. Chatou

## RESUME

Une description de méthodes de surveillance de capteurs, mesures et composants de centrales nucléaires est proposée. Elles reposent sur les techniques du traitement du signal associées à celle de la reconnaissance des formes. Dans la première partie deux méthodes qui permettent la vérification du temps de réponse des capteurs sont décrites. La première méthode utilise un lissage du spectre de puissance des fluctuations, la seconde méthode fait appel à la modélisation du signal par modèle autorégressif. Un prototype de surveillance basé sur ce second principe est ensuite décrit. Il assure en outre la détection d'une anomalie grâce à l'utilisation d'un algorithme de reconnaissance de formes. La seconde partie contient des informations relatives aux techniques de validation des mesures. Des schémas sont proposés pour détecter des discordances entre deux voies de mesures aussi bien en régime statique que dynamique. Ils font appel à la théorie du filtrage, de l'analyse de FOURIER et aux modèles autorégressifs multivariés.

La troisième partie expose une application de la reconnaissance des formes à la détection d'une anomalie sur la centrale à neutrons rapides PHENIX. La forme utilisée est un vecteur dont les composantes sont les échantillons de la densité spectrale du bruit neutronique. Après une description de la procédure d'apprentissage, un algorithme de reconnaissance de formes utilisant une distance de MAHALANOBIS et un critère de décision du  $\chi^2$  est détaillé. Les performances de l'algorithme sont illustrées avec des données réelles provenant de la centrale PHENIX.

## SUMMARY

A description of methods suitable for the surveillance of sensors, measurements and components of nuclear plants is proposed. They are based on noise analysis techniques associated to pattern recognition techniques. In the first part, two methods which allow the verification of the sensors response time are exposed. The first method uses a fit of the noise power spectrum density. The second method is based on time series analysis with autoregressive models. A micro-processor based surveillance system which uses autoregressive modelling is then described. It includes a decision rule deduced from a pattern recognition scheme. The second part provides information dealing with measurement validation techniques. Several schemes are proposed to achieve a detection of discrepancy between instrumentation channels during transients or steady states. Filtering theory, FOURIER analysis and multivariate autoregressive models are used for the design. In the third part an application of pattern recognition techniques to a malfunction detection which occurred on the fast breeder plant PHENIX is shown. The pattern is a vector where the components are the samples of power spectrum density of the neutron noise. After a description of the learning procedure, a pattern recognition scheme which uses a MAHALANOBIS distance combined to a  $\chi^2$  decision rule is detailed. The performances of the surveillance scheme are illustrated with actual data collected on PHENIX plant.



SURVEILLANCE DE COMPOSANTS ET DE CAPTEURS DE CENTRALES NUCLEAIRES  
PAR LES TECHNIQUES DU TRAITEMENT DU SIGNAL  
ET DE LA RECONNAISSANCE DES FORMES

## I - INTRODUCTION

Depuis la dernière decennie un effort important a été réalisé dans le domaine de l'énergie nucléaire pour développer des méthodes permettant d'effectuer la surveillance et le diagnostic du bon fonctionnement dans le but d'augmenter la disponibilité et la sureté des installations.

Les techniques de surveillance et de diagnostic qui ont été développées reposent principalement sur l'utilisation des techniques du traitement du signal associées aux techniques de la reconnaissance des formes.

La détection d'une anomalie s'obtient par une comparaison des caractéristiques actuelles des signaux avec celles qui correspondent à un fonctionnement normal. L'identification de l'anomalie est réalisée par le classement des caractéristiques du signal dans une bibliothèque de défauts connus au préalable. La plupart des algorithmes qui ont été conçus permettent une surveillance et un diagnostic en régime stable de fonctionnement à l'aide d'une analyse des fluctuations des signaux par rapport à leur valeur moyenne. L'objectif principal du système de surveillance est de fournir à l'opérateur des alarmes dont la probabilité de fausse alarme soit la plus réduite possible. A cet effet un soin particulier doit être apporté à la qualité du traitement des informations entre la mesure brute et l'algorithme de décision final. La figure 1 représente le schéma type d'un système de surveillance assurant la qualité du traitement des informations.

Ce système comporte trois modules de traitement.

Le module "Test de capteurs" vérifie que les caractéristiques dynamiques sont conformes aux spécifications techniques et communique avec le module "Validation des mesures". Ce module évalue la cohérence des informations qui proviennent d'une ou plusieurs voies de mesures incluant capteur et instrumentation.

La figure 1 représente le cas de trois capteurs redondant mais le principe demeure valable pour des redondances d'ordre différent.

Le module de surveillance analyse les informations validées et à l'aide d'algorithmes d'apprentissage et de reconnaissance de forme élabore des alarmes. Dans la première partie de l'étude on décrit les algorithmes de traitement qui permettent une évaluation du temps de réponse des capteurs. Ces algorithmes utilisent des traitements de l'information basés soit sur l'analyse fréquentielle soit sur une modélisation du signal par modèle autorégressif. On présente également une instrumentation à base de microprocesseur qui fournit une indication du bon fonctionnement du capteur à l'aide d'un algorithme de reconnaissance de formes. La forme utilisée est construite à l'aide des paramètres d'un modèle autorégressif identifié en temps réel.

Dans la seconde partie de l'étude, des algorithmes de validation des mesures dans le cas de deux capteurs redondants sont exposés. Ils font appel aux techniques du filtrage ou à l'analyse multivariable autorégressive.

Dans la troisième partie, un algorithme de surveillance du coeur d'un réacteur à neutrons rapides est détaillé. La forme utilisée est construite à partir des échantillons de la densité spectrale des fluctuations du bruit neutronique. La détection d'une anomalie est obtenue par l'utilisation d'un algorithme statistique de reconnaissance de formes.

