

5
REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'EDUCATION NATIONAL
UNIVERSITE DE CONSTANTINE
INSTITUT D'ELECTRONIQUE

THESE de MAGISTER
EN ELECTRONIQUE

OPTION: traitement du signal et contrôle

présentée par
M. Abdessalam MAKOUF
Pour obtenir le titre de magister

MAK
2508

Sujet de la thèse:

Identification des systèmes dynamiques
linéaires monovariables :
Conception d'un logiciel

Soutenue le 06 juillet 1993

devant le jury composé de:

M. L. AEIDA	Président
M. K. BELARBI	Examineur
M. A. CHAREF	Examineur
M. M. BARKAT	Examineur
M. S. FILALI	Examineur
M. A. BETTA	Rapporteur

REMERCIEMENTS

Je tiens tout particulièrement à exprimer mes remerciements et toute ma gratitude au Dr BETTA AMAR d'avoir bien voulu m'encadrer et de m'avoir dirigé tout au long de la réalisation de cette thèse.

Je remercie le président Mr LAZHAR ABIDA et les membres du jury Mrs, BELARBI, FILALI, CHAREF et BARKAT qui ont bien voulu m'honorer par leur présence pour l'examen de ce travail.

Je remercie Messieurs BENOUDJIT.A et NAIT SAID.K, d'avoir bien voulu relire et stimuler des discussions autour de ce travail.

Mes remerciements posthumes à l'adresse de mon ami et collègue, le regretté HOCINE CHADDA que dieu ait son âme, pour ces encouragements continus.

A tout mes collègues et amis tout particulièrement ceux d'entre eux qui m'ont aidés, j'exprime ma profonde reconnaissance.

ABSTRACT

L'identification est une technique de recherche qui permet de déterminer le modèle de comportement d'un processus physique à partir des mesures expérimentales des signaux d'entrée et de sortie.

Notre objectif principal est de réaliser un logiciel d'identification interactive des systèmes dynamiques linéaires monovariables. Ce logiciel sera articulé autour de quatre méthodes d'estimation des paramètres des modèles décrits sous forme de fonction de transfert discrete.

L'application du logiciel sur quelques processus donnés sous forme de fonction de transfert discrete dont celui illustré sur cette thèse a donné des résultats jugé satisfaisants par les différents tests de validation (graphique) des modèles. Cette première version du logiciel est appelé à être améliorée afin d'aboutir à un produit qui permet de retrouver n'importe quel modèle de la classe choisie.

T A B L E D E S M A T I E R E S

TABLE DES MATIERES

CHAPITRE 1 : INTRODUCTION

1.1 GENERALITES	1
1.2 PROBLEMATIQUE	3
1.3 OBJECTIF	4
1.4 STRUCTURE DE LA THESE.....	5

CHAPITRE 2 : PROCEDURES DE L'IDENTIFICATION

2.1 INTRODUCTION	7
2.2 PROTOCOLES DE L'EXPERIENCE.....	10
2.3 STRUCTURE DU MODELE.....	10
2.4 ESTIMATION DES PARAMETRES.....	11
2.5 TESTS DE VALIDATION.....	11

CHAPITRE 3 : CLASSIFICATION ET DESCRIPTION DES STRUCTURES DES MODELES

3.1 CLASSIFICATION DES MODELES.....	13
3.2 CHOIX D'UNE CLASSE DE MODELES.....	13
3.3 STRUCTURES DES MODELES LINEAIRES.....	15
MONOVARIABLES	

CHAPITRE 4 : METHODES D'ESTIMATION

4.1 METHODES RETENUES POUR.....	22
L'ESTIMATION DES PARAMETRES	
4.2 CONCLUSIONS SUR LES TYPES	
DE METHODES D'ESTIMATION UTILISEES.....	39
4.3 CHOIX DE LA METHODE D'ESTIMATION.....	40

CHAPITRE 5 : TESTS POUR LA DETERMINATION DE LA STRUCTURE DU SYSTEME	
5.1 INTRODUCTION.....	43
5.2 NOTION D'ORDRE DU MODELE.....	44
5.3 TESTS POUR LA DETERMINATION DE LA STRUCTURE DES MODELES.....	45
CHAPITRE 6 : PRATIQUE DE L'IDENTIFICATION	
6.1 CONDITIONS D'EXPERIENCE.....	51
6.2 MODES D'IDENTIFICATION.....	56
6.3 IDENTIFICATION EN BOUCLE OUVERTE OU FERMEE.....	57
6.4 FILTRAGE DES DONNEES.....	58
CHAPITRE 7 : ASPECTS INFORMATIQUE DU LOGICIEL ET SON UTILISATION	
7.1 INTRODUCTION.....	59
7.2 CARACTERISTIQUES DU LOGICIEL.....	59
7.3 UTILISATION DU LOGICIEL.....	62
7.4 SESSION AVEC LE LOGICIEL.....	65
7.5 DESCRIPTION DES OPTIONS DU MENU PRINCIPAL.....	65
7.6 ILLUSTRATION.....	71
CONCLUSION GENERALE.....	79
ANNEXE A : ORGANIGRAMME DE LA METHODE DES MOINDRES CARRES GENERALISES	
ANNEXE B : ORGANIGRAMME DE LA METHODE DES MOINDRES CARRES ETENDUS	
ANNEXE C : ORGANIGRAMME DE LA METHODE DU MAXIMUM DE VRAISEMBLANCE	
BIBLIOGRAPHIE	

LISTES DES SYMBOLES ET ABREVIATIONS
UTILISES .

Fig	: Figure.
i.e	: Interprétation équivalente.
MCS	: Moindres carrés simples.
MCG	: Moindres carrés généralisés.
MCE	: Moindres carrés étendus.
MV	: Maximum de vraisemblance.
R_{ue}	: Fonction d'intercorrelation entrée/résidu.
R_{ye}	: Fonction d'intercorrelation sortie/résidu.
R_{ee}	: Fonction d'intercorrelation résidu/résidu.
$Cov(\hat{\theta}_{mcs})$: Matrice de covariance des estimés des paramètres
$\hat{\sigma}_{est}$: Ecart type estimé.
Det	: Determinant.
$T_{95\%}$: 95% du temps de réponse du processus.
n_o	: Ordre optimal.
SBPA	: Séquence binaire pseudo aléatoire.
J	: Fonction de coût.

CHAPITRE 1

INTRODUCTION

1.1 GENERALITES

Dans un passé récent, l'importance de l'analyse des systèmes et de la modélisation s'est accru brutalement dans beaucoup de domaine, pour ne pas dire partout ou un problème de commande ou de prédiction se pose. Il est spécialement objet des domaines d'économie, de biologie, de médecine et même d'écologie.

L'intérêt de l'élaboration d'un modèle d'un processus étant d'avoir de meilleures connaissances sur le processus, afin de prédire son comportement et d'améliorer son contrôle. Il existe, en général, plusieurs types de modèles, et chacun d'eux est plus approprié à un type donné d'applications que d'autres. Afin d'obtenir ces modèles mathématiques, les lois naturelles et les propriétés physico-chimiques des processus sont souvent d'une utilité cruciale surtout si les phénomènes, qui ont lieu, sont relativement simples. Cette condition n'est toujours pas vraie car ces phénomènes sont souvent très complexes parce qu'ils sont en général interdépendants. Il apparait donc, souvent, hors de question de mettre en équation, de façon précise et détaillé, tous les phénomènes fondamentaux régissant le fonctionnement d'un processus. Les modèles obtenus sont extrêmement complexes, donc inexploitable pour l'automatique et ne servent, entre autres, qu'à la simu-

lation des processus. De tels modèles sont dits **modèles de connaissances**.

L'automaticien, d'une manière générale, ne s'intéresse souvent qu'à la relation entre les paramètres d'entrée et de sortie. L'entrée étant l'ensemble des grandeurs de commande et la sortie étant les variables à commander. Le modèle obtenu à partir de l'observation des grandeurs d'entrée et celles de sortie s'appellera **modèle de conduite ou de comportement** et pourra suffire à l'automaticien pour élaborer un dispositif de commande automatique. Une telle démarche est appelée **identification du modèle du processus** qui est une procédure itérative combinant les connaissances théoriques et l'expérimentation sur le processus considéré. Les paramètres constituant ce modèle peuvent être dénués de tout sens physique concret (on leur attachera des notions de temps de réponse, de temps de retard, etc...) En effet, seul compte l'efficacité du modèle obtenu, c'est à dire, son aptitude à décrire globalement les phénomènes du processus dans un contexte donné et permettre la mise en place d'un système de commande automatique performant. Une définition du problème de l'identification d'un système a d'ailleurs été donnée par ZADEH en 1962 :

" L'identification d'un système est la détermination sur la base de la connaissance des entrées et des sorties

de ce système, d'un modèle mathématique appartenant à une classe de modèle donnée, ce dernier, soumis aux mêmes signaux test, étant alors équivalent au système donné."

Par ailleurs, il est à noter que parmi les autres objectifs de l'identification d'un système, on mentionnera la vérification des modèles théoriques, la synthèse du système de commande, la prédiction et l'optimisation du comportement du processus, le calcul des variables expérimentales non accessibles comme il a été souligné dans [8].

1.2 PROBLEMATIQUE

Le contrôle des processus, qui était assuré par des ingénieurs, est devenu de nos jours très difficile, voire impossible. Cette tâche relevant actuellement et totalement des prérogatives des calculateurs numériques qui en " temps réel ", définissent la commande nécessaire, à partir d'informations sur un comportement donné dans un contexte donné, du processus. Il est primordial de savoir que pour pouvoir définir une commande adéquate, il faut avoir le meilleur modèle représentant le processus. La question qui se pose alors est comment obtient-on ce modèle? De là surgit l'intérêt du sujet, à savoir, l'identification du modèle ayant un comportement comparable au processus, dans des

conditions aussi variées que possibles.

1.3 OBJECTIFS

Le but assigné à ce travail est de réaliser, Dans un premier objectif, une recherche bibliographique concernant la matière de l'identification des systèmes dynamiques linéaires monovariables et comprenant la définition de l'identification et toute sa procédure.

Dans cette procédure, des méthodes d'estimation des paramètres ainsi que des tests de validation des modèles seront utilisées.

Dans un deuxième objectif, la réalisation d'un logiciel d'identification interactive de systèmes linéaires monovariables. Ce logiciel sera articulé autour de quatre méthodes d'estimation des paramètres des modèles décrits sous forme de fonction de transfert.

Après avoir adopté cette classe de modèle, il faut déterminer, à partir des mesures expérimentales des signaux d'entrée et de sortie, la structure et les valeurs des paramètres du modèle le plus simple possible et ayant un comportement comparable, selon un critère d'optimisation donnée, à celui du processus.

Si les résultats ne s'avèrent pas satisfaisants après les avoir fait passer par les différents tests de

validation, il faut adopter la procédure inverse de la procédure normale de l'identification du modèle d'un processus en introduisant, au fur et à mesure, des changements sur les choix qui ont été effectués auparavant et en prenant le soin de valider à chaque fois le modèle obtenu. Tout d'abord, il faut considérer d'autres estimateurs ou éventuellement proposer une nouvelle structure du modèle du processus et même revenir à la phase de caractérisation afin de déterminer une nouvelle classe de modèle. Si après tous ces changements adoptés, les résultats obtenus ne sont pas positifs, il faut remettre en cause l'expérience d'acquisition des données déjà réalisée. D'où il ressort le caractère itératif de la procédure de l'identification.

1.4 STRUCTURE DE LA THESE

Cette thèse est structurée en sept chapitres et une série d'annexes représentant les différents organigrammes des méthodes d'estimations des paramètres utilisées.

La conception du logiciel obeira à la méthodologie de l'identification qui sera exposée au second chapitre et devra nécessairement s'appuyer sur une base théorique de la matière. Dans cette optique et avant d'aborder le

problème de l'identification, il nous a semblé judicieux de présenter dans les chapitres trois, quatre et cinq respectivement les différentes classes de modèles et la description de certaines des structures les plus couramment utilisées, le principe et la mise en oeuvre des méthodes retenues pour l'estimation des paramètres ainsi que quelques procédures d'aide au choix de la structure (ordre du système etc...) des modèles. Les aspects pratiques et la méthodologie de l'identification seront développés au sixième chapitre.

Sur la base de ce qui a été énoncé précédemment un logiciel sera développé et conçu afin d'atteindre l'objectif auquel il est assigné. Les choix techniques et les caractéristiques du logiciel seront mis en valeur dans le septième chapitre. Celui-ci se termine par une illustration, faisant ressortir certains résultats des applications du logiciel, sur un processus donné sous forme d'une fonction de transfert et qui met en exergue toute la procédure de l'identification allant de l'acquisition des données à la validation du modèle.

