

HUITIEME COLLOQUE SUR LE TRAITEMENT DU SIGNAL ET SES APPLICATIONS

253



NICE du 1^{er} au 5 JUIN 1981

COMPARAISON DE METHODES D'IDENTIFICATION
DANS LEUR APPLICATION AU DIAGNOSTIC DE L'ETAT DES SYSTEMES*

J.-A. VIDEAU, Y. DEREKX, C. BASKIOTIS

ADERSA/GERBIOS, 2 Avenue du 1er Mai, 91120 PALAISEAU

RESUME

Cette communication pose le problème classique du choix d'une méthode d'identification pour les systèmes linéaires discrets, mais dans le cas moins commun où les paramètres identifiés servent non pas à simuler ou à commander le processus étudié, mais à porter un diagnostic sur son état interne.

C'est dans le cadre d'une étude sur la maintenance des turboréacteurs et plus particulièrement sur l'aide au diagnostic par observation du comportement dynamique, que ce problème s'est posé. Les divers aspects de cette méthodologie sont exposés dans un premier paragraphe. Les suivants sont consacrés aux méthodes d'identification testées ainsi qu'à un critère comparatif de l'efficacité des divers algorithmes utilisés.

SUMMARY

In this short paper, the classical question of selecting an identification method for a digital linear system is presented, but in the less classical case study when the parameters are not used for simulation or control but for state diagnosis.

This problem occurred in a research on system diagnosis by observation of dynamical behaviour, which is described here as well as its application to jet engines. The paper includes a detailed presentation of tested identification methods, as well as a comparison index effectively based on the final model application.

* Recherche financée par le Ministère de la Défense (contrats STPA N° 77.93304 et 79.93007) et par l'IRIA dans le cadre du projet pilote SURF.



COMPARAISON DE METHODES D'IDENTIFICATION
DANS LEUR APPLICATION AU DIAGNOSTIC DE L'ETAT DES SYSTEMES

I. INTRODUCTION

De très nombreuses publications, par exemple [1], [2], [3], [4], [5], ont été faites sur la comparaison de méthodes d'identification ou d'estimation de paramètres, selon un grand nombre de critères : le biais des estimateurs, la longueur d'enregistrement des entrées et sorties nécessaires, le temps de calcul, la convergence, les hypothèses sur le bruit, etc.

Il est convenu d'admettre que les critères qui doivent, dans la pratique, présider au choix d'une méthode d'identification outre les contraintes a priori résultant des entrées possibles ou du mode opératoire (temps réel ou différé), dépendent du but de l'identification et de l'utilisation des résultats ainsi obtenus.

Lorsque l'on décide d'entamer cette longue procédure qui consiste à identifier les paramètres du modèle d'un système, et qui va de la définition de l'expérience jusqu'à la vérification du modèle obtenu, c'est avec l'un des trois objectifs suivants : validation d'un modèle théorique et/ou simulation, commande, diagnostic. De ces trois objectifs, le premier est le plus ancien et le plus répandu, dans toutes les disciplines scientifiques. Le second objectif est devenu de plus en plus fréquent avec l'évolution de la théorie de la commande (multivariable en particulier) et les qualités exigées des modèles retenus ont évolué à mesure que l'on passait des systèmes asservis classiques (où une connaissance approximative du processus était souvent suffisante pour ajuster les coefficients des régulateurs) à l'identification et à la commande par ordinateur, puis aux systèmes auto-adaptatifs. Quant au troisième objectif, celui du diagnostic, c'est celui qui nous intéresse ici. Il nous a amené à poser la question "quelle méthode d'identification ?"

R. Isermann [5] estime qu'un modèle destiné à surveiller les paramètres d'un processus ou à en détecter les pannes doit être très précis. L'idée sous-jacente est que si l'on observe en temps réel les paramètres d'un système, l'identification doit être suffi-

samment précise pour permettre de détecter tout comportement anormal du processus. Cette notion de précision, que l'on peut traduire par estimateurs non biaisés et de variance minimale, est sans doute essentielle lorsqu'il s'agit de déterminer si le processus identifié est valide ou non : il y a une seule classe, celle des systèmes sains, et la méthode de décision est simple. L'intervalle de confiance sur les paramètres identifiés joue un rôle primordial.