## II - ALGORITHMES DE VERIFICATION DES CARACTERISTIQUES DES CAPTEURS

### II.1 - Introduction

La vérification périodique des différentes caractéristiques dynamiques des capteurs installés sur centrales nucléaires et qui sont employés dans les circuits de protection, contrôle est une nécessité. En particulier, le temps de réponse du capteur défini comme le temps pour lequel la réponse indiciaire atteint 63,2 % de la valeur finale est un paramètre important car il contribue d'une manière importante dans le temps de réponse global de la chaîne d'instrumentation. De plus ce paramètre est caractéristique de l'état physique du capteur car il permet de détecter un encrassement ou un vieillissement précoce. Dans le but d'éviter le démontage du capteur pour obtenir le temps de réponse par analyse graphique de la réponse indiciaire obtenue sur banc d'essai, des méthodes d'évaluation du temps de réponse in situ à l'aide de techniques de traitement du signal ont été développées. L'analyse consiste à exploiter les fluctuations du signal électrique autour de sa valeur continue. Ces fluctuations correspondent au bruit du processus filtré par le capteur. Le bruit provient de diverses sources créées par les pompes, les vibrations, les variations de débit, etc... Le temps de réponse du capteur se déduit de l'identification du modèle dynamique du capteur qui est assimilé à un filtre linéaire excité par un bruit.

Le bruit du processus est supposé stationnaire et à large bande c'est-à-dire que la densité spectrale de puissance du bruit du processus est constante dans une bande de fréquence large devant celle du capteur.

Les méthodes de traitement du signal qui ont été retenues sont au nombre de deux.

La première méthode utilise un lissage de la densité spectrale du bruit, la seconde méthode est basée sur une modélisation mathématique du bruit dans le domaine temporel.

### II.2 - Détermination du temps de réponse par lissage du spectre de puissance

Lorsque l'hypothèse précédente est vérifiée, on peut affirmer que le spectre de puissance du bruit du signal de sortie du capteur représente le module de la fonction de transfert  $H(p)$  du capteur.

La fonction de transfert équivalente à celle du capteur est celle qui approxime au sens des moindres carrés le spectre de puissance obtenu par la méthode de la Transformée de FOURIER [1]. Le problème du lissage réside dans les choix de la structure de la fonction de transfert et dans la méthode de minimisation du critère utilisé par la méthode des moindres carrés.

Sous sa forme générale, la structure de la fonction de transfert est de la forme :

$$H(p) = G \frac{(1 + a_1 p + a_2 p^2 + \dots + a_m p^m)}{(1 + b_1 p + b_2 p^2 + \dots + b_n p^n)} \quad (2-1)$$

où les paramètres  $G$ ,  $a_i$ ,  $i=1, \dots, m$   $b_i$ ,  $i=1, \dots, n$ ,  $n$ ,  $m$  sont à déterminer ( $p$  étant l'opérateur de LAPLACE).

L'organisation de la structure peut être modifiée en fonction de l'allure de la densité spectrale de puissance.

L'identification des paramètres de  $H(p)$  s'obtient par les techniques d'optimisation statique non-linéaire.



SURVEILLANCE DE COMPOSANTS ET DE CAPTEURS DE CENTRALES NUCLEAIRES  
PAR LES TECHNIQUES DU TRAITEMENT DU SIGNAL  
ET DE LA RECONNAISSANCE DES FORMES

Soit :

- $S(f_j)$  le spectre de puissance calculé par la transformée rapide de FOURIER pour la fréquence  $f_j$  et exprimé en décibels.
- $S(f_j, G, a_i, b_i, n, m)$  le spectre de puissance déduit de la fonction de transfert  $H(p)$  pour la fréquence  $f_j$  et exprimé en décibels.
- $N$  le nombre de points des spectres.

Les paramètres  $G, a_i, b_i, n, m$  sont ceux qui minimisent la fonction de coût quadratique :

$$F[G, a_i, b_i, n, m] = \sum_{j=0}^{n=N} [S(f_j) - S(f_j, G, a_i, b_i, n, m)]^2 \quad (2-2)$$

Le choix d'un algorithme de minimisation d'un critère est délicat car il n'existe pas de méthode universelle.

Parmi les méthodes de recherche directe, du premier ordre ou du second ordre, on a retenu la méthode de recherche directe du Simplex de NELDER et MEA [2]. La méthode est illustrée sur la figure 2 pour le cas d'un capteur de température [3]. Pour cet exemple la structure choisie pour la fonction de transfert du modèle du capteur était de la forme :

$$H(p) = \frac{G}{\prod_{i=1}^n (p+b_i)}$$

La figure 2a représente la comparaison de la densité spectrale calculée par algorithme de transformée rapide de FOURIER avec celle déduite de modèles pour  $n=1, 2, 3$ .

La figure 2b montre les réponses indicielles déduites des différents modèles. De manière visuelle on constate que l'ordre  $n=3$  est satisfaisant. Le temps de réponse obtenu pour 63,2 % de la réponse est égal à 300 ms.

### II.3 - Détermination du temps de réponse par modèle autorégressif

L'idée de base du modèle autorégressif est de supposer que l'échantillon  $Y_K$  du bruit observé à l'instant  $t_K$  est le résultat du filtrage d'une séquence de bruit  $v_K$  par un filtre linéaire dont le comportement est décrit par :

$$Y_K = \sum_{i=1}^{i=n} b_i Y_{K-i} + v_K \quad (2-3)$$

On suppose en outre que la séquence  $v_K$  est gaussienne, à moyenne nulle et à variance  $\sigma_v^2$ .