En dernier lieu, une conclusion sera donnée pour présenter les différents résultats obtenus, les suggestions d'amélioration du logiciel conçu et les perspectives de développement de ces techniques.

CHAPITRE: 2

PROCEDURES DE L'IDENTIFICATION

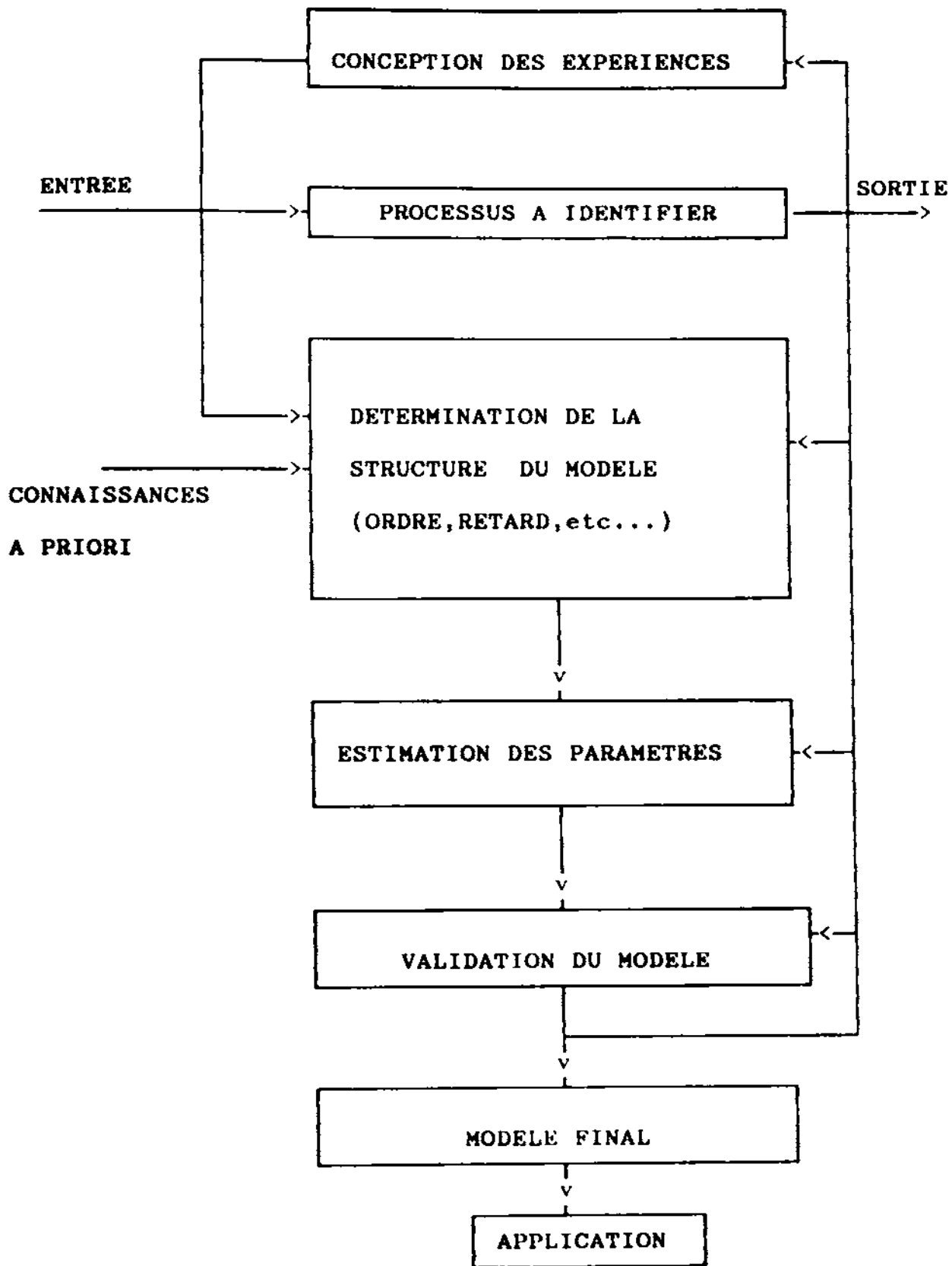
2.1 INTRODUCTION

Dans l'identification des systèmes dynamiques linéaires, la première étape consiste toujours en l'implantation d'instrumentation adéquate pour la mesure des entrées et des sorties ou l'introduction d'un ordinateur numérique pour la collecte des données nécessaires sur les grandeurs caractérisants le processus. Celles-ci sont enregistrées directement sur imprimante ou bande magnétique et utilisées ultérieurement pour la construction d'un modèle mathématique du processus [22].

L'identification est alors une approche expérimentale pour la détermination du modèle représentant le système dynamique. Elle s'articule autour de quatre étapes (voir figure 2.1) :

- Expérimentation et acquisition des données (E/S).
- Choix de la structure du modèle.
- Estimation des paramètres du modèle choisi.
- Validation du modèle postulé (structure et valeurs des paramètres).

Une opération d'identification complète doit nécessairement comporter les quatre étapes indiquées plus haut. Son caractère itératif est illustré sur la figure 2.1.



fig(2.1) PROCEDURE DE L'IDENTIFICATION

Les méthodes spécifiques utilisées dans chaque étape dépendent du type de modèle recherché (paramétrique ou non paramétrique, continue ou échantillonné).

Notons au passage que des méthodes d'identification classiques initialement utilisées pour obtenir des modèles paramétriques continus ont été étendus pour l'identification des modèles échantillonnés (discrets).

A partir de la forme de la réponse du processus à un échelon, on choisit un type de modèle et on détermine graphiquement les paramètres de ce modèle. En connaissant la fréquence d'échantillonnage, on peut à l'aide des tables obtenir le modèle échantillonné correspondant.

Ces méthodes classiques accumulent plusieurs inconvénients :

- Signaux de test d'amplitude importante (rarement tolérés par les installations industrielles).
- Précision réduite.
- Influence néfaste des perturbations.
- Ne permet pas la modélisation des perturbations.
- Procédures longues
- Pas de validation du modèle .[15]

2.2 PROTOCOLES DE L'EXPERIENCE

Les protocoles de l'expérience ont pour objectif la maximisation des informations sur le processus. Avant d'enregistrer les données (les entrées et les sorties) l'expérimentateur choisira dans le but de construire un modèle précis :

- Les conditions d'environnement.
- Les signaux de test.
- Le temps alloué et la fréquence (période) d'échantillonnage.

Plutôt que de tenir compte des perturbations extérieures (dûes à l'entretien de l'installation, aux conditions atmosphériques, au personnel en opération), il est mieux de les éliminer par un choix judicieux de la période et de la durée de l'expérience [10]

2.3 STRUCTURE DU MODELE

Avant d'estimer les paramètres d'un modèle représentant le système, il faut avoir déjà déterminé la structure en fixant les valeurs de l'ordre et du retard du modèle.

Un certain nombre de tests ont été élaborées afin d'atteindre cet objectif, entre autres l'intercorel-

lation (entrée-sortie) et l'analyse de la fonction de coût. Malheureusement ces tests conduisent souvent à des ordres supérieurs à l'ordre réel. Ceci est dû principalement à la présence de phénomènes aléatoires (bruit, etc...). La validation consistera alors à vérifier si le choix fait est adéquat ou non.

2.4 ESTIMATION DES PARAMETRES

Après avoir adopté une structure du modèle (ordre et retard) il faut estimer les paramètres caractérisant ce modèle et qui permettent de décrire le comportement du système traduit par des données (entrée/sortie) décentes. Des méthodes d'estimation des paramètres (quatre) seront ultérieurement proposées et décrites en détail.

2.5 TESTS DE VALIDATION

Pour adopter un modèle du processus, l'identification devra toujours se terminer par des tests de validation. S'il s'avère que les tests pratiqués sont négatifs, il faudrait choisir une autre méthode d'estimation ou adopter une nouvelle structure du modèle, ou même dans le cas le plus défavorable, refaire l'expérience si la pauvreté des informations est décelée.

En réalité l'identification a pour objectif :

- La détermination d'une stratégie de contrôle d'un processus.

- L'obtention d'une meilleure vision sur le processus.

Pour le premier point, la meilleure façon de juger de la probité d'un modèle obtenu c'est d'évaluer ses performances au sein de l'application envisagée [11] Il est important de signaler que les modèles sont souvent une description approximative du processus et qu'espérer une concordance exacte entre le modèle et le processus serait utopique. Ceci est dû aux simplifications supposées par les méthodes d'identifications qui ne correspondent pas tout à fait à la réalité. Enfin et vu ces remarques, l'évaluation d'un modèle doit être en partie subjective, si celui ci ne satisfait pas les besoins et les exigences de l'application envisagée.

CHAPITRE: 3

CLASSIFICATION ET DESCRIPTION
DES STRUCTURES DES SYSTEMES

3.1 CLASSIFICATION DES MODELES

Le développement d'un modèle mathématique exige habituellement des hypothèses de simplification, particulièrement quand il s'agit d'une analyse théorique. Ces simplifications sont nécessaires afin de limiter la complexité du modèle à des dimensions acceptables sans abimer sa précision qui est un aspect important.

Une bonne vue sur les différentes possibilités de construction de modèles peut être donnée par la classification des modèles schématisée sur la figure (3.1).

3.2 CHOIX D'UNE CLASSE DE MODELE

La première décision importante qu'il faut prendre quand on aborde la modélisation concerne la façon de paramétriser le modèle, i.e la forme de la description mathématique des relations existant entre l'entrée et la sortie du modèle.

Trois caractéristiques essentielles conditionnent une bonne paramétrisation du modèle [NIEDERLINSKI et HAJDASINSKI, 1979] dit dans [23] et qui sont :

- L'universalité du modèle afin d'être utilisé dans des conditions expérimentales diverses.

- Un nombre limité de paramètres décrivant le modèle.

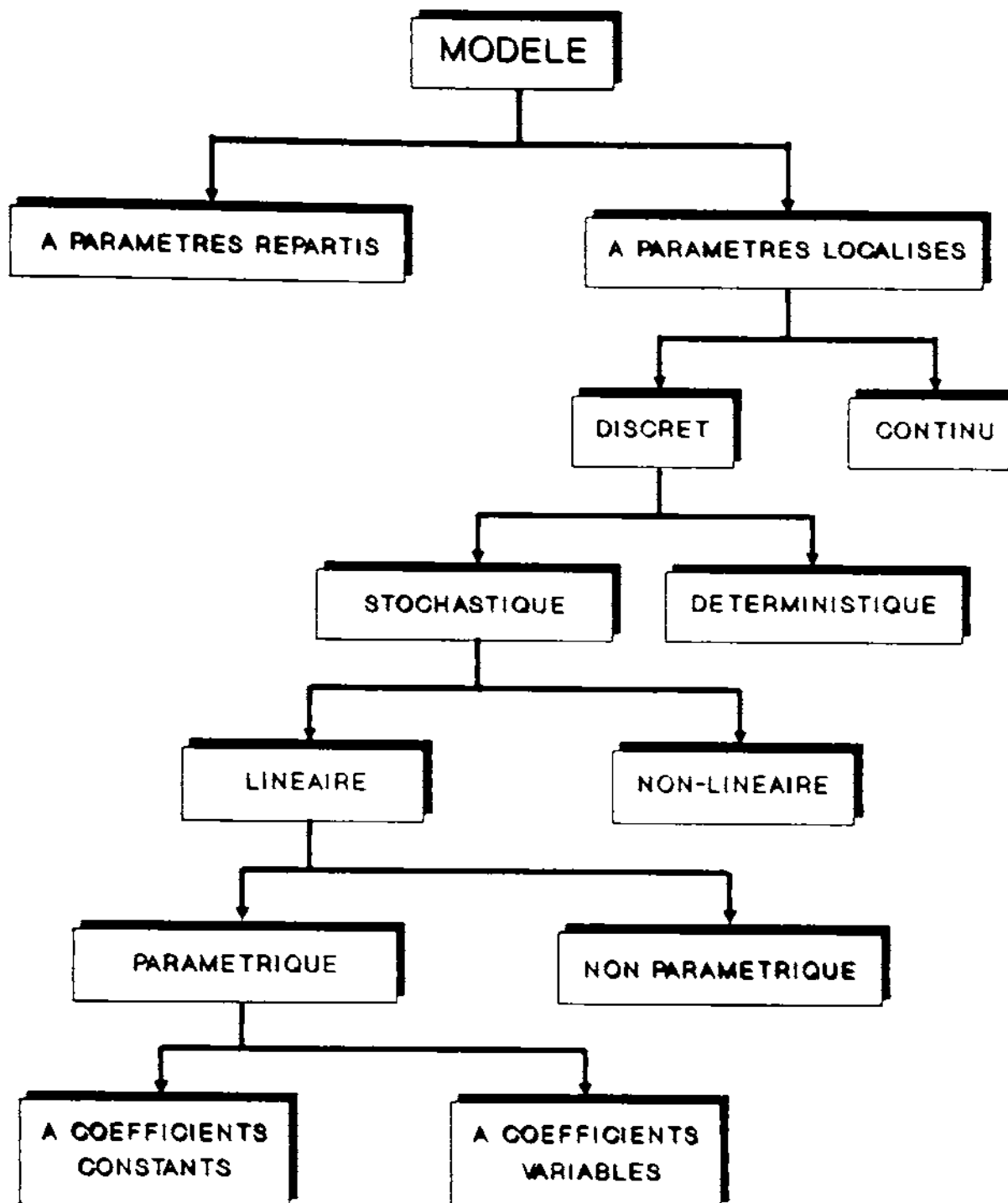


Fig. 2.1 ORGANIGRAMME DE CLASSIFICATION DES MODELES

- L'identifiabilité des paramètres qui est un concept fondamental, puisqu'il présage sur une bonne estimation des paramètres, compte tenu des facteurs tel que les conditions expérimentales et le nombre de données disponible etc...