Dans le cas où le vecteur \bar{X} des paramètres du modèle sert à une nouvelle estimation, celle de l'état interne \hat{Z} du système, et où cet état interne Z peut prendre plus de deux valeurs, le processus d'affectation d'un système à une classe est plus complexe, et il convient de se demander si un autre critère que la précision n'est pas à considérer.

Cette communication présente un début de réponse à cette question, en décrivant successivement le cadre général dans lequel elle s'est posée, qui concerne l'aide au diagnostic par observation du comportement dynamique appliquée aux turboréacteurs, les modèles et méthodes d'identification essayés et un indice de performance global adapté à l'utilisation finale des paramètres du modèle.

II. UTILISATION D'UN MODELE POUR LE DIAGNOSTIC DE L'ETAT DES SYSTEMES

L'utilisation habituelle d'un modèle pour le diagnostic ou la détection des pannes d'un système consiste en général à mener une identification en temps réel (et en permanence), et à signaler un comportement anormal dès que les paramètres estimés s'écartent trop de valeurs standard. Il en va différemment dans notre cas. Plusieurs publications (par exemple [6], [7]) ayant déjà présenté l'aide au diagnostic par observation du comportement dynamique, nous nous contenterons ici d'en exposer les grandes lignes.

L'hypothèse de base est que le comportement externe d'un système soumis à des sollicitations dynamiques est révélateur de son état interne.

L'estimation de l'état interne Z d'un

COMPARAISON DE METHODES D'IDENTIFICATION
DANS LEUR APPLICATION AU DIAGNOSTIC DE L'ETAT DES SYSTEMES

système, sans avoir à le démonter, procède alors en trois phases :

1 - Application de sollicitations dynamiques au système. Enregistrement des signaux d'entrées-sorties.

2 - Identification des paramètres X du modèle expliquant les relations entre entrées et sorties.

3 - Estimation de l'état interne à partir de X par classement flou vis-à-vis des éléments d'une population d'apprentissage dont on connaît à la fois X (par sollicitations et identification) et Z (par démontage).

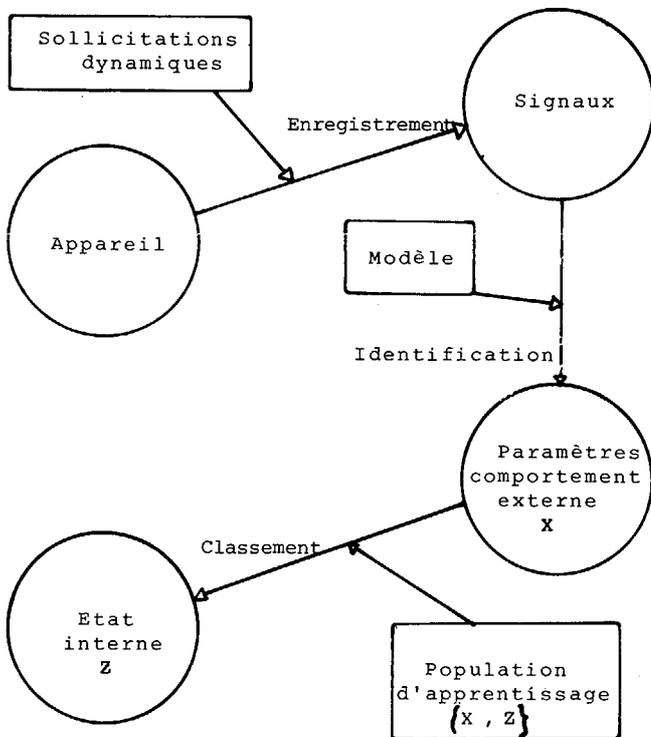


Figure 1 - Méthodologie du diagnostic par observation du comportement

Le cadre de l'étude ainsi posé, on voit que le problème général dont cette communication aborde seulement un aspect particulier est un problème de réduction d'information. Plus précisément, il s'agit de savoir comment mener cette réduction qui, à partir des signaux enregistrés sur le système, conduit aux paramètres du comportement externe X.