Le temps de réponse du capteur se déduit du filtre décrit par (2-3) dont l'ordre  $n$  et les paramètres  $b_i, i=1, \dots, n$  auront été obtenus par identification. Cette procédure d'identification s'effectue à l'aide de la résolution des équations de YULE WALKER [4].

$$\begin{bmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_0 & & & \\ & C_0 & & \\ & & \ddots & \\ & & & C_{n-1} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} C_1 \\ \vdots \\ C_n \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

où les coefficients  $C_i$  sont les échantillons de la fonction d'autocorrélation de la séquence  $Y_K$  et qui sont définis par :

$$C_K = C_{-K} = E(Y_j Y_{j+K})$$

$E$  : espérance mathématique.

Plusieurs critères sont disponibles pour sélectionner l'ordre optimal du modèle [5][6][7][8]. Dans cette étude le critère FPE (Final Prediction Error) d'AKAIKE a été retenu.

Il se met sous la forme :

$$FPE = E[(Y_K - \hat{Y}_K)^2]$$

où  $\hat{Y}_K$  est la valeur prédite de  $Y_K$  après l'identification des paramètres  $b_i$ .

Des tests complémentaires tels que la blancheur du bruit résiduel ou la valeur de sa fonction d'autocorrélation permettent de valider à postériori la validité des hypothèses émises au sujet du modèle autorégressif. Une estimation de la densité spectrale de la séquence  $Y_K$  se calcule à l'aide des paramètres du modèle autorégressif et a pour expression :

$$S(f) = \frac{\sigma_v^2 T}{\left| 1 - \sum_{i=1}^{i=n} \hat{b}_i e^{-2\pi j i T} \right|^2} \quad (2-5)$$

pour  $f \leq \frac{1}{2T}$

avec :

$$T : \text{période d'échantillonnage,}$$

$$j = \sqrt{-1}.$$

L'expression de la réponse indicielle se calcule en remplaçant  $v_K$  par 1 dans (2-3).

Cette méthode a été appliquée au cas du capteur de température utilisé au paragraphe II.2.

Le signal analogique a été échantillonné à la fréquence de 100 Hertz et l'algorithme de YULE-WALKER a été utilisé pour l'identification des paramètres.

La figure 3a montre la comparaison entre les densités spectrales calculées par analyse de FOURIER et celles déduites des modèles autorégressifs d'ordre respectivement égal à 3 et 10. La figure 3b représente l'allure des réponses indicielles qui correspondent à ces modèles autorégressifs. Le temps de réponse obtenu graphiquement pour la réponse indicielle d'un ordre égal à 10 est de 300 ms.

La comparaison des temps de réponse obtenus avec les deux méthodes indique que leur précision est identique. Cependant, la méthode du lissage nécessite l'emploi d'environ 30 000 échantillons tandis que la modélisation autorégressive requiert seulement 4000 échantillons. D'autre part la procédure d'optimisation non-linéaire nécessite de nombreuses itérations pour converger. La modélisation autorégressive par le calcul en temps réel de la fonction d'autocorrélation et la résolution des équations de YULE-WALKER fournit instantanément les paramètres du modèle. Cet avantage de la modélisation autorégressive par rapport au lissage fréquentiel n'est cependant valable que pour des ordres inférieurs à vingt et que pour des capteurs ayant des réponses fréquentielles qui possèdent au maximum deux ou trois pics répartis à l'intérieur d'une décade en fréquence.

Les capteurs de température, niveau, débit et pression utilisés dans les centrales nucléaires remplissant les conditions ci-dessus, un système de



SURVEILLANCE DE COMPOSANTS ET DE CAPTEURS DE CENTRALES NUCLEAIRES  
PAR LES TECHNIQUES DU TRAITEMENT DU SIGNAL  
ET DE LA RECONNAISSANCE DES FORMES

surveillance de capteurs utilisant la modélisation autorégressive a été développé en collaboration avec l'Ecole Supérieure d'Electricité (Antenne de RENNES).

#### II.4 - Description du système de surveillance des capteurs

Une description détaillée du prototype de surveillance est fournie en [9].

Il réalise le calcul du modèle autorégressif du signal provenant du capteur ainsi que la comparaison des paramètres du modèle avec ceux caractéristiques du bon fonctionnement du capteur.

Le critère de décision est déterminé par des régions dans l'espace des paramètres qui sont les régions de confiance des estimées des paramètres du modèle autorégressif. Si les hypothèses précédentes et relatives à  $v_k$  sont vérifiées on montre que le vecteur estimé  $\hat{b}$  des paramètres du modèle autorégressif a une distribution gaussienne dont la fonction de densité de probabilité est la suivante :

$$p(\hat{b}) = (2\pi)^{n/2} |V|^{1/2} \exp\{-\frac{1}{2}(\hat{b}-b)^T V^{-1}(\hat{b}-b)\} \quad (2-6)$$

où  $\hat{b}$  est le vecteur de référence et  $V$  est la matrice de covariance des estimées des paramètres.

Les contours de densité de probabilité sont des hyperellipsoïdes définies par :

$$(\hat{b}-b)^T V^{-1}(\hat{b}-b) = \text{cste} \quad (2-7)$$

On montre que la probabilité que  $\hat{b}$  soit à l'extérieur du contour de densité défini par  $(\hat{b}-b)^T V^{-1}(\hat{b}-b)$  est donnée par une loi du  $\chi^2$  à  $n$  degrés de liberté.