La caractérisation du modèle utilisé conditionne, de façon déterminante, la stratégie de l'identification de laquelle dépend entre autre l'effort de calcul à fournir lors de l'estimation des paramètres [23].

Il est à signaler du reste que les modèles dynamiques linéaires discrets sont très pratiques pour la concèption des modèles de comportement et sont très utilisés. (puisque le calculateur numérique est devenu un outil courant dans l'industrie).

3.3 STRUCTURE DES MODELES LINEAIRES MONOVARIALES [23]

3.3.1 INTRODUCTION

Dans l'identification, le problème du choix de la structure du modèle est primordiale. Ce problème englobe le choix de :

- La forme de représentation, c'est à dire le type et la classe du modèle .

- L'ordre du modèle.
- Le retard.

L'étude du premier point montre qu'il y'a beaucoup de forme de représentation entre autres :

- Transmittance échantillonnée
- Séquence de pondération.
- Equation aux différence.
- Représentation d'état discrète.

3.3.2 DESCRIPTION DES STRUCTURES SANS DYNAMIQUE DU BRUIT

3.3.2.1 MODELE A MOYENNE MOBILE: (MA)

On distingue deux catégories de modèle :

- Le modèle déterministe :

$$y(k) = B(z^{-1}).u(k) \quad (3.1)$$

- Le modèle stochastique :

$$y(k) = B(z^{-1}).u(k) + \epsilon(k) \quad (3.2)$$

$u(k)$: entrée du processus

$y(k)$: sortie du processus

$\epsilon(k)$: Bruit modelisé

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1.z^{-1} + \dots + b_m.z^{-m} = b_0 + B'(z^{-1}) \quad (3.3)$$

De tels modèles sont aussi appelés modèles de MARKOV ou encore de réponse impulsionnelle. Il nécessitent habituellement un très grand nombre de paramètres

ce qui est souvent un inconvénient. C'est pourquoi d'autres structures à caractère régressif ont été proposées :

3.3.2.2 MODELES AUTO-REGRESSIFS A MOYENNE MOBILE

Ces modèles sont également appelés ARX. Ils sont proposés par LJUNG en 1987 et comme il est indiqué ci dessus on a :

- Le modèle déterministe :

$$A(z^{-1}).y(k) = B(z^{-1}).u(k) \quad (3.4)$$

- Le modèle stochastiques :

$$A(z^{-1}).y(k) = B(z^{-1}).u(k) + \epsilon(k) \quad (3.5)$$

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1.z^{-1} + \dots + a_n.z^{-n} = 1 + A'(z^{-1}) \quad (3.6)$$

3.3.3 CONSIDERATION DE LA DYNAMIQUE DU BRUIT

L'extension du modèle stochastique ARMA tenant compte de la dynamique du bruit aura pour effet, un changement de la représentation de la structure choisie. Pour cela considérons $w(k)$ le bruit modélisé comme filtrée linéaire du bruit $\epsilon(k)$ considéré comme blanc.

Nous avons alors le choix entre trois structures du filtre AR, MA et ARMA

$$- \text{AR} : w(k) = -D'(z^{-1}).w(k) + \epsilon(k) \quad (3.7)$$

$$- \text{MA} : w(k) = C(z^{-1}).\epsilon(k) \quad (3.8)$$

$$- \text{ARMA} : w(k) = -D'(z^{-1}).w(k) + C(z^{-1}).\epsilon(k) \quad (3.9)$$

Avec:

$$C(z^{-1})=1 + c_1.z^{-1}+\dots+c_q.z^{-q}=1 + C'(z^{-1}) \quad (3.9)$$

Et

$$D(z^{-1})=1 + d_1.z^{-1}+\dots+d_r.z^{-r}=1 + D'(z^{-1}) \quad (3.10)$$

Partant des considérations précédentes, trois modèles décrivant la dynamique du processus et de son environnement ont été très largement diffusés dans la littérature de l'automatique.

- LE MODELE ARMAX

Proposé par ASTROM et BOHLIN en 1965, il se présente comme suit:

$$A(z^{-1}).y(k) = B(z^{-1}).u(k) + C(z^{-1}).\epsilon(k) \quad (3.11)$$

- LE MODELE ARARX

Il a été proposé par CLARKE en 1967 (LJUNG, 1987).

Il a la forme suivante :

$$A(z^{-1}).y(k) = B(z^{-1}).u(k) - D'(z^{-1}).w(k) + \epsilon(k) \quad (3.12)$$

- LE MODELE DE TALMON ET VAN DEN BOOM :

$$A(z^{-1}).y(k)=B(z^{-1}).u(k)-D'(z^{-1}).w(k)+C(z^{-1}).\epsilon(k) \quad (3.13)$$

Ce dernier modèle est une généralisation des deux cas précédents. Il est clair aussi que les trois types de modèles cités plus haut sont linéaires par rapport aux paramètres à condition de disposer de $w(k)$ et de $\epsilon(k)$. En réalité, il n'est mesuré que $y(k)$ et $u(k)$ et donc il faut estimer $\epsilon(k)$ et $w(k)$ en même temps que

les paramètres. Voilà pourquoi les modèles précédents sont linéaires par rapport aux paramètres de $A(z^{-1})$ et $B(z^{-1})$ mais pas par rapport à ceux de $C(z^{-1})$ et $D(z^{-1})$ réalité dont il faut tenir compte lors du choix de la méthode d'estimation des paramètres.

Dans le cadre de ce travail, il est considéré d'une façon générale le modèle d'ASTROM et BOHLIN (ARMAX) :

$$A(z^{-1}).y(k) = B(z^{-1}).u(k) + C(z^{-1}).\epsilon(k) \quad (3.14)$$

La modélisation est basé sur le modèle SERIE-PARALLELE, (modèle de prédiction) représenté sur la figure (3.2).

En fonction de la valeur à donner au polynôme $c(z^{-1})$, il sortira les modèles utilisés dans chaque méthode d'estimation des paramètres et qui seront définis ultérieurement.

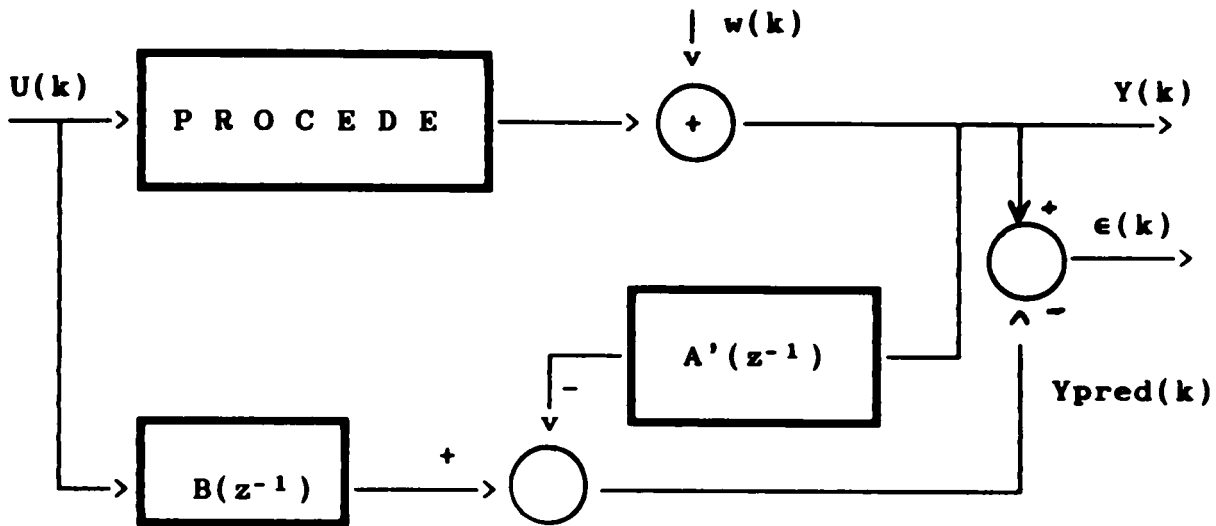


Fig.3.2 Modèle série parallèle ou modèle de prédiction.

$\epsilon(k)$: Erreur de prediction ou d'equation

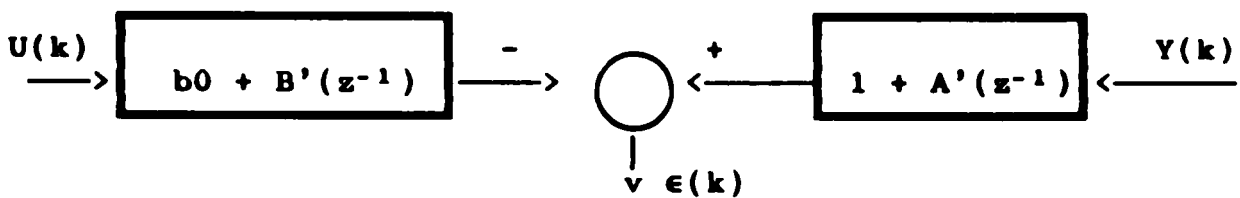


Fig.3.3 Modele stochastique sans filtre sur le bruit.

Ce modèle est utilisé par la méthode des M.C.S

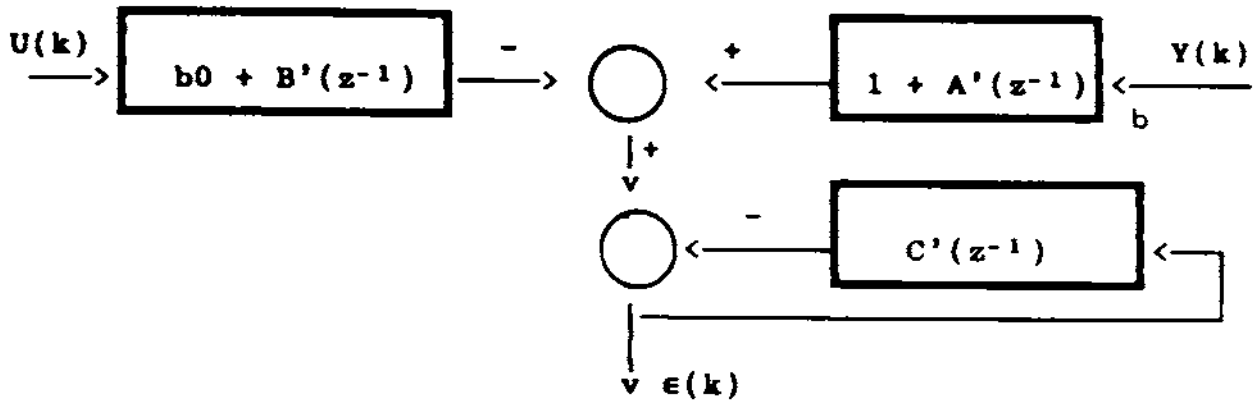


Fig.3.4 Modèle ARMAX proposé par ASTROM et BOHLIN
(1967)

Ce modèle est utilisé par la méthode des M.C.E et M.V

CHAPITRE: 4

METHODES D'ESTIMATION

4.1 METHODES RETENUES POUR L'ESTIMATION DES PARAMETRES

4.1.1 REPRESENTATION DU PROCESSUS

Pour toutes les méthodes d'estimation des paramètres qui vont être décrites ultérieurement, le processus est présenté comme un bloc déterministe linéaire à paramètres constants liant la sortie à l'entrée, le bloc est perturbé par un bruit ramené additivement sur la sortie.