Cette phase comporte deux aspects : un aspect spécifique au problème considéré, le choix d'un modèle adapté au système, et un aspect plus général, le choix d'une méthode d'identification.

III - METHODES D'IDENTIFICATION POUR LE DIAGNOSTIC

3.1 Modèle

On a vu comment l'élaboration d'un modèle et l'identification de ses paramètres reviennent dans notre cas à une réduction de l'information contenue dans les signaux d'entrées-sorties.

Dans le cas des réacteurs d'avion qui a fourni le support de cette étude, on dispose des signaux suivants :

- T₂ température derrière compresseur
- T₄ température derrière turbine
- C débit de carburant
- N vitesse de rotation
- P₂ pression derrière compresseur
- Q_A débit d'air

Le modèle général choisi est un modèle d'état linéaire autour d'un point de fonctionnement. En fait quatre plages de fonctionnement sont retenues :

- 12000 tr/mn ± 500 tr/mn
- 15500 tr/mn ± 500 tr/mn
- 19000 tr/mn ± 500 tr/mn
- 22500 tr/mn ± 500 tr/mn

L'entrée du système réacteur est la consommation C, et les variables d'état T₂, T₄ et N.

Le modèle est défini par les relations suivantes :

$$\begin{bmatrix} T_2 \\ T_4 \\ N \end{bmatrix}^+ = \begin{bmatrix} a_1 & b_1 & c_1 \\ a_2 & b_2 & c_2 \\ a_3 & b_3 & c_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_2 \\ T_4 \\ N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_1 \\ d_2 \\ d_3 \end{bmatrix} C$$

$$\begin{bmatrix} P \\ Q_A \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_4 & b_4 & c_4 \\ a_5 & b_5 & c_5 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_2 \\ T_4 \\ N \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_4 \\ d_5 \end{bmatrix} C$$

3.2 Méthodes

Les modèles d'état discrets peuvent aussi se représenter sous forme de transferts en Z. C'est dans le cadre de l'identification des fonctions de transfert en Z (et des systèmes monovariables, pour simplifier l'exposé) que nous présentons les méthodes étudiées.

3.2.1 Généralités

Soit un système discret monovariable :



Figure 2



COMPARAISON DE METHODES D'IDENTIFICATION
DANS LEUR APPLICATION AU DIAGNOSTIC DE L'ETAT DES SYSTEMES

On dispose des séquences $\{x_k\}_1^K$ et $\{w_k\}_1^K$ de l'entrée et de la sortie mesurée.

On choisit un modèle de la forme $\frac{N(Z)}{D(Z)}$

avec :

- (1) $N(Z) = \alpha_0 + \alpha_1 Z^{-1} + \dots + \alpha_m Z^{-m}$
- (2) $D(Z) = 1 + \beta_1 Z^{-1} + \dots + \beta_n Z^{-n}$ avec $m \leq n$

on veut déterminer les paramètres α_i et β_j $i = 0, m$, $j = 1, n$ du modèle.

On note :

$$X(Z) = \sum_{k=1}^K x_k Z^{-k} \text{ la transformée en } Z$$

de la séquence $\{x_k\}_1^K$.