Après calculs, le modèle de référence et le modèle actuel du capteur ont mêmes paramètres avec une probabilité de fausse alarme  $\epsilon$  si :

$$\frac{N}{\hat{\sigma}_v^2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n C(|i-j|) (b_i - \hat{b}_i) (b_j - \hat{b}_j) \leq \chi_{\epsilon}^2(n) \quad (2-8)$$

où :

- $N$  : est le nombre d'échantillons,
- $C(|i-j|)$  : coefficient d'autocorrélation,
- $\hat{\sigma}_v^2$  : fonction d'autocovariance estimée du bruit.

L'identification des paramètres du modèle autorégressif a été réalisée par l'algorithme récursif de YULE-WALKER et l'ordre optimal du modèle est sélectionné à l'aide du critère FPE de AKAIKE. L'organisation interne du système de surveillance est représentée sur la figure 4.

Les informations analogiques provenant des capteurs sont tout d'abord conditionnées par un filtre passe-haut dont la fréquence de coupure est égale à 0,2 Hertz puis filtrées par un filtre antirepliement d'ordre 7 dont la fréquence de coupure est fixée à 50 Hertz. Un convertisseur analogique-digital à 4 bits est ensuite utilisé. Ce nombre réduit de bits assure une précision suffisante pour le calcul de la fonction d'autocorrélation. Les calculs des paramètres sont effectués avec une arithmétique flottante à 32 bits grâce à un module spécial conçu par le CEA/DEIN. Un microprocesseur 8 bits ZILOG 80 est utilisé comme unité centrale. Les informations relatives à la fréquence d'échantillonnage, au nombre de points, à l'ordre maximum du modèle et au pas de la fonction d'autocorrélation sont fournies aux programmes par l'intermédiaire du clavier. Il permet également la visualisation des réponses indicielles ou fréquentielles. L'afficheur

permet la visualisation des paramètres, de l'ordre optimal du modèle ainsi que l'affichage d'un message indiquant si le capteur a un fonctionnement normal avec une probabilité de fausse alarme égale à 5 %. Des interfaces auxiliaires tels que table traçante, console de visualisation ou unité de cassettes permettent la visualisation et le stockage de différentes données. L'ordre maximum du modèle est égal à 20 pour une fréquence d'analyse inférieure à 350 Hertz et un nombre d'échantillons non-supérieur à 30 000.

Les essais satisfaisants qui ont été réalisés avec des signaux provenant de capteurs installés sur centrales nucléaires et ont confirmé l'efficacité de ce mode de traitement du signal.

### III - ALGORITHMES DE VALIDATION DES MESURES

#### III-1 - Introduction

Les signaux qui proviennent des capteurs dont le bon comportement dynamique a été vérifié par les techniques précédentes sont conditionnés par les chaînes d'instrumentation en vue de leur utilisation par les systèmes de protection et de contrôle. L'ensemble de la voie de mesure pouvant avoir un fonctionnement défectueux (dérive, biais, changement de gain ou filtrage parasite) la validation de la mesure est une nécessité si l'on veut éviter une utilisation erronée des informations. La procédure de validation doit être valable pour les régimes transitoires et permanents. Elle doit s'effectuer en deux étapes. Dans la première étape la mesure doit être validée par rapport à elle-même compte tenu de son passé et du niveau de redondance des mesures de même nature. Dans la seconde étape, la cohérence de la mesure par rapport au régime de fonctionnement du processus doit être vérifiée. Cela peut s'effectuer par des corrélations opérationnelles ou fonctionnelles. L'objet de cette étude concerne la première étape et en particulier le cas de mesures ayant une redondance d'ordre 2, le cas des redondances d'ordre 3 et 4 se résolvant par les lois de vote logique.

#### III-2 - Validation des mesures redondantes d'ordre 2

Les méthodes de validation qui ont été développées pour les mesures redondantes d'ordre 2 reposent sur les techniques du traitement du signal. Elles permettent la détection d'une discordance pendant les régimes transitoires et permanents. Le schéma fonctionnel associé à la méthode de validation est représenté sur la figure 5. Les signaux provenant des deux chaînes d'instrumentation subissent un conditionnement par des filtres passe bas et passe haut.

En régime transitoire, les détections d'un biais, d'une modification du gain statique et d'une variation des fonctions de transfert s'obtiennent dans le domaine temporel par une comparaison des signaux à la sortie des filtres passe bas. En régime statique, les détections d'un biais ou d'une modification du gain s'obtiennent de façon identique par l'utilisation des filtres passe bas.

En ce qui concerne la recherche d'une disparité entre les fonctions de transfert deux méthodes sont utilisables. Elles reposent soit sur l'analyse de FOURIER soit sur la modélisation des signaux par modèles autorégressifs multivariés. La première technique repose sur une analyse fréquentielle des fluctuations des signaux provenant des deux voies. En effet si les signaux provenant des deux voies sont identiques, l'évaluation de la fonction de transfert entre voies doit fournir un module égal à 1 et une phase nulle dans



SURVEILLANCE DE COMPOSANTS ET DE CAPTEURS DE CENTRALES NUCLEAIRES  
PAR LES TECHNIQUES DU TRAITEMENT DU SIGNAL  
ET DE LA RECONNAISSANCE DES FORMES

le domaine utile de fréquence. D'autre part la fonction de cohérence doit posséder une valeur proche de l'unité.

Des études en simulation sur des montages analogiques ont montré que la phase et la cohérence étaient les plus sensibles pour la détection d'une anomalie. Cette approche nécessite le calcul de la transformée de FOURIER pour chacune des voies et requiert un temps d'analyse important pour l'obtention d'une bonne statistique.