Certaines méthodes d'estimation des paramètres aident à préciser les caractéristiques de ce signal aléatoire afin d'améliorer l'estimation du bloc déterministe. L'hypothèse retenue est que ce signal soit un bruit blanc filtré [16]. La représentation du processus dans le cas monovarié est illustré par la figure (4.1) ci-dessous :

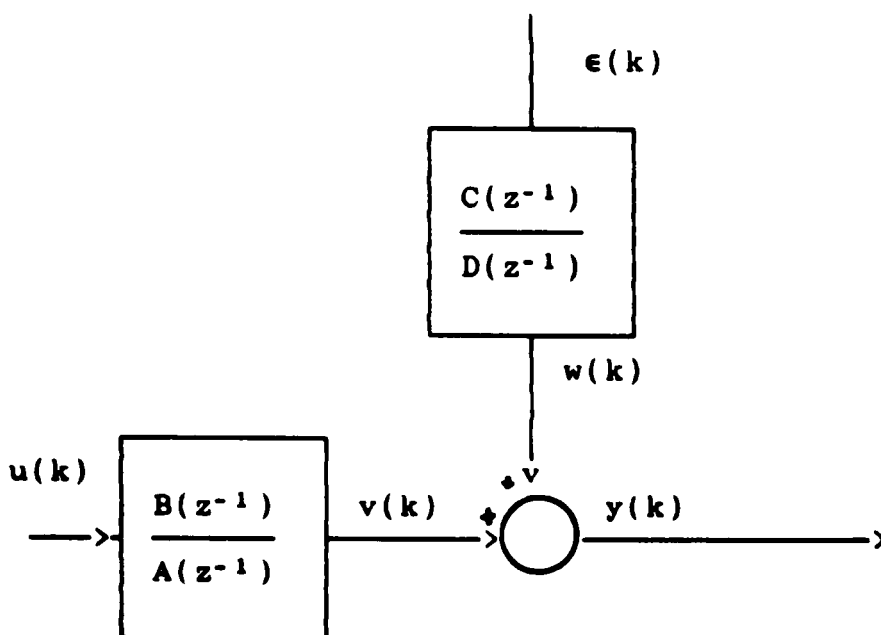


Fig.(4.1) Schéma bloc du processus

où

$$y(k) = v(k) + w(k) \quad (4.1)$$

$$v(k) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} u(k) \quad (4.2)$$

et

$$v(k) + a_1 v(k-1) + \dots + a_n v(k-n) = b_0 u(k-d) + \dots + b_m u(k-d-m) \quad (4.3)$$

n: degré du dénominateur (ordre du système)

m: degré du numérateur

d: retard de la sortie, sur l'entrée u en périodes d'échantillonnage

$$w(k) = \frac{C(z^{-1})}{D(z^{-1})} \cdot \epsilon(k) \quad (4.4)$$

$$w(k) + \delta_1 w(k-1) + \dots + \delta_q w(k-q) = \epsilon(k) + c_1 \cdot \epsilon(k-1) + \dots + c_p \cdot \epsilon(k-p)$$

q: degré du dénominateur (ordre du filtre)

p: degré du numérateur du filtre

En choisissant un critère de ressemblance modèle / processus, basé sur l'erreur de prédiction, la représentation du processus linéaire stationnaire et de son environnement peut prendre la forme générale suivante:

$$A(z^{-1}) \cdot y(k) = B(z^{-1}) \cdot u(k) + \frac{A(z^{-1}) \cdot C(z^{-1})}{D(z^{-1})} \cdot \epsilon(k) \quad (4.5)$$

Le problème de l'identification se résume donc, à trouver les coefficients des polynômes $A(z^{-1})$, $B(z^{-1})$

voire de $C(z^{-1})$ et $D(z^{-1})$ après avoir spécifier leurs ordres et cela par des méthodes de calculs appropriées. Les détails de quelques unes d'entre elles seront exposés ultérieurement.

4.1.2 DESCRIPTION DES METHODES D'ESTIMATION DES PARAMETRES RETENUES

Dans ce qui suit et dans le domaine du temporel discret, qui est le cas envisagé, le principe, les propriétés et la mise en oeuvre de quatre méthodes d'estimation des paramètres en l'occurrence: la méthode des moindres carrés simples, la méthode des moindres carrés généralisés, la méthode des moindres carrés étendus et la méthode du maximum de vraisemblance, vont être exposées.

Bien qu'apparemment différentes, de nombreuses méthodes d'estimation des paramètres présentent, cependant, des similitudes [24] et peuvent donc, de ce fait, être classées.

Pour commencer, on pourrait les diviser en deux groupes selon le mode d'identification comme off-line si elles travaillent sur des mesures d'entrées et sorties pré-enregistrées et on-line dans le cas d'un traitement des données collectées en " temps réel " . Ensuite selon le type de modèle utilisé, serie-parallèle ou parallèle-

parallèle, avec ou sans filtre sur le bruit. En dernier lieu, elles peuvent être classées suivant le mode de calcul des estimées des paramètres; Celles qui sont basées sur le principe de résolution d'un problème quadratique au moyen des méthodes séquentielles et celles qui utilisent des algorithmes itératifs de la programmation non-linéaire (notée P.N.L).

4.1.2.1 METHODE DES MOINDRES CARRÉS SIMPLES: (MCS) [23]

Considérons un processus linéaire stationnaire défini par la relation (4.5) où

$$\frac{A(z-1).C(z-1)}{D(z-1)} = 1 \quad (4.6)$$

et $u(k)$ et $y(k)$, sont les mesures des signaux, respectivement de l'entrée et de la sortie du processus, et $\epsilon(k)$ est l'erreur d'équation (ou de prédiction).

La méthode des moindres carrés simples (MCS) consiste à minimiser la norme euclidienne de l'erreur de prédiction $\epsilon(k)$ sur l'horizon de N mesures, soit le critère quadratique:

$$J = \sum_{i=k_0+1}^N (\epsilon(i))^2 \quad (4.7)$$

Les $k_0 = \max(n, m+k)$ premières mesures servent à initialiser le calcul. Exprimons le problème sous forme

matricielle, soit:

$$Y = X.\theta + E \quad (4.8)$$

où,

$$\theta^T = [b_0 \dots b_m \ a_1 \dots a_n]$$

est le vecteur des paramètres inconnus (à estimer), de dimension $(n+m+1)$ et

$$x(k) = [u(k-d) \dots u(k-d-m) \ -y(k-1) \dots -y(k-n)]^T$$

Avec $k \in [k_0+1, N]$ est le vecteur construit avec les mesures d'entrée/sortie.

Soit l'équation sous la forme :

$$e(k) = y(k) - x(k).\hat{\theta} \quad (4.9)$$

et l' expression matricielle sur l'horizon des N mesures:

$$E = Y - X.\hat{\theta} \quad (4.10)$$

Où

$$X^T = [x(k_0+1) \dots x(N)]$$

$$Y^T = [y(k_0+1) \dots y(N)]$$

$$E^T = [e(k_0+1) \dots e(N)]$$

La matrice X pouvant aussi s'exprimer sous la forme développée suivante :

$$\begin{bmatrix} u(k_0+1-d) \dots u(k_0+1-d-m) \dots -y(k_0) \dots -y(k_0+1-n) \\ u(k_0+2-d) \dots u(k_0+2-d-m) \dots -y(k_0+1) \dots -y(k_0+2-n) \\ \dots \dots \dots \\ u(N-d) \quad u(N-d-m) \dots -y(N-1) \dots -y(N-n) \end{bmatrix}$$

Pour estimer θ , il faut minimiser Le critère quadratique J qui peut alors s'écrire sous forme matricielle comme suit :

$$J = E^T E = (Y - X\hat{\theta})^T (Y - X\hat{\theta}) \quad (4.11)$$

$$J = Y^T Y - \hat{\theta}^T X^T Y - Y^T X \hat{\theta} + \hat{\theta}^T X^T X \hat{\theta} \quad (4.12)$$

$$\frac{d J}{d \hat{\theta}} = - 2X^T Y + 2X^T X \hat{\theta} \quad (4.13)$$

L'expression du coût est optimale quand

$$\left. \frac{d J}{d \hat{\theta}} \right|_{\hat{\theta}_{MCS}} = 0 \quad (4.14)$$

l'expression de l'estimateur MCS est donc:

$$[X^T X] \hat{\theta}_{MCS} = X^T Y \quad (4.15)$$

Ou mieux encore :

$$\hat{\theta}_{MCS} = [X^T X]^{-1} X^T Y \quad (4.16)$$

On vérifie qu'il s'agit bien d'un minimum en constatant que, pour une entrée U suffisamment riche, la dérivée seconde de J par rapport à θ est une matrice définie positive ou nulle par construction.

$$\frac{d^2 j}{d \theta^2}(\hat{\theta}) = 2X^T X \geq 0 \quad (4.17)$$

L'estimateur décrit ci-dessus présente l'avantage d'être simple et rapide. Malheureusement il s'avère biaisé dans le cas général, en effet :

$$Y = X\theta + E \quad (4.18)$$

$$\hat{\theta}_{\text{MCS}} = \theta + [X^T X]^{-1} X^T E \quad (4.19)$$

D'où :

$$E_M\{\hat{\theta}_{\text{MCS}}\} = \theta + E_M\{[X^T X]^{-1} X^T E\} \quad (4.20)$$

E_M : espérance mathématique

Remarquons ici que les éléments de la matrice $X^T X$ représentent des autocorrélations et intercorrélations de U_t et Y_t alors que le vecteur $X^T E$ a pour éléments les intercorrélations: $R_{u_e}(t)$ et $R_{y_e}(t)$. Ceci nous permet d'affirmer que, pour que le biais de l'estimateur $\hat{\theta}_{\text{MCS}}$ soit nul, il faut que $\{e_t\}$ soit une séquence centrée et blanche, c'est à dire que :

$$R_{u_e}(t) = R_{y_e}(t) = 0. \quad (4.21)$$

Cette hypothèse est cependant peu réaliste, étant

donné que le modèle utilisé pour la méthode des moindres carrés simples ne tient pas du tout compte de la dynamique du bruit. Il s'en suit que le biais de l'estimateur obtenu par cette méthode devient très vite sensible, même pour des niveaux de bruit apparemment 'bas' (à partir d'environ 10 % de bruit en sortie).

Toutefois, si on suppose que les hypothèses de centrage et de blancheur de la suite $\{e(k)\}$ sont vérifiées, on pourra calculer les écarts-types des estimées des paramètres d'après l'équation :

$$\text{cov}(\hat{\theta}_{mcs}) = E_{\epsilon} \{ (\hat{\theta}_{mcs} - \theta) \tau (\hat{\theta}_{mcs} - \theta) \} = \sigma^2 [X^T X]^{-1} \quad (4.22)$$

Où σ représente l'écart-type du bruit $\epsilon(k)$.

Dans le cas général σ n'est pas connu mais il est estimé d'après la relation

$$(\sigma \text{ est})^2 = \frac{1}{N - k_0} E^T E \quad (4.23)$$

Tenant compte des considérations précédente et afin de faire face aux situations pratiques, l'introduction des estimateurs plus généraux, tel que les moindres carrés généralisés, est indispensable.

4.1.2.2 METHODES DES MOINDRES CARRES GENERALISES [9]

C'est une méthode d'estimation des paramètres qui tient compte de la dynamique du bruit. L'équation

représentant le comportement du processus est de la forme de la relation (4.5) où $\epsilon(k)$ désigne un bruit blanc.