On veut en général déterminer les paramètres du modèle en minimisant la somme des carrés des écarts entre la sortie mesurée w_k et la sortie du modèle $y_k = -\beta_1 y_{k-1} - \dots$

$$-\beta_n y_{k-n} + \alpha_0 x_k + \dots + \alpha_m x_{k-m}$$

Le problème est donc :

$$\min c_0 = \sum_{k=n+1}^K e_k^2$$

où $e_k = w_k - y_k$ est l'erreur de sortie, de transformée en Z :

$$(3) E(Z) = W(Z) - \frac{N(Z)}{D(Z)} X(Z)$$

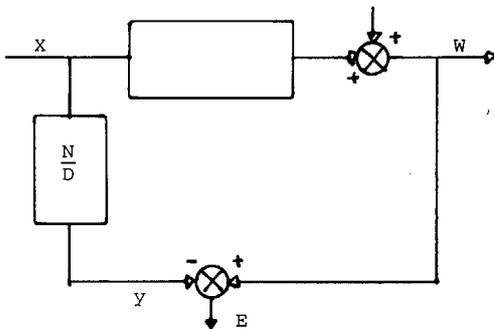


Figure 3 - Erreur de sortie

Pour pouvoir appliquer une méthode classique de régression, il faut que l'erreur s'exprime en fonction des observations

$\{x_k\}_1^K$ et $\{w_k\}_1^K$ et linéairement en fonction des paramètres.

Ce n'est pas le cas pour l'erreur de sortie, et on est conduit à considérer un autre critère

$$c = \sum_{k=n+1}^K \epsilon_k^2$$

où ϵ_k est l'erreur généralisée :

$$(4) \epsilon_k = w_k - \left[-\beta_1 w_{k-1} - \dots - \beta_n w_{k-n} + \alpha_0 x_k + \dots + \alpha_m x_{k-m} \right]$$

de transformée en Z :

$$(5) E(Z) = W(Z) D(Z) - N(Z) X(Z)$$

On remarque que

$$\epsilon_k = w_k - \hat{y}_{k/k-1}$$

L'erreur généralisée est donc aussi l'erreur de prédiction, c'est-à-dire l'écart entre la sortie du système et la sortie du modèle à l'instant k basée sur la connaissance des sorties du système jusqu'à k-1.

L'erreur étant linéaire par rapport aux paramètres, on peut calculer ceux-ci par une méthode de régression.

3.2.2 Méthode des moindres carrés [8]

On a $E(Z) = W(Z) D(Z) - N(Z) X(Z)$

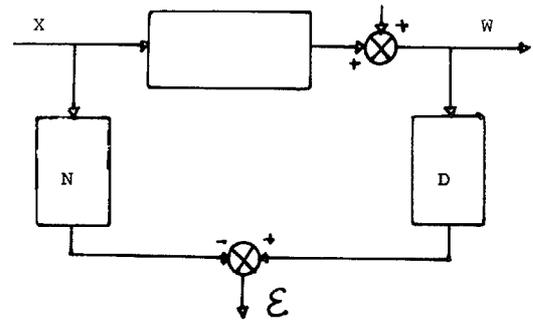


Figure 4

L'équation (4) s'écrit :

$$w_k = \begin{bmatrix} -\beta_1, \dots, -\beta_n, \alpha_0, \dots, \alpha_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_{k-1} \\ \vdots \\ w_{k-n} \\ x_k \\ \vdots \\ x_{k-m} \end{bmatrix} + \epsilon_k$$

$$k = n+1, K \quad w_k = P^t \phi_k + \epsilon_k \quad k = n+1, K$$

L'estimateur des moindres carrés pour les paramètres P est alors :

$$(6) \hat{P} = \left[\sum_{k=n+1}^K \phi_k \phi_k^t \right]^{-1} \left[\sum_{k=n+1}^K w_k \phi_k \right]$$

La voie classique consiste alors à remarquer que l'estimateur obtenu est non-biaisé seulement si la séquence du bruit sur la sortie n_k est non-corrélée, si elle est non corrélée avec l'entrée x_k et de moyenne nulle. Comme ce n'est en général pas le cas, on construit une procédure itérative qui estime alternativement les termes $N(Z)$ et $D(Z)$ et le filtre générateur du bruit $n_k : \frac{1}{C(Z)}$.