La modélisation multivariable autorégressive des deux signaux permet un traitement simultané dans le domaine temporel.

Soit  $Y(t)$  le vecteur dont les composantes sont les deux signaux à valider et soit  $Y_K$  la valeur de  $Y(t)$  pour  $t = KT$  ( $T$  est le pas d'échantillonnage). Le modèle autorégressif qui représente  $Y_K$  est donné par :

$$Y_K = \sum_{i=1}^{i=n} A_i Y_{K-i} + V_K \quad (3-1)$$

avec :

$A_i, i=1...n$  : matrices carrées d'ordre 2,

$V_K = [V_{1K}, V_{2K}]$  : le vecteur bruit,

$n$  : ordre du modèle,

avec les hypothèses suivantes :

$$E[Y_K] = 0$$

$$E[V_K V_J^T] = \Sigma_V \delta_{KJ}$$

où :

$\delta_{KJ}$  : symbole de KRONECKER,

$\Sigma_V$  : matrice de covariance du bruit.

L'identification du modèle (3-1) exige la détermination de l'ordre  $n$  optimal et des matrices  $A_i$ .

La procédure d'identification est analogue à celle du cas des modèles monovariables et est décrite en détail dans [11]. Elle nécessite l'évaluation des fonctions d'auto et intercorrélations des signaux.

La connaissance du modèle (3-1) permet ensuite le calcul de la fonction de transfert en phase et module ainsi que l'évaluation de la fonction de cohérence. Des études faites avec cette méthode sur des mesures provenant de deux chaînes neutroniques [11] ont montré que le temps d'analyse est réduit d'un facteur 10 par rapport à l'analyse fréquentielle classique.

Les méthodes de validation décrites permettent par conséquent de vérifier la cohérence des mesures aussi bien en régime statique ou dynamique. Cependant en cas de discordance, l'identification de la voie défaillante devra s'effectuer par des corrélations avec d'autres grandeurs physiques.

IV - ALGORITHME DE SURVEILLANCE DE COMPOSANTS PAR ANALYSE DE BRUIT

IV.1. - Introduction

Ces techniques d'analyse de bruit peuvent être appliquées pour extraire des informations à partir des fluctuations du signal. En particulier des incidents tels que la perte de l'intégrité mécanique des éléments du coeur ou la vibration anormale de barres de contrôle induisent des changements dans les fluctuations des signaux provenant de capteurs neutroniques, de débit, de pression, de température et de déplacement.

Ce paragraphe décrit une méthode qui fournit une aide à l'opérateur après une réduction et un traitement des données brutes. La méthode proposée repose sur les techniques de la reconnaissance des formes.

Le problème de surveillance consiste à effectuer un classement des modes de fonctionnement en deux classes : normale et anormale. La décision s'obtient par une évaluation des limites de normalité.

IV.2 - Algorithme de reconnaissance de formes

La mise au point d'un algorithme de reconnaissance de formes nécessite le choix d'une forme, son apprentissage et la sélection d'un algorithme de décision. Dans cette étude, la forme qui caractérise le mode de fonctionnement est représentée par un vecteur à  $n$  dimensions noté  $X$ , dont les composantes sont les échantillons de la densité spectrale du bruit et distribués de façon continue dans l'intervalle (0-16 Hz). Pendant la procédure d'apprentissage, le système de surveillance apprend le comportement normal par une analyse des caractéristiques du bruit. Cette analyse conduit à une description statistique du comportement normal. Pour le cas du réacteur PHENIX, un algorithme récursif a été appliqué pour obtenir le vecteur moyen  $M_N$  et sa matrice de covariance  $V_N$  après une analyse de  $N$  formes normales. La connaissance de  $M_N$  et  $V_N$  permettra par la suite de vérifier la loi de distribution de l'ensemble des formes apprises. La procédure de reconnaissance doit déterminer au sens d'un critère choisi à priori si une nouvelle forme acquise correspond à un fonctionnement normal ou anormal. Pour résoudre le problème relatif à PHENIX, le problème de classification a été résolu en considérant une région dans un espace à  $n$  dimensions. Pour caractériser le domaine normal, des hyperellipsoïdes ont été retenues. Ces surfaces sont construites à partir du vecteur observé  $X_K$  et ont pour équation :

$$(X_K - M_N)^T C_N^{-1} (X_K - M_N) = G_K^2 \quad (4-1)$$

La valeur de la constante  $G_K^2$  détermine le volume inclut à l'intérieur de la surface. La procédure de reconnaissance consiste à déterminer le volume moyen caractérisant le fonctionnement normal et à vérifier si le vecteur observé  $X_K$  est à l'intérieur de l'hyperellipsoïde. Ceci est accompli par le calcul de  $G_K^2$  et la décision est faite par comparaison de la valeur obtenue avec un seuil  $S_0$  fixé à l'avance.

La détermination du seuil  $S_0$  auquel se rattache une probabilité donnée de fausse alarme nécessite la connaissance de la loi de densité de probabilité de la variable :

$$Z_K = (X_K - M_N)^T C_N^{-1} (X_K - M_N) \quad (4-2)$$

Dans le cas particulier où le vecteur  $X$  suit une loi de distribution gaussienne  $n$ -variée  $N(M_N, V_N)$  la variable  $Z$  suit la loi du  $\chi^2$  à  $n$  degrés de liberté. Si  $\alpha$  est la probabilité de fausse alarme acceptable pour le système de surveillance l'hyperellipsoïde définie par :

$$(X_K - M_N)^T C_N^{-1} (X_K - M_N) = \chi^2(1-\alpha) \quad (4-3)$$

contiendra  $100 \alpha$  % de la population.