Et

$$e(k) = A(z^{-1}) \cdot \frac{C(z^{-1})}{D(z^{-1})} \cdot \epsilon(k) \quad (4.24)$$

donc $\epsilon(k)$ s'écrit:

$$\epsilon(k) = \frac{D(z^{-1})}{C(z^{-1}) \cdot A(z^{-1})} \cdot e(k) = F(z^{-1}) \cdot e(k) \quad (4.25)$$

où

$$F(z^{-1}) = 1 + f_1 z^{-1} + \dots + f_q z^{-q} \quad (4.26)$$

Alors l'équation du processus devient:

$$A(z^{-1}) \cdot y(t) = B(z^{-1}) \cdot u(t) + F(z^{-1})^{-1} \cdot \epsilon(t) \quad (4.27)$$

Ce modèle du bruit est souvent appelé autoregressif (AR). En multipliant l'équation du processus par $F(z^{-1})$, il en résulte :

$$A(z^{-1}) \cdot F(z^{-1}) \cdot y(t) = B(z^{-1}) \cdot F(z^{-1}) \cdot u(t) + \epsilon(t) \quad (4.28)$$

Il vient d'après cette équation que les données sont filtrées à travers $F(z^{-1})$ comme l'illustre la figure (4.2) suivante:

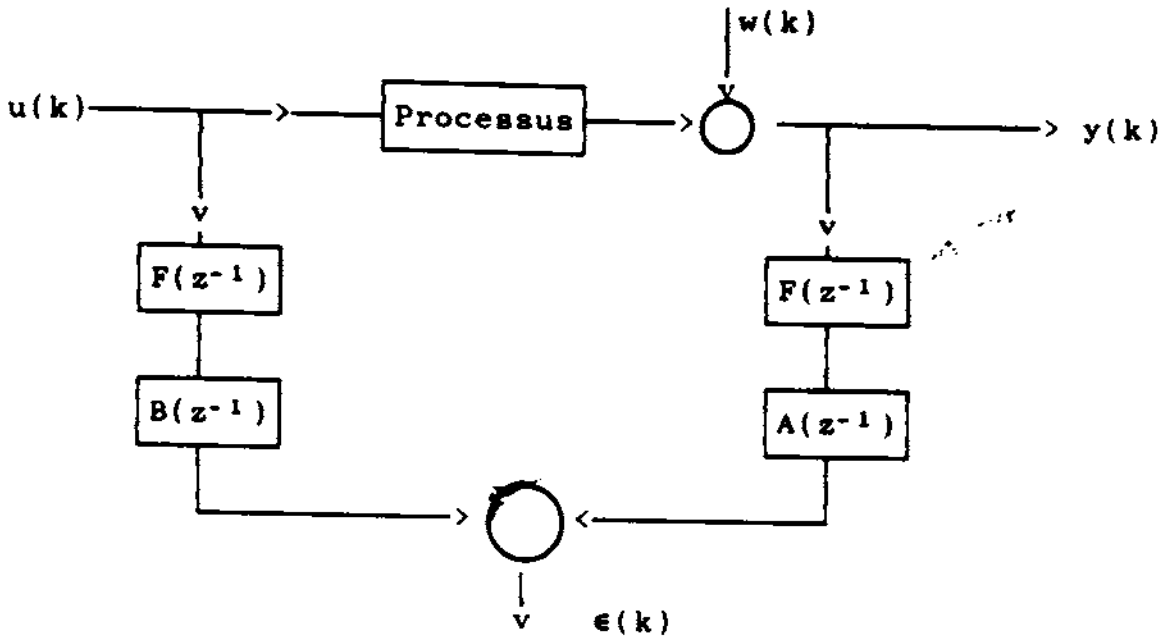


fig.(4.2) Principe du filtrage des données.

Après l'obtention des données filtrées et si l'application de la méthode des moindres carrés simples est considérée, l'estimateur sera évidemment non biaisé et les paramètres sont exactement ceux du système primitif $A(z^{-1})$ et $B(z^{-1})$. Le problème consiste alors à déterminer ce filtre [9]. Soit, donc sous forme matricielle, l'équation suivante:

$$E = X_e \cdot F + \epsilon \quad (4.29)$$

$$X_e = \begin{bmatrix} -e(N-1) & \dots & -e(N-q) \\ \dots & \dots & \dots \\ -e(q) & \dots & e(1) \end{bmatrix}$$

En se basant sur la méthode des moindres carrés simples, un tel système d'équation a pour solution :

$$F = [Xe^T \cdot Xe]^{-1} \cdot Xe^T \cdot E \quad (4.30)$$

E n'étant pas mesuré il est estimé par la relation:

$$\hat{E} = Y - X \cdot \hat{\theta} \quad (4.31)$$

Comme l'estimation du filtre se fait avec \hat{E} et non avec E et que \hat{E} est biaisé dans la mesure où θ l'est et du fait que le bruit est coloré, il faut itérer le processus plusieurs fois [9]. La mise en oeuvre de cette méthode se fait de la manière suivante :

(organigramme voir annexe: A)

a) Calcul de l'estimateur des moindres carrés simples

$$\hat{\theta}_1 = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

b) Estimation des résidus

$$E_1 = Y - X \hat{\theta}_1$$

c) Construction du filtre basé sur E_1

$$F_1 = (X_{E1}^T X_{E1})^{-1} X_{E1}^T E_1$$

d) Filtrage des données

$$\hat{y}(k) = y(k) + f_1 \cdot y(k-1) + \dots + f_q \cdot y(k-q)$$

$$\hat{u}(k) = u(k) + f_1 \cdot u(k) + \dots + f_q \cdot u(k-q)$$

On considère alors $(\hat{y}(k), \hat{u}(k))$ comme les données d'un nouveau problème et on reprend en a).

4.1.2.3 METHODE DES MOINDRES CARRES ETENDUS :

C'est une procédure itérative qui estime les paramètres du bruit et du système de façon à minimiser l'écart quadratique moyen, elle est sans biais. on définit le vecteur auxiliaire des paramètres suivant :

$$C = [c_1 \ c_2 \ \dots \ c_r]^T$$

qui définit un modèle autoregressif (AR) du bruit. on a la matrice suivante :

$$B = \begin{bmatrix} V_{k_0-d} & V_{k_0-d-1} & & & V_{k_0-d+1-r} \\ V_{k_0+1-d} & V_{k_0-d} & \dots & & V_{k_0-d-r} \\ \dots & \dots & \dots & & \dots \\ V_{N-d-1} & V_{N-d-2} & \dots & & V_{N-d-r} \end{bmatrix}$$

En Considérant l'algorithme d'estimation efficace proposé par Hisa où les équations pour les modèles du système et du bruit, à prendre sont les suivantes :

$$Y = X.\theta + V \tag{4.32}$$

$$V = B.C + Z \tag{4.33}$$

Soit alors l'équation du processus:

$$Y=X.\theta + B.C + Z \tag{4.34}$$

qu' on peut présenter sous la forme matricielle suivante:

$$Y = [X \ B] \begin{bmatrix} \theta \\ C \end{bmatrix} + Z \quad (4.35)$$

L'estimation du vecteur $[\theta \ C]^T$ par les moindres carrés simples donne:

$$\begin{bmatrix} \hat{\theta} \\ \hat{C} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X^T X & X^T B \\ B^T X & B^T B \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} X^T \\ B^T \end{bmatrix} Y$$

Après décomposition on obtient :

l'estimation des paramètres du modèle du processus

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T Y - (X^T X)^{-1} X^T B \hat{C} \quad (4.36)$$

Et l'estimation des paramètres du modèle du bruit :

$$\hat{C} = D^{-1} B^T M Y \quad (4.37)$$

où

$$M = I - X(X^T X)^{-1} X^T \quad (4.38)$$

$$D = B^T M B \quad (4.39)$$

On notera que le premier terme de l'expression de $\hat{\theta}$ représente le vecteur estimé par la méthode des moindres carrés simples et le second terme est la correction du biais. La mise en oeuvre de la méthode d'estimation par moindres carrés étendus est donnée ci-dessous (organigramme voir annexe: B) :

1 - Calcul de l'estimé par moindres carrés simples à partir de l'équation : $\hat{\theta}_{mcs} = [X^T X]^{-1} Y$
mettre: $\hat{\theta}_1 = \hat{\theta}_{mcs}$.

2 - Générer les résidus en les définissant comme:

$$V = Y - X \cdot \hat{\theta}_1$$

D'ici obtenir B et calculer D en utilisant leurs expressions données auparavant.

3 - Calculer C de la même manière que B et D et utiliser par la suite la relation :

$$\hat{\theta}_{1,1} = \hat{\theta}_1 - [X^T X]^{-1} X^T B \cdot C$$

pour calculer l'estimé de θ .

4 - Retour à l'étape 2 jusqu'à ce qu'une convergence acceptable soit obtenue.

Il est à noter que le but de cette méthode est de déterminer l'estimé du vecteur auxiliaire des paramètres c et de porter, ensuite, la correction correspondante de l'estimé du vecteur des paramètres du processus θ . Ainsi, l'algorithme de la méthode des moindres carrés étendus est essentiellement une procédure séquentielle qui permet de résoudre un problème de minimisation hautement non linéaire. Elle peut ne pas converger vers la solution optimale dans certains cas (SODERSTROM, 1974) par contre la présence d'un minimum local est toujours possible, spécialement si le rapport signal-bruit est faible .

4.1.2.4 METHODE DE MAXIMUM DE VRAISEMBLANCE : [9]

C'est une méthodes d'estimation basée sur le modèle ARMAX dont la forme est celle de la suivante:

$$A(z^{-1}).y(k)=B(z^{-1}).u(k) + C(z^{-1}).\epsilon(k) \quad (4.40)$$

Dans cette méthode, la non linéarité du critère par rapport aux paramètres est tolérée. Ce qui la rend plus robuste et donc onéreuse cependant plus performante L'utilisation de cette méthode est due à plusieurs raisons entre autres:

L'estimateur obtenu par la méthode des moindres carrés étendus reste biaisé pour des niveaux de bruit élevés quand le nombre de mesures n'est pas assez élevé, malgré une amélioration des estimations par rapport à la méthode des moindres carrés simples.

Défini ainsi, Le vecteur des paramètres θ contiendra aussi, dans le cas de la méthode d'estimation par maximum de vraisemblance, les coefficients du numérateur du filtre (c_i), alors [9]:

$$\hat{\theta} = [a_1, a_2, \dots, a_n, b_0, b_1, \dots, b_m, c_1, c_2, \dots, c_q]$$

Le principe n'est plus basé sur la minimisation du critère quadratique de prédiction J , mais de la

fonction de vraisemblance. Il s'agira en effet d'estimer le vecteur θ et σ de façon à rendre maximale la fonction de vraisemblance, La fonction de vraisemblance est définie comme la densité de probabilité des mesures Y_1, \dots, Y_N pour un vecteur θ et σ donnés. Sachant que sous forme matricielle on écrit:

$$Y = A^{-1}.B.u + A^{-1}.C.E \quad (4.41)$$

L'espérance mathématique de Y , en connaissance de A, B, C, σ, u et puisque ϵ est blanc et centré, donne:

$$y_n = E[y/A, B, C, \sigma, u] = A^{-1}.B.u \quad (4.42)$$

$$y - y_n = A^{-1}.C.E \quad (4.43)$$

$$C_{yy} = E[(y - y_n)(y - y_n)^T] = \sigma^2 . A^{-1} . C . C^T (A^{-1})^T \quad (4.44)$$

la fonction de vraisemblance est exprimée comme :

$$P[Y/A, B, C, \sigma, u] = \quad (4.45)$$

$$[2\pi]^{-N/2} (\det C_{yy})^{-N/2} \exp[-1/2(Y - Y_n)^T C_{yy}^{-1} (Y - Y_n)]$$

$$P[Y/A, B, C, \sigma, u] = \quad (4.46)$$

$$(2\pi)^{-N/2} . \sigma^{-N} . \exp((-1/2)\sigma^{-2} . E^T . E)$$

Le problème se résume à trouver θ tel que la densité de probabilité soit maximale ou que son logarithme soit maximal.

Une façon plus simple de résoudre le problème est de minimiser l'opposé du logarithme népérien de la fonction densité de probabilité au lieu de maximiser cette fonction, soit

$$\begin{aligned} \hat{L}[\hat{\theta}, \sigma] &= -\ln(P[Y_1, \dots, Y_n / \hat{\theta}, \sigma]) & (4.47) \\ &= (N/2) \cdot \ln(2\pi) + N \cdot \ln(\sigma) + (1/2\sigma^2) \cdot \sum_{k=1}^N (\epsilon(k))^2 \end{aligned}$$

La minimisation de $L[\theta, \sigma]$ par rapport à θ et σ consiste à déterminer un $\hat{\theta}_{mv}$ (resp σ) tels que la fonction de coût:

$$\hat{J}(\hat{\theta}) = \sum_{k=1}^N (\epsilon(k))^2$$

soit minimale.

Puisque $J(\hat{\theta})$ est quadratique par rapport aux paramètres (a_1, \dots, a_n) et (b_1, \dots, b_m) , mais fortement non linéaire par rapport à (c_1, c_2, \dots, c_q) . IL est nécessaire d'employer une technique d'optimisation non-linéaire (PNL) itérative pour la minimisation de $J(\hat{\theta})$ relativement à $\hat{\theta}$. La minimisation par rapport à σ peut être effectuée analytiquement de la manière suivante :

$$(\hat{\sigma}_{est})^2 = (1/N) \min(J(\hat{\theta})) \quad (4.48)$$

Ou $\hat{\sigma}_{est}$ désigne la valeur estimée.

La dernière difficulté à surmonter en matière de recherche itérative est de trouver un bon point de départ: Il doit être au voisinage de l'optimum pour éviter une recherche trop coûteuse voire vaine (on ne peut assurer que la convergence local de l'algorithme vers le vecteur paramètre attendu). Si l'utilisateur n'a pas d'idée précise sur la valeur des paramètres, on a besoin d'une procédure d'initialisation automatique qui à moindre frais permet de se rapprocher suffisamment de la solution [16] .

Dans cette perspective, et en ce qui nous concerne, la méthode des moindres carrés simples nous donne satisfaction afin de donner une estimation suffisante des paramètres pour initialiser correctement la recherche. L'organigramme est donné en annexe: C.