COMPARAISON DE METHODES D'IDENTIFICATION
DANS LEUR APPLICATION AU DIAGNOSTIC DE L'ETAT DES SYSTEMES

C'est la méthode des moindres carrés généralisés [9]. Les méthodes de maximum de vraisemblance et de variable instrumentale permettent aussi de s'affranchir du problème posé par les résidus corrélés.

Une voie beaucoup moins connue, bien qu'antérieure, consiste à dire que la méthode des moindres carrés appliquée à l'erreur généralisée minimise le critère $C = \sum_{k=n+1}^K \epsilon_k^2$ et

non le critère "de sortie" $C_0 = \sum_{k=n+1}^K e_k^2$

D'où l'idée de Steiglitz et Mc Bride [10] de construire une séquence de sous-problèmes \mathcal{P}_i , dont la solution \hat{P}_i minimise à l'itération i le critère C_i :

$$\forall P \in \mathbb{R}^{n+m+1}, C_i(\hat{P}_i) \leq C_i(P)$$

Il faudrait alors pouvoir montrer :

- 1°) que lorsque $i \rightarrow \infty$, \hat{P}_i tend vers une limite \hat{P}_∞
- 2°) que $\hat{P}_\infty = \hat{P}_0$ solution de $\mathcal{P}_0 : \min C_0$

3.2.3 Méthode de Steiglitz et Mac Bride

Le problème \mathcal{P}_i est :

$$\text{minimiser } C_i = \sum_{k=n+1}^K \epsilon_i^2(k)$$

où la transformée en Z de $\{\epsilon_i(k)\}_1^K$ est définie par :

$$(7) \quad \epsilon_i(Z) = \frac{D(Z)}{D_{i-1}(Z)} W(Z) - \frac{N(Z)}{D_{i-1}(Z)} X(Z)$$

$D_{i-1}(Z)$ étant établi en utilisant la solution \hat{P}_{i-1} du problème \mathcal{P}_{i-1}

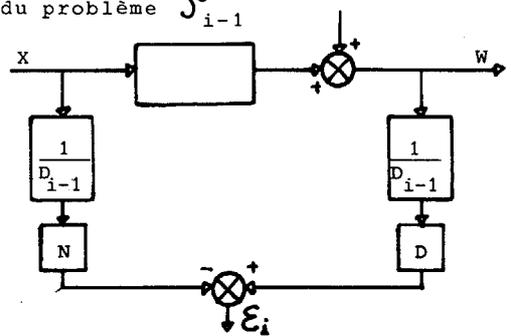


Figure 5

On filtre donc les données par $\frac{1}{D_{i-1}}$ et on minimise C_i par moindres carrés pour obtenir \hat{P}_i .

On ne sait pas montrer la convergence mais on l'observe presque toujours en pratique et elle est très rapide (3 à 4 itérations).

Supposons donc que $\lim_{i \rightarrow \infty} \hat{P}_i = \hat{P}_\infty$

Appelons $D_\infty(Z) = \lim_{i \rightarrow \infty} D_i(Z)$, $C_\infty(P) = \lim_{i \rightarrow \infty} C_i(P)$

$$\text{On a } C_i(P) = \sum_{k=n+1}^K \epsilon_i^2(k) = \frac{1}{2\pi j} \oint \left| \epsilon_i(Z) \right|^2 \frac{dz}{z}$$

$$C_i(P) = \frac{1}{2\pi j} \oint \left| \frac{D(Z)}{D_{i-1}(Z)} W(Z) - \frac{N(Z)}{D_{i-1}(Z)} X(Z) \right|^2 \frac{dz}{z}$$

$$C_i(P) = \frac{1}{2\pi j} \oint \left| \frac{D(Z)}{D_{i-1}(Z)} \right|^2 \left| W(Z) - \frac{N(Z)}{D(Z)} X(Z) \right|^2 \frac{dz}{z}$$

On voit alors que :

$$C_\infty(P) = \frac{1}{2\pi j} \oint \left| \frac{D(Z)}{D_\infty(Z)} \right|^2 \left| W(Z) - \frac{N(Z)}{D(Z)} X(Z) \right|^2 \frac{dz}{z}$$

$$\text{et } C_0(P) = \frac{1}{2\pi j} \oint \left| W(Z) - \frac{N(Z)}{D(Z)} X(Z) \right|^2 \frac{dz}{z}$$

sont des fonctions différentes de P.