La règle de décision est alors la suivante : pour une probabilité de fausse alarme donnée  $\alpha$ , la forme  $X_K$  sera classée comme normale si  $Z_K < \chi^2(1-\alpha)$ .

Pour le cas de PHENIX, le test de KOLMOGOROV-SMIRNOV a été retenu pour vérifier si le vecteur  $X$  avait une distribution gaussienne.

L'efficacité de l'algorithme de surveillance a été vérifiée sur des données provenant de la centrale PHENIX



SURVEILLANCE DE COMPOSANTS ET DE CAPTEURS DE CENTRALES NUCLEAIRES  
PAR LES TECHNIQUES DU TRAITEMENT DU SIGNAL  
ET DE LA RECONNAISSANCE DES FORMES

lors de problèmes liés aux vibrations de barres de contrôle. Les données brutes sont les fluctuations du bruit neutronique provenant de capteurs situés dans le coeur. Deux jeux de données ont été analysés : le premier jeu correspondait à la phase sans vibrations, le deuxième jeu a été observé lors des vibrations des barres de contrôle. La densité spectrale du bruit neutronique a été calculée par FFT, et le vecteur X a été construit à partir de 42 échantillons répartis entre 0,4 Hz et 16,8 Hz. La période d'apprentissage a été réalisée avec 150 spectres et la procédure récurrente précédemment décrite a permis d'évaluer  $M_{150}$  et  $V_{150}$ . Le test de KOLMOGOROV-SMIRNOV a confirmé que le vecteur X avait une distribution gaussienne. La procédure de reconnaissance a été testée sur 119 spectres anormaux avec une probabilité de fausse alarme égale à 0,05.

Pour obtenir une bonne détection des formes anormales, une moyenne de 5 spectres consécutifs a été effectuée. Dans ces conditions sur 23 jeux anormaux, 19 ont été détectés comme anormaux et 4 jeux ont mal été identifiés.

Cette relative faible sensibilité de l'algorithme peut s'expliquer par le fait que les formes moyennes normales et anormales sont très semblables ainsi que l'on peut le constater sur la figure 6 qui représente les vecteurs moyens normaux et anormaux.

#### V - CONCLUSIONS

Des méthodes de surveillance de capteurs, de mesures et de composants de centrales nucléaires ont été proposées.

Elles reposent sur les techniques du traitement du signal et de la reconnaissance des formes. Les résultats obtenus en simulation et avec des données réelles ont montré l'efficacité des différents schémas étudiés. En particulier, les techniques de traitement du signal basées sur la modélisation autorégressive permettent d'accéder aux caractéristiques fréquentielles avec une durée d'analyse plus réduite que celle nécessitée par l'analyse de FOURIER. Ceci peut s'expliquer par le fait que le choix du modèle contient en soi de l'information et que l'analyse des échantillons permet d'acquérir l'information complémentaire. Ces avantages ont conduit à développer une instrumentation basée sur ce principe pour la surveillance de capteur. Cependant les avantages de l'analyse par modèles ne subsistent que pour des signaux ayant un spectre de puissance à largeur de bande étroite et ne possédant que peu de pics (2 au maximum). Pour des signaux ayant des spectres très riches, l'analyse de FOURIER associée aux algorithmes de reconnaissance des formes demeure la seule solution pour effectuer la surveillance en régime stable de fonctionnement. Dans le futur des efforts doivent être accomplis pour mettre au point des algorithmes de surveillance de composants qui soient valables pendant les transitoires et qui tiennent compte de l'évolution des caractéristiques normales de fonctionnement pendant la durée de vie des installations.

#### REFERENCES

- [1] T. KERLIN et alii  
"In situ response time testing of platinum resistance thermometers".  
Annual Progress Report, Department of Nuclear Engineering, the University of Tennessee, Work performed under EPRI contract, (EPRI-RP 503.3), December 1976.
- [2] J.A. NELDER et D.R. MEAD  
"A simplex method for function minimisation".  
The Computer Journal, 1, 1963 (308).
- [3] G. ZWINGELSTEIN - P. CORMAULT - J.P. JACQUOT - J.C. AUTHIER - B. GIRET - R. GOPAL  
"Comparative study of on line response time measurement methods for platinum resistance thermometer".  
Acta Imeko 1979.
- [4] G.E.P. BOX and G.M. JENKINS  
"Time series analysis, forecasting and control".  
Holden Day, SAN-FRANCISCO, 1976.
- [5] R.L. KASHYAP and A.R. RAO  
"Dynamic stochastic models from empirical data".  
Academic Press, LONDON, 1976.
- [6] H. AKAIKE  
"Fitting autoregressive models for prediction".  
Ann. Inst. Stat. Math., Vol. 21, 1969, pp. 243-247.
- [7] H. AKAIKE  
"Statistical predictor identification".  
Ann. Inst. Stat. Math., Vol. 22, 1970, pp. 203-217.
- [8] H. AKAIKE  
"A new look at the statistical model identification".  
Trans. IEEE, Vol. AC-19, 1974, pp. 716-722.
- [9] S.S. MOUSTAFA - P. CHLIQUE - Y. QUENEC'HU - G. ZWINGELSTEIN  
"A microprocessor system for surveillance of sensors via autoregressive identification".  
Signal processing, (3), 1981, pp. 19-27.
- [10] S.S. MOUSTAFA  
"Utilisation des modèles régressifs pour la surveillance des capteurs par analyse du bruit naturel".  
Thèse Ingénieur-Docteur, 11 juin 1980, RENNES.
- [11] G. ZWINGELSTEIN - B. UPADHYA  
"Identification of multivariable models for noise analysis of nuclear plant".  
5<sup>th</sup> IFAC Symposium on Identification and System parameter estimation, 24-28 September 1979, DARMSTADT.