Enfin, il faudrait remarquer que l'estimateur est non biaisé et asymptotiquement convergent. En effet, on peut montrer que la variance de l'estimateur tend asymptotiquement vers la limite inférieure de CRAMER-RAO pour $N \rightarrow \infty$.[9]

4.2 CONCLUSIONS SUR LES TYPES DE METHODES UTILISEES [23]

Remarquons d'abord, que les méthodes qui présentent des propriétés asymptotiques, tel que l'efficacité

(consistance de l'estimateur), cas de la méthode du maximum de vraisemblance (itérative), ou l'absence du biais, cas de la méthode des moindres carrés étendus (séquentielle), peuvent fournir de mauvais résultats si le nombre de mesures N est trop petit ainsi la méthode des moindres carrés étendus s'avère en général moins performante que la méthode du maximum de vraisemblance pour des niveaux importants de bruit .

Une autre propriété permettant de différencier les deux types de méthodes est la vitesse et l'effort de calcul, qui dépendent (entre autre) du nombre de multiplications nécessaires au cours d'une itération .

L'utilisation d'un algorithme itératif dans le cas de la méthode du maximum de vraisemblance peut engendrer des difficultés de convergence si le problème est mal conditionné et/ ou si l'ordre du modèle estimé est trop grand.

4.3 CHOIX DE LA METHODE D'ESTIMATION DES PARAMETRES

Les plus importants facteurs qui incitent à décider laquelle des méthodes il faut choisir en vue d'une utilisation ultérieure sont le modèle du bruit, le rapport du signal/ bruit, le taux de convergence de chaque méthode et enfin le coût de calcul. Considérant

ces facteurs, des directives ont été dégagées afin d'aider à décider convenablement la méthode d'estimation des paramètres à utiliser [12]. Aussi il est important de tenir compte de l'objectif final de l'application du modèle du processus. Ceci détermine le type du modèle la précision exigée et la méthode d'identification [13]. Le tableau suivant résume quelques spécifications et buts de certaines méthodes d'identifications de processus.

But finale de l'application du modèle.	Type du modèle .	précision requise du modèle.	méthode d'identification .
vérification des modèles théoriques .	linéaire/ continu non paramétrique/paramétrique.	moyenne /élevée	Off-line, réponse individuelle, réponse fréquentielle, estimation des paramètres.
Commande automatique.	Linéaire, non paramétrique, continue.	Faible pour E/S.	Off-line, réponse individuelle.
C.A.O des algorithmes numériques de commande.	Linéaire paramétrique (non paramétrique), discret.	moyenne pour les E/S.	On-line/ Off-line, estimation des paramètres.
Commande numérique auto-adaptative .	Linéaire, paramétrique, discret	moyenne pour les E/S .	On-line estimation de paramètre en boucle ouverte.
Détéction .	linéaire / non-linéaire paramétrique continue.	Elevée pour les paramètres.	Estimation des paramètres en ligne.

Pour que l'algorithme d'estimation des paramètres travaille efficacement, il faut que les données soient suffisamment riche en informations sur le processus ce qui exige un signal d'entrée riche en fréquences afin d'exciter tous les modes de la dynamique du système. Ceci n'est valable qu'en boucle ouverte. Cette condition ne peut avoir lieu en boucle fermée, cas d'un contrôle adaptif, puisque l'entrée est générée par la boucle de retour.[12]

CHAPITRE: 5

**TESTS POUR LA DETERMINATION
DE LA STRUCTURE DU SYSTEME**

5.1 INTRODUCTION

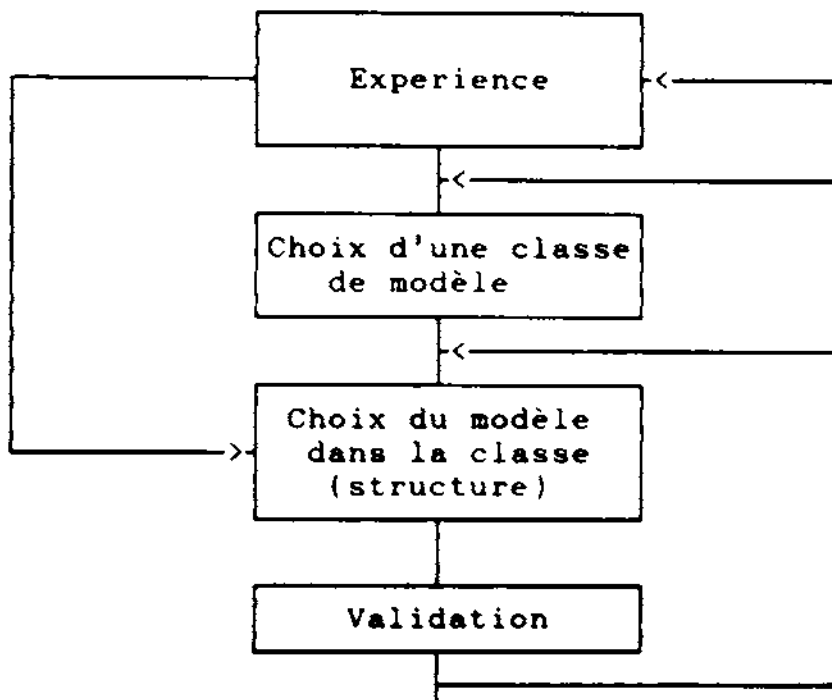
Dans le domaine de l'engineering du contrôle, l'objet de l'identification des systèmes linéaires consiste en la détermination d'un modèle mathématique discret invariant dans le temps (coefficients constants) d'un système bruité en exploitant les mesures des signaux d'entrée et sortie considérées.

L'identification inclue aussi bien l'estimation des paramètres du modèle postulé que la structure de ce modèle. La détermination de la structure du modèle signifie la spécification des facteurs tels que : le degré du dénominateur (n) donc l'ordre du système, le degré du numérateur (m) et le retard du système (k) au sein d'un modèle généralisé de type ARMAX.

Un nombre important de tests pour la détermination de la structure du modèle existe et si la préférence et la conviction personnelle peut constituer une plateforme de la procédure à suivre [24], la combinaison de plusieurs testes reste souvent le seul recours pour décider de la candidature d'un tel ou tel modèle afin d'adopter le modèle le plus approprié parmi ces candidats.

5.2 NOTION D'ORDRE DU MODELE .

Dans le cas d'un système déterministe, linéaire monovariable, la notion d'ordre peut se définir assez facilement comme suit : pour les paramétrisations de type fonction de transfert, l'ordre sera le nombre maximale des pôles du système, sans qu'il y'ait éventuelle compensation entre pôles et zéro. Dans le cas d'un système réel, on est obligé d'introduire la notion d'ordre désiré qui est déjà plus ambiguë, dans la mesure où l'on cherche à batir un modèle qui aurait un comportement similaire à celui du processus étudié. Ce modèle ne doit pas obligatoirement recouvrir tous les aspects du processus ; Il peut donc bien être moins complexe (VAN DEN BOOM ,1982). La validation d'un modèle du système donc de l'ordre choisi peut se faire d'après le schéma synoptique suivant [23] :



5.3 TESTS DES STRUCTURES

Plusieurs tests de prédétermination, objective, de la structure de modèle ont été élaborés et proposés afin de limiter le nombre de paramètre, du modèle associé au processus, à rechercher. Dans ce qui suit, certains de ces tests seront exposés.

5.3.1 TEST DU RAPPORT DU DETERMINANT

C'est une méthode proposée par WOODSIDE qui peut être utilisée pour prédéterminer (à priori) l'ordre du modèle et cela toujours avant d'entamer l'estimation des paramètres. Soit donc pour n ordre momentané le vecteur construit de la manière suivante [24]:

$$h_r(n) = [u(k-1), y(k-1), \dots, u(k-n), y(k-n)]^T \quad (5.1)$$

et la matrice correspondante qui en résulte:

$$H_r(n) = (1/N) \cdot \sum_{n+1}^{n+N} h_r(n) \cdot h_r^T(n) \quad (5.2)$$

où : $[H_r(n)]$, est la matrice de dimension $2n \times 2n$, laquelle possède les propriétés suivantes :

- $\text{Det } H_r(n) > 0$ pour $n \leq n_0$
- $\text{Det } H_r(n) = 0$ pour $n > n_0$

Soit n_0 l'ordre exacte du processus réel

$$D_v(n) = \text{Det } H_r(n) / \text{Det } H_r(n+1) \quad (5.3)$$

La courbe reflétant $D_v(n)$ est :

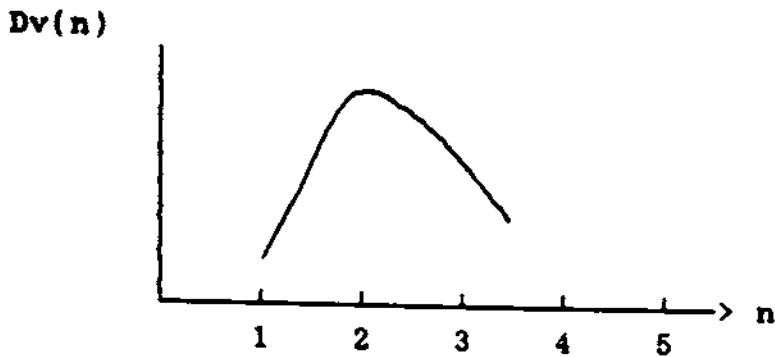


Fig 5.1 Evolution du rapport de déterminant en fonction de l'ordre du modèle

Si $Dv(n) - Dv(n-1) < \epsilon$ alors n est très proche de n_0 qui est la valeur optimale.

5.3.2 TEST DE BLANCHEUR DES RESIDUS

Les suppositions des méthodes linéaires d'estimations des paramètres sont telles que les erreurs du modèle ϵ sont incorréllées c'est-à-dire indépendantes. Si $\epsilon(k)$ est non corréllé, la fonction d'autocorrelation est [24]:

$$R_{\epsilon\epsilon}(\tau_N) = (1/N) \cdot \sum \epsilon(k) \cdot \epsilon(k+\tau_N) \quad (5.4)$$

avec, $\tau_N = (0, 1, \dots, 10)$

et, $R_{\epsilon\epsilon}(\tau_N) \neq 0$ pour $\tau_N = 0$.

Cette constatation nous permet de juger de la qualité de la modélisation en étudiant la blancheur (l'indépendance) du signal $\epsilon(k)$. Ceci est dû au fait que la qualité de certains estimateurs se dégrade si les résidus ne

sont pas blancs, aussi un résidu coloré peut contenir de l'information sur le procédé alors que l'objet de l'identification est que toutes les informations soient captées par le modèle [23].

En pratique $R_{ee}(\tau \neq 0)$ n'est jamais exactement égale à zéro, mais oscille autour de cette valeur dans une zone appelée intervalle de la tolérance d'engineering et définie comme 5% de la valeur maximale de la grandeur considérée.

5.3.3 COMPENSATION ENTRE POLES ET ZEROS [6]

Si on estime les paramètres $\{a_i\}$ et $\{b_i\}$ et on compare les racines des polynômes ainsi obtenus, on constatera l'apparition de pôle et zéro se compensant pour $n > n_0$ (VAN DEN SOMMEN, 1971). Le test est effectué par le tracé des racines des polynômes $A(z^{-1})$ et $B(z^{-1})$ dans le plan (Re, Im) et de les comparer visuellement ou à l'aide d'un critère choisi arbitrairement en fixant une valeur du rayon du voisinage [23].

Il a été remarqué cependant, pour $n > n_0$ et un rapport signal/bruit très important, l'effet de compensation est bien moins évident. Dans de tels cas, si la considération de deux racines proches comme se compensant ou non peut s'avérer très délicat, une expertise est bien fort souhaitée.

5.3.4 ANALYSE DU COMPORTEMENT DE LA FONCTION COUT

La caractéristique décrivant l'évolution de la fonction du coût en fonction de l'ordre du système est illustrée sur la figure (5.2). Elle est basée sur la relation suivante :

$$C = (1/N) \sum_{i=1}^N (e(i))^2 \quad (5.5)$$

Le comportement de C en fonction de n est présentée comme suit :

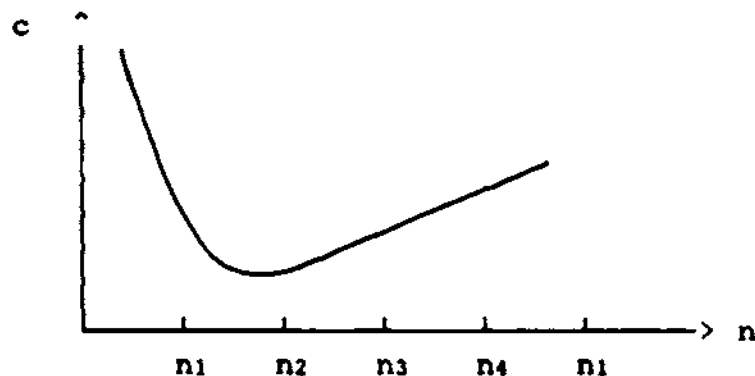


Fig.5.2 Evolution de la fonction cout

Il est clair que quand n augmente la valeur du coût continue à décroître. Il a été constaté cependant que c remonte quand n devient important et cela est dû aux problèmes numériques au niveau de la procédure d'estimation. C'est donc très important de savoir détecter la structure adéquate du modèle car à partir du moment où $n > n_0$, il y'aura un surdimensionnement .