Seules sont égales les valeurs de ces fonctions en \hat{P}_∞ : $C_\infty(\hat{P}_\infty) = C_0(\hat{P}_\infty)$

Si l'on calcule les dérivées de l'erreur en \hat{P}_∞ par rapport aux paramètres inconnus, on obtient :

- pour l'erreur de sortie non linéaire E(Z) :

$$(8) \quad \left. \frac{\partial E(Z)}{\partial \alpha_l} \right|_{\hat{P}_\infty} = - \frac{1}{D_\infty(Z)} X(Z) Z^{-l}$$

$$\left. \frac{\partial E(Z)}{\partial \beta_j} \right|_{\hat{P}_\infty} = \frac{N_\infty(Z)}{D_\infty^2(Z)} X(Z) Z^{-j}$$

- pour l'erreur de Steiglitz à la convergence :

$$(9) \quad \left. \frac{\partial \epsilon_\infty(Z)}{\partial \alpha_l} \right|_{\hat{P}_\infty} = - \frac{1}{D_\infty(Z)} X(Z) Z^{-l}$$

$$\left. \frac{\partial \epsilon_\infty(Z)}{\partial \beta_j} \right|_{\hat{P}_\infty} = \frac{1}{D_\infty(Z)} W(Z) Z^{-j}$$

On voit donc le comportement différent des erreurs E(Z) et $\epsilon_\infty(Z)$ et donc des critères $C_0(P)$ et $C_\infty(P)$ au voisinage de \hat{P}_∞ .

Malgré ces insuffisances théoriques, la méthode de Steiglitz et Mc Bride a été conservée pour deux raisons :

- en simulation, elle a toujours fourni des résultats non biaisés;
- elle est extrêmement simple de mise en oeuvre.

IV - UN CRITERE DE QUALITE DE L'IDENTIFICATION

L'identification telle qu'elle a été exposée est un préalable au diagnostic de l'état interne des systèmes. En effet à partir des valeurs calculées des paramètres, nous pouvons obtenir une estimation de l'état interne du



COMPARAISON DE METHODES D'IDENTIFICATION
DANS LEUR APPLICATION AU DIAGNOSTIC DE L'ETAT DES SYSTEMES

système par affectation de ce système à une des classes des différents états internes définies préalablement. Ainsi posé le problème du diagnostic est en fait un problème de classement [11]. Par conséquent la qualité de la méthode d'identification doit être évaluée vis-à-vis de la qualité obtenue du classement. Nous allons d'abord présenter ce qu'on entend par qualité du classement avant de donner un critère portant sur cette qualité.

Les différents réacteurs de la population d'apprentissage sont répartis en classes suivant les résultats de leurs démontages (e.g. classe des réacteurs atteints à la chambre, classe des réacteurs atteints au compresseur et à la chambre, etc.).

D'autre part chaque réacteur, à la suite de la procédure d'identification, est représenté dans l'espace paramétrique par un point, dont les coordonnées sont données par le vecteur X . Les réacteurs d'une même classe forment ainsi une région dans cet espace. Le classement d'un nouveau réacteur (i.e. son diagnostic) dont on ne connaît que le comportement externe X sera d'autant meilleur que les régions représentant les classes seront mieux séparées. La qualité du classement se juge donc par la séparation des classes. Il faut donc disposer d'un critère portant sur cette séparation. Mais ce critère doit aussi tenir compte de la méthode utilisée pour le classement. Dans le cas des réacteurs, la méthode utilisée [6] est le classement flou. Un critère compatible avec cette méthode est le suivant :