SURVEILLANCE DE COMPOSANTS ET DE CAPTEURS DE CENTRALES NUCLEAIRES  
 PAR LES TECHNIQUES DU TRAITEMENT DU SIGNAL  
 ET DE LA RECONNAISSANCE DES FORMES

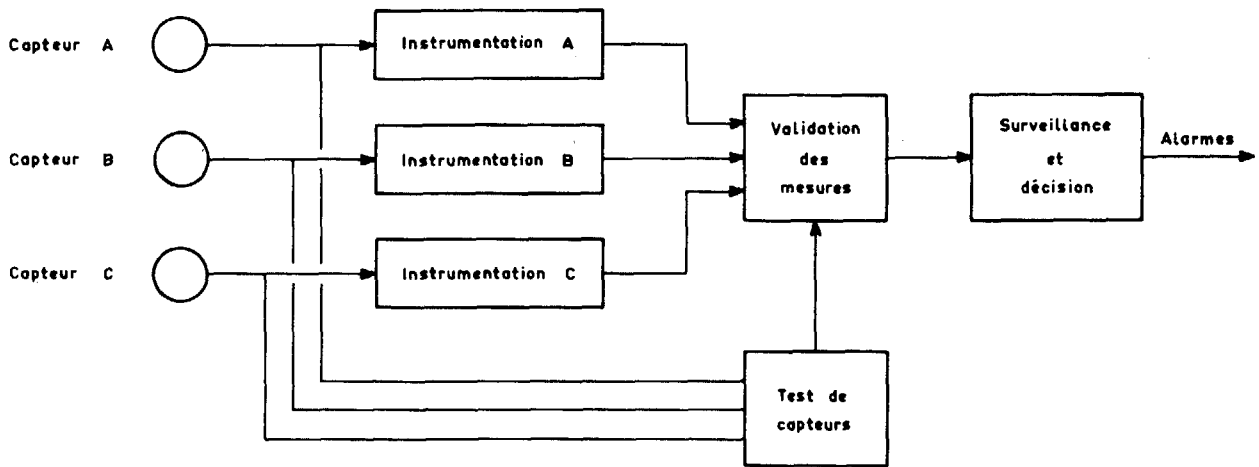
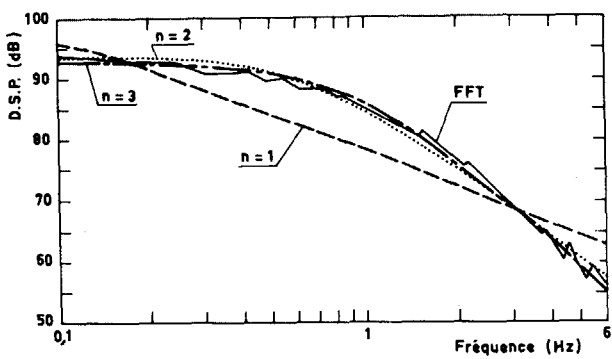
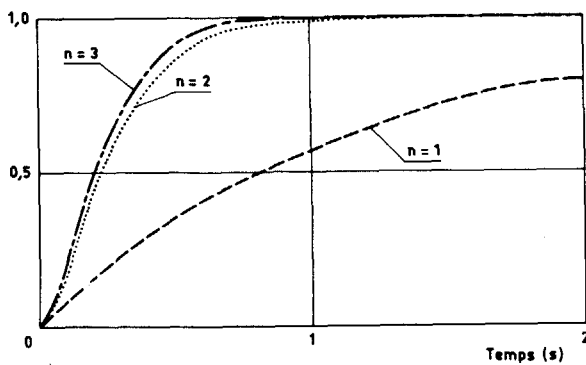


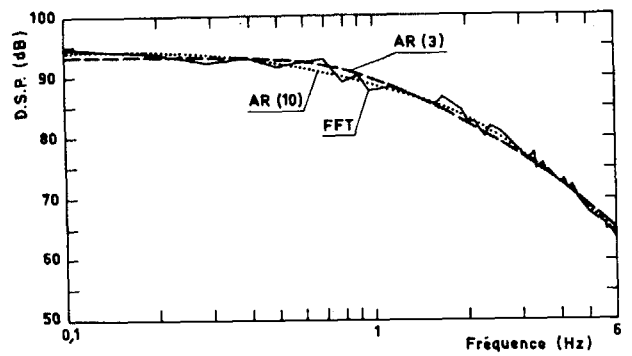
Figure 1 : Schéma fonctionnel du système de surveillance.



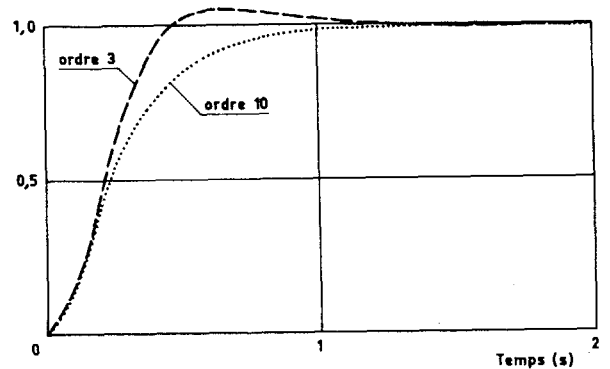
(a) Lissage du spectre de puissance



(b) Réponse indicielle associée



(a) Modélisation autorégressive



(b) Réponse indicielle associée

Figure 2 : Test de capteur par lissage du spectre de puissance :