Il est par conséquent raisonnable de supposer (LJUNG, 1987) que la diminution du critère après le dépassement de n_0 sera moins importante que celle qui résulte du recouvrement progressif des dynamiques du procédé (i.e $n \leq n_0$). Il faut donc chercher n_0 dans les environs du coude de la courbe $c(n)$ pour $n = 1, \dots, n_{\max}$ [23].

Dans le cas de processus réels, le coude peut ne pas se remarquer du tout. Alors, pour décider si le critère a cessé d'évoluer de manière significative et admettre l'ordre n correspondant comme n_0 , il est admis en général que:

$$C(n+1) \geq 80\% * C(n) \quad (5.6)$$

alors $n = n_0$

5.3.5 TEST STATISTIQUE (F-TEST) [24]

C'est un test statistique basé sur l'évaluation du rapport suivant :

$$t = \frac{V(m_1) - V(m_2)}{V(m_1)} \cdot \frac{N - 2 * m_2}{2(m_2 - m_1)} \quad (5.7)$$

$V(m_i)$: Fonction de perte

N : Nombre d'échantillons

m_i : Ordre du système

Ce rapport suit la loi de FISHER et permet de juger de l'indépendance de $(V(m_1)-V(m_2))$ et $V(m_1)$, cela pour un nombre d'échantillons N très grand. Un seuil de risque est défini, et à partir des tables donnant les valeurs de la fonction F donnée ci-après, t^* est déterminé.

$$F = F[2(m_2-m_1), N-2*m_2] \quad (5.8)$$

Si $t < t^*$ la probabilité de $V(m_2)$ est $Pv(m_1)$ et l'ordre est m_1 [24].

5.3.6 INTERCORRELATION ENTREE ET SORTIE

Le tracé de la fonction d'intercorrelation entrée et sortie permet de donner un aperçu sur l'échange entre l'entrée et la sortie. En réalité celle-ci doit osciller autour de l'axe zéro.

CHAPITRE: 6

PRATIQUE DE L'IDENTIFICATION

6.1 CONDITIONS D'EXPERIENCE

6.1.1 INTRODUCTION

Les dispositions à prendre lors d'une expérience de collection de données d'un processus sont en premier lieu d'une importance cruciale car cette étape est très critique pour le reste des étapes de la procédure d'identification. Faire une expérience sur un site industriel peut souvent engendrer des risques économiques considérables. Pour en faire face, l'expérience doit être soigneusement planifiée et exécutée d'une façon à garantir que la production normale ne soit pas perturbée pendant l'opération de la collection des informations sur le processus.

Une expérience réellement efficace n'est possible que si le processus et son environnement (les perturbations etc...) sont connus à priori. Une hypothèse paradoxale avec le but même de l'expérience. Par conséquent, des essais préliminaires sont nécessaires. Ces expériences préliminaires seront conçues pour donner des indications sur :

- La constante de temps maximale.
- L'amplitude permise de l'entrée.
- la présence de non linéarité, et de non stationnarité dans le processus.
- le niveau du bruit.

Cette procédure doit avoir un caractère itératif, puisque l'expérience actuelle permet de fournir des connaissances sur le processus et suggère la forme de la future expérience [3].

En pratique l'expérience inclue parmi d'autres, le choix du signal d'entrée, de la période d'échantillonnage, de la durée de l'expérience et du mode de l'identification (on-line ou off-line). Il est évident de se munir des moyens matériels nécessaires pour la génération des signaux d'entrée, le filtrage et le stockage des données acquises et des moyens de calcul [13]. Ces aspects pratiques seront exposés dans ce qui suit.

8.1.2 SIGNAL D'ENTREE :

Il est important de mentionner que certaines entrées sont meilleures que d'autres du point de vue de l'identification car Un essai statique, par exemple, ne pourra fournir que le gain du système.

Parmi les propriétés intéressantes du signal d'entrée, la faculté de ne pas perturber fortement le système. Il s'agit d'identifier une unité industrielle sans interrompre son fonctionnement normal, en particulier il ne faut pas trop éloigner la sortie du

point de fonctionnement choisi, c'est-à-dire que l'entrée doit, être autant que possible, à valeur moyenne nulle [9].

Afin de permettre l'identification de la partie contrôlable et observable du processus et stimuler tous les modes de sa dynamique, le signal d'entrée doit satisfaire certaines conditions telles la persistance de l'excitation et l'optimalité.

6.1.2.1 PERSISTANCE DE L'EXCITATION :

Le signal d'entrée doit, au minimum, exciter le processus avec persistance durant la période de mesure ou la collecte des informations. En d'autre terme, cela veut dire que le spectre du signal d'entrée doit être suffisamment riche pour exciter tous les modes dynamiques du processus durant l'expérience. (ASTROM and EYKOFF, 1971) [13].

6.1.2.2 OPTIMALITE

l'exigeance sur le signal d'excitation est tel qu'il minimise certaines erreurs du modèle dues aux perturbations, aux contraintes sur les entrées et sorties et à la période de mesure. Ceci est demandé dans le cas où le temps d'expérimentation est limité pour des raisons relatives aux conditions d'opération ou de coût.[13]

6.1.3 DUREE DE L'EXPERIENCE

La variance des estimations est souvent inversement proportionnelle à la durée de l'expérience, qui doit donc être aussi longue que possible afin d'améliorer la précision de l'identification. Souvent il est souhaitable de réaliser beaucoup d'essais (d'expériences) de telle sorte que la stationnarité du processus peut être évalué (fixe ou imposée) et d'augmenter ainsi la probabilité d'identifier un modèle représentatif du processus [3]. Il est important de mentionner que, la durée de l'expérience doit être supérieure ou égale à la plus grande des constantes de temps du processus.

6.1.4 VITESSE D'ECHANTILLONNAGE

La question du choix de la fréquence d'échantillonnage des signaux du système est liée avec la largeur de la bande du signal d'entrée. Cette fréquence doit être assez rapide afin d'extraire toutes les informations disponibles et indépendantes dans le signal d'entrée [3]

A partir de là, un choix judicieux de la période d'échantillonnage est exigé afin d'aboutir à une bonne identification du processus. Ce choix dépend essentiellement de trois considérations :

- L'application du modèle.

- La précision du modèle .

- Les problèmes numériques

Ces aspects feront l'objet de la matière suivante

6.1.4.1 APPLICATION DU MODELE

Si le but final de l'identification est l'élaboration d'un système de contrôle digital, le choix de la période d'échantillonnage a une grande importance et dépend, entre autres, de la performance du contrôle, du type de la stratégie de contrôle et du spectre des perturbations. [13]

En général, 6 à 15 échantillons pour 95% du temps de réponse du processus sont un bon choix pour un algorithme de contrôle PID [13].

6.1.4.2 PRECISION DES RESULTATS DU MODELE

Le choix convenable de la période d'échantillonnage est primordial puisqu'il a une influence directe et très importante sur la structure et les paramètres du modèle à estimer. La période d'échantillonnage ne doit être ni petite ni grande. [13]

6.1.4.3 PROBLEMES NUMERIQUE

Les conséquences du choix d'une mauvaise période d'échantillonnage apparaissent directement sur la matrice des informations constituée à partir des

données de l'entrée et de la sortie collectées. Si la période d'échantillonnage est petite, elle rend, approximativement, linéairement dépendant le système d'équations régissant le fonctionnement du processus. Si par contre, elle est grande, des informations nécessaires sont perdues et le modèle construit est inexacte. Cependant, le choix adéquat de la période d'échantillonnage dans beaucoup de cas n'est pas un problème critique puisque l'espace d'un choix possible entre la plus petite et la plus grande est relativement large. De bonnes expériences ont été réalisées avec la règle donnée comme suit [13] :

$$T_s \times N / T_o = 5 \dots 15 \text{ échantillons} \quad (6.1)$$

6.2 MODES D'IDENTIFICATION [13]

Suivant l'objectif de l'application du modèle du processus et la puissance de calcul disponible, deux types de procédures d'identifications peuvent être performés :

6.2.1 IDENTIFICATION OFF-LINE :

Après échantillonnage, les données entrée et sortie du processus sont collectées et stockées (Disque, bande magnétique, etc...). Plus tard, elles sont transférées dans un ordinateur qui permet de mettre en place des algorithmes d'estimation des paramètres des modèles

discrets des processus.

6.2.2 IDENTIFICATION ON-LINE :

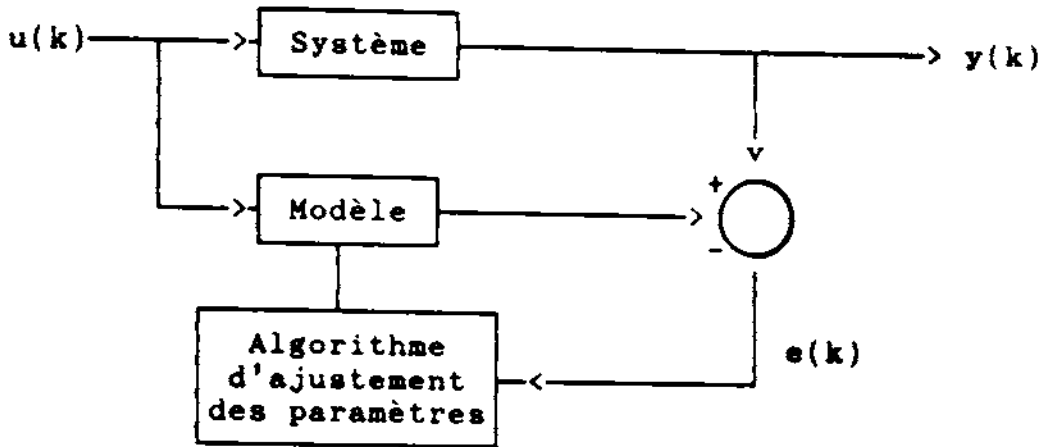
la procédure d'identification du modèle du processus est réalisée au fur et à mesure de l'arrivée des valeurs de l'entrée et de la sortie. Aussi deux manières de traitement sont possibles : Le traitement en " temps réel " où les données sont évaluées immédiatement après chaque échantillonnage ce qui n'exige pas les moyens de stockage, et Le traitement par lot où les données sont stockées et traitées par lot .

Pour les deux modes d'identification cités ci-dessus, les algorithmes utilisés sont de deux types, direct ou récursif. Mis à part le traitement en temps réel qui utilise des algorithmes récursifs, les autres peuvent exploiter des algorithmes aussi bien récursifs que directs.

6.3 IDENTIFICATION EN BOUCLE OUVERTE OU FERMEE

Pour les méthodes d'estimations des paramètres, on distingue les algorithmes d'estimation en boucle ouverte ou fermée voir la figure(6.1). Dans ce dernier cas, on soumet le modèle aux mêmes entrées que le système, puis on ajuste les paramètres de manière à ce que l'erreur entre la sortie du système et celle du

modèle soit minimale suivant un critère donné. La méthode d'identification apparait donc comme une procédure itérative car le calcul servant pour l'ajustement du modèle est récurrent.



Fig(6.1) Diagramme de l'identification avec ajustement des paramètres du modèle

6.4 FILTRAGE DES DONNEES

Les signaux d'entrées et de sorties sont généralement dotés de composantes continues inconnues et perturbées par un bruit comportant de basses et hautes fréquences. Il sont de la forme :

$$u(k) = u(k) - u_{00} \quad (6.2)$$

$$y(k) = y(k) - y_{00} \quad (6.3)$$

En identification, il s'agit de les identifier et de les éliminer avant d'entamer une quelconque procédure parce qu'elles ne peuvent l'être au cours de n'importe quelle méthode d'identification [8].

CHAPITRE: 7

**ASPECTS INFORMATIQUES DU
LOGICIEL ET UTILISATION**

7.1 INTRODUCTION

C'est un logiciel basé sur quatre méthodes d'estimation des paramètres utilisant un modèle dynamique linéaire monovariable. Ce logiciel permet, à partir d'un fichier temporel discret, l'identification de modèle linéaire, type fonction de transfert. Dans ce qui suit, certaines caractéristiques de ce logiciel, tant internes qu'externes vont être présentées .