minimiser la covariance intra-classe
et maximiser la covariance inter-classe ,

c'est-à-dire à un facteur constant près :

$$\min V_w = \sum \{V(C_k) / k=1, \dots, q\}$$

et

$$\max V_B = \sum \{ |C_k| \cdot [G(C_k) - G]^T M [G(C_k) - G] / k=1 \dots q \}$$

où

- $C_1 \dots C_q$ sont les classes de la population d'apprentissage
- G est le centre de gravité des éléments de la population d'apprentissage
- $G(C_k)$ est le centre de gravité des éléments de la classe C_k ; $k=1, \dots, q$
- $|C_k|$ est le cardinal de la classe C_k ; $k=1, \dots, q$

- $V(C_k)$ est la covariance de la classe C_k ; $k=1, \dots, q$

c'est-à-dire

$$V(C_k) = \sum \{ [X - G(C_k)]^T M [X - G(C_k)] / X \in C_k \}$$

avec M métrique à choisir .

En utilisant ce critère nous pouvons quantifier l'efficacité comparée des méthodes d'identification appliquées au même modèle.

V - RECHERCHE DES "BONNES" METHODES D'IDENTIFICATION (AU SENS DU CRITERE DE QUALITE)

Les bonnes méthodes d'identification en vue de commande ou de détection de pannes en temps réel sont bien connues, par exemple [3], [5], mais il n'en est pas de même pour les méthodes en vue d'un diagnostic [7].

L'étude des performances sur la population d'apprentissage pour déterminer la (ou les) "bonne" méthode d'identification nécessitent un nombre d'expériences assez important, l'analyse complète des résultats n'est pas encore disponible.

VI - CONCLUSION

Une méthodologie de diagnostic de l'état interne des systèmes a été brièvement exposée. Le problème du choix d'une méthode d'identification a été abordé. Un critère pour ce choix a été proposé. De nombreuses applications sont envisageables pour ce type d'approche du problème du diagnostic.

B I B L I O G R A P H I E

- [1] I.GUSTAVSSON "Comparison of different methods for identification of linear models for industrial processes" 2nd IFAC Symp. Identification & process parameter estimation, Prague, 1970
- [2] R.ISERMANN "Test cases for evaluation of different identification methods using simulated processes (test case A)" Proc. of the 3rd IFAC Symposium on Identification, The Hague, 1973
- [3] G.N.SARIDIS "Comparison of six on-line identification algorithms" Automatica N° 10, 1974
- [4] T.SODERSTROM, L.LJUNG and I.GUSTAVSSON "A theoretical analysis of recursive identification algorithms" Automatica N° 14, 1978

COMPARAISON DE METHODES D'IDENTIFICATION
DANS LEUR APPLICATION AU DIAGNOSTIC DE L'ETAT DES SYSTEMES

- [5] R.ISERMANN "Practical aspects of process identification"
Automatica N° 16, 1980
- [6] C.BASKIOTIS, J.RAYMOND, A.RAULT "Parameter identification and discriminant analysis for jet engine mechanical state diagnosis"
Proc. of Confer. Decision and Control, 1979
- [7] C.BASKIOTIS, J.P.BRAULT, Y.DEREKX, A.RAULT, J.A.VIDEAU "Sûreté de fonctionnement des systèmes physiques"
Journées SURF, Janvier 1981
- [8] R.E.KALMAN "Design of a self-optimizing control system"
Trans. ASME, Vol.80, Feb. 1958
- [9] D.W.CLARKE "Generalized-least-squares estimation of the parameters of a dynamic model"
IFAC Symp. Identification in Aut. Cont. Systems, Prague, 1967
- [10] K.STEIGLITZ and L.E.Mc BRIDE "A technique for the identification of linear systems"
IEEE T.Automatic Control, Vol.AC-10, Oct. 1965
- [11] J.P.BENZECRI "Analyse discriminante et analyse factorielle"
Les Cahiers de l'Analyse des Données, Vol.II, N°4, 1977.