Figure 3 : Test de capteur par modélisation autorégressive :



SURVEILLANCE DE COMPOSANTS ET DE CAPTEURS DE CENTRALES NUCLEAIRES  
PAR LES TECHNIQUES DU TRAITEMENT DU SIGNAL  
ET DE LA RECONNAISSANCE DES FORMES

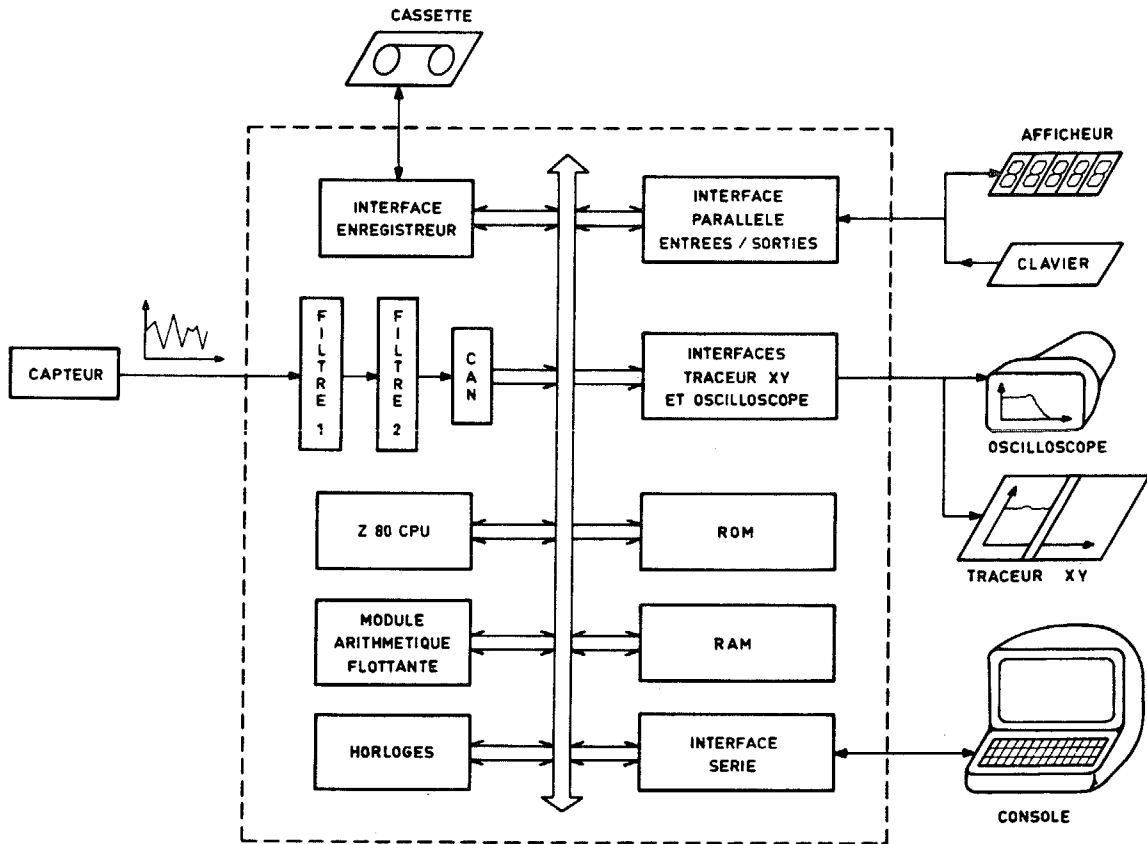


Figure 4 : Diagramme fonctionnel du prototype de surveillance.

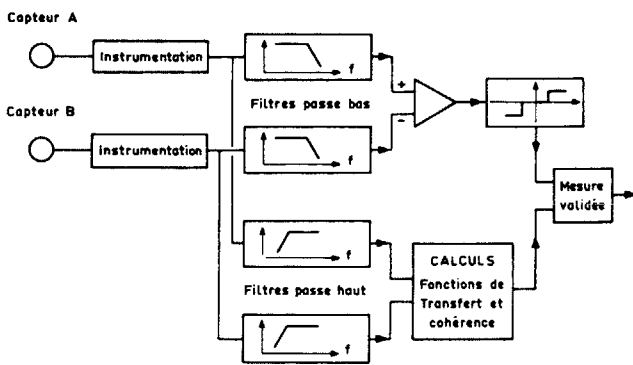


Figure 5 : Schéma fonctionnel du module de validation des mesures.

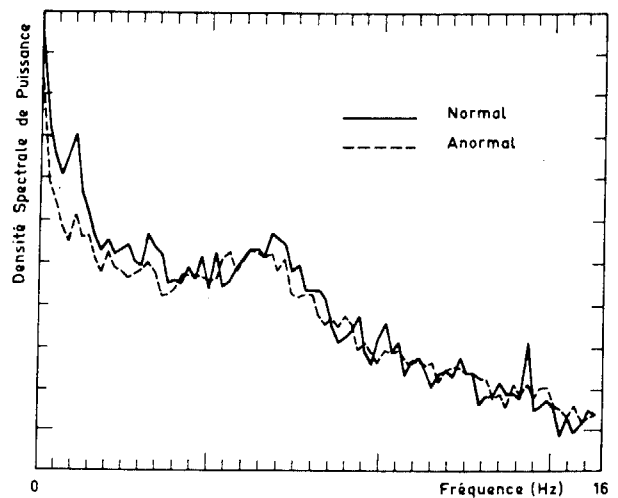


Figure 6 : Comparaison des spectres moyens normaux et anormaux.