7.2 CARACTERISTIQUES DU LOGICIEL

7.2.1 INTERACTIVITE

Le logiciel est réalisé de telle sorte qu'un dialogue logique s'instaure entre l'utilisateur et la machine hôte et cela à partir d'une console alphanumérique qui permet l'entrée de commandes et l'impression des résultats. Aussi, l'utilisateur a la possibilité de changer de méthodes d'estimation à chaque fois que le besoin se fait sentir, une fois qu'il juge que les méthodes utilisées jusque là ne donnent pas les résultats escomptés. Des facilités lui sont octroyées afin de revenir à chaque fois au programme principale de gestion de tous les modules et programmes implémentés.

7.2.2 ASPECTS NUMERIQUES

Les qualités internes se caractérisent par le choix de méthodes de calcul numérique robustes et stables. les méthodes de GOLUB - HOUSHOLDER et CHOLEVSKI sont toutes exploitées afin d'assurer des résultats numériques de qualité

7.2.3 MODULARITE

En plus de la nature de la procédure d'identification, le logiciel doit être évidemment modulaire car c'est une condition nécessaire pour arriver à mettre en oeuvre des programmes aussi importants. Il doit être étudié pour permettre d'ajouter facilement de nouvelles méthodes d'estimation ou de nouveaux algorithmes de calcul [16]. Cette architecture permet la réduction de la taille du programme, sa lisibilité, sa souplesse d'utilisation et sa maintenabilité. Ainsi défini, des modifications peuvent être effectuées si elles sont opportunes.

7.2.4 EXPLOITATION DE LA MEMOIRE DISPONIBLE

Pour une meilleur fonctionnalité du logiciel, une utilisation à bon escient de la mémoire disponible s'avère une contrainte importante dont il faut tenir compte. En plus de l'espace mémoire occupé par le programme source et par le programme compilé, il a été nécessaire de limiter le nombre des données à utiliser

diminuant par ce choix imposée, la précision et la convergence du modèle sur le processus qui dépendent pratiquement du nombre d'échantillons utilisés. Aussi et dans un soucis de gain d'espace mémoire, les mesures d'entrée et de sortie et les résultats de différents calculs intermédiaires sont stockés en simple précision.

7.2.6 LANGUAGE UTILISE

Le langage dans lequel le programme source a été implémenté est le FORTRAN. Celui-ci a été choisi pour les raisons suivantes [7]:

- Sa simplicité relative et sa commodité (mise a part le problème du format).

- Les types arithmétiques standards couvrent les besoins des applications scientifiques.

- Bon mécanismes de sous programmes permettant une écriture modulaire.

- Assez bonne portabilité des programmes.

- L'atout principale du FORTRAN, est tout l'ensemble de bibliothèques de sous programmes dans tous les domaines d'applications scientifiques (mathématiques, statistiques, physiques, biologie...) dans lesquelles on peut puiser sans fin. Ces bibliothèques ont été développées à cause de l'énorme diffusion de FORTRAN, et maintenant elles concourent à maintenir cette diffusion. N'étant pas bien structuré tel que le PASCAL par exemple et donc mal adapté à construire

l'ossature interactive homme-machine, il a été fait appel à un deuxième langage le TURBOBASIC en l'occurrence qui est très distribué et donc très disponible. Le graphisme est assuré grâce au SIMPLEPLOT dont les conséquences sont telles que le logiciel acquière un degré d'intégrité non négligeable.

7.2.6 ARCHITECTURE DU LOGICIEL

Le logiciel en question obéit à une architecture modulaire voir figure (7.1) . Un certain nombre de programmes qui le composent offrent la possibilité de visualiser des courbes, permettant à l'utilisateur de donner un jugement de valeur sur la fidélité et la précision du modèle identifié. Dans un souci de maintenabilité du logiciel des options peuvent être ajoutées afin de satisfaire des demandes futures

7.3 UTILISATION DU LOGICIEL

Dans ce qui suit, un exposé sur l'utilisation pratique du logiciel conçu, en fonction de la méthodologie d'identification va être présenté. Cette méthodologie est telle que, le meilleur modèle, type fonction de transfert, puisse être retrouvé, à partir des données du processus et cela selon un critère dûment choisi. A cet égard, le logiciel permet à l'utilisateur, d'arriver à cet objectif.

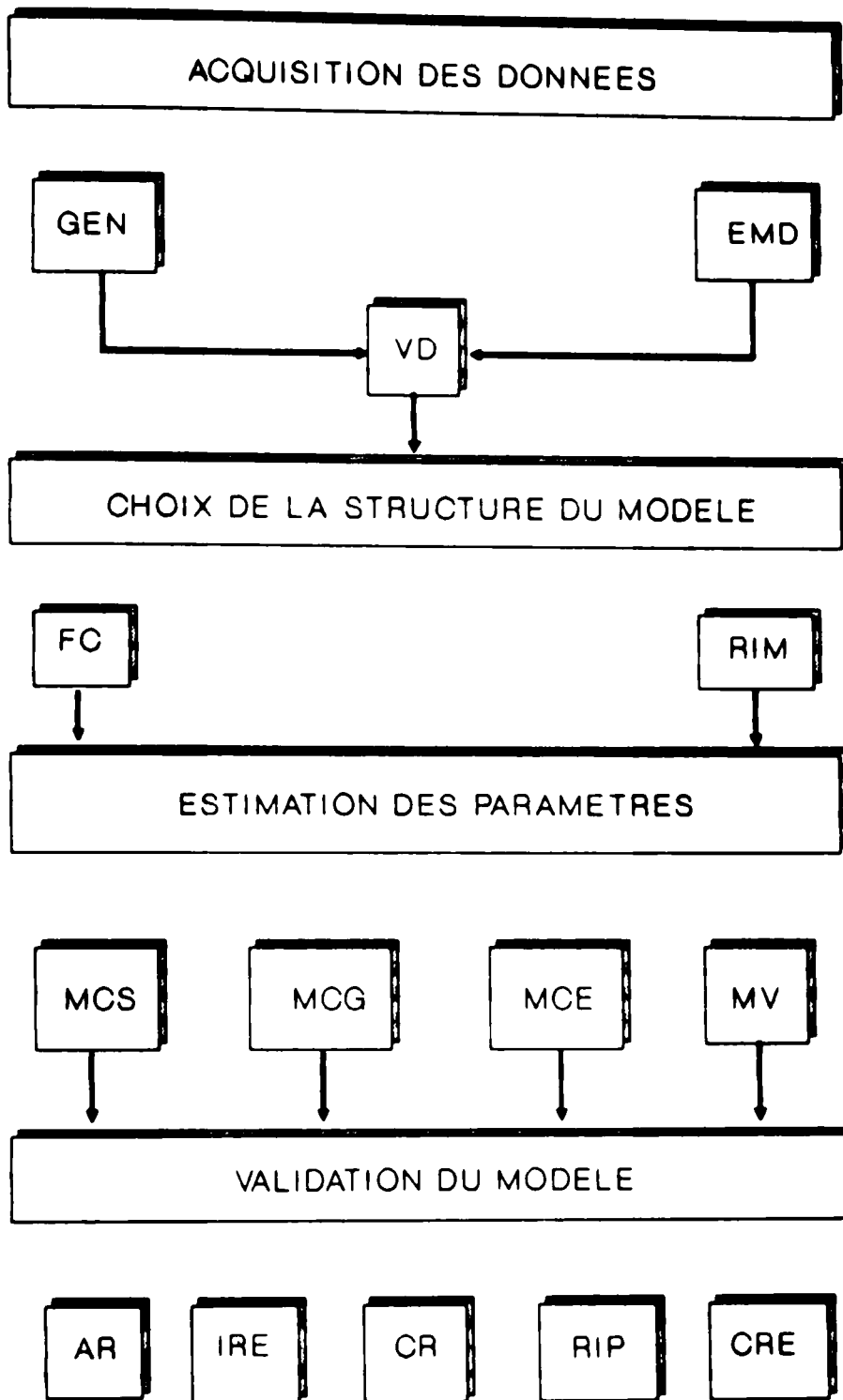


Fig. 2.1 DIAGRAMME SCHEMATIQUE DU LOGICIEL

D'une façon générale, pour identifier un processus, il faut disposer d'une certaine quantité d'informations sur lui. Dans le cas ci-présent, Un essai d'acquisition de données est simulée par le programme " GEN " et les résultats sont stockés dans le fichier unique de mesures temporelles discrètes " F ". Ensuite, l'utilisateur définit la méthode d'estimation qui doit être mise en oeuvre, Il y'en a quatre. Dans chaque méthode, il doit définir, auparavant, la structure du modèle (degré du numérateur, degré du dénominateur, retard du système etc...), le nombre de données à utiliser. Dans la méthode du maximum de vraisemblance et celle des moindres carrés étendus, il y'a en outre, la définition des paramètres de la structure du filtre du bruit.

Enfin et avant de commencer l'estimation des paramètres, il faut désigner le fichier d'où il faut puiser les données caractérisant le processus en termes de son entrée et sa sortie. Les résultats seront affichés sur écran selon une disposition qui va être présentée ultérieurement. Si le modèle obtenu satisfait l'utilisateur à tout point de vue (numérique, graphique) en vérifiant les différents tests de validations. La session avec ce logiciel est terminée et les résultats obtenus sont sauvegardés en vue d'une exploitation

ultérieure.

7.4 SESSION AVEC LE LOGICIEL

Le logiciel est mis en marche en activant son nom, " icos " après lequel un menu principal est affiché contenant les options suivantes:

-IDENTIFICATION
-FIN DE SESSION

Le choix de l'une des options se fait en déplaçant le curseur (zone lumineuse) vers l'option désirée, à l'aide de la touche <↓> ce choix est ensuite validé en tapant sur la touche <RETURN>.

7.5 DESCRIPTION DES OPTIONS DU MENU PRINCIPAL

En choisissant l'option identification, un autre menu apparait contenant les options suivantes :

- ACQUISITION DES DONNEES.
- CHOIX DE LA STRUCTURE DU MODELE
- ESTIMATION DES PARAMETRES.
- VALIDATION DU MODELE.

7.5.1 ACQUISITION DES DONNEES

Si le choix est porté sur cette option, un menu est affiché et comprend :

- GENERATION DES DONNEES
- ENTREE MANUELLE DES DONNEES
- UTILISATION D'UN FICHIER PREEEXISTANT CONTENANT LES DONNEES.
- VISUALISATION DES DONNEES.

7.5.1.1 GENERATION DES DONNEES

Dans cette option, il est fait appel au programme "GEN". Il permet de générer artificiellement des données en simulant un système de fonction de transfert de la forme :

$$G(z) = \frac{b_0 + b_1 \cdot z^{-1} + \dots + b_m \cdot z^{-m}}{1 + a_1 \cdot z^{-1} + \dots + a_n \cdot z^{-n}}$$

où n: ordre du modèle.

Les entrées disponibles pour exciter le système sont:

- Echelon (amplitude variable).
- Séquence binaire pseudo aléatoire (SBPA,

amplitude variable).

Ce système peut être contaminé par du bruit ou non. Le bruit pouvant être blanc ou coloré. Dans ce dernier cas, on a adopté pour modèle du bruit une fonction de transfert de la forme :

$$H(z) = \frac{1 + C(z^{-1})}{1 + D(z^{-1})}$$

Suivant le cas, on a donc les possibilités ci-après :

- Système sans bruit, soumis à un échelon .
- Système avec bruit blanc, soumis à un échelon.
- Système avec bruit coloré, soumis à un échelon.

De la même manière avec une SBPA, soit donc six possibilités au totale. Les spécifications du modèle sont donc demandées au fur et à mesure à l'utilisateur afin d'arriver à son but. A la fin de la campagne d'acquisition des données, un message de la forme "SAVE (O/N)" est affiché et signifie à celui ci, s'il veut sauvegarder les résultats ou non.

7.5.1.2 ENTREE MANUELLE DES DONNEES

Les données sont introduites par l'intermédiaire de la console alphanumérique en passant par le programme " EMD ".

7.5.1.3 UTILISATION D'UN FICHIER PREEXISTANT.

Dans ce cas, le logiciel invite l'utilisateur à utiliser directement son fichier, puisque dans les méthodes d'estimation implémentées, le fichier contenant les données est demandé explicitement afin de le traiter

7.5.1.4 VISUALISATION DES DONNEES

Le programme " VD " permet de tracer les courbes d'entrées et de sorties en fonction du temps. A partir de ce programme

l'utilisateur peut:

- Vérifier et éliminer les points absurdes .
- Répartir les données en deux ensembles s'il le désire l'un servant à l'estimation et l'autre à la validation .

7.5.2 CHOIX DE LA STRUCTURE DU MODELE

Le choix de cette option fait afficher sur l'écran le menu qui suit:

- REPONSE IMPULSIONNELLE
 - ANALYSE DE LA FONCTION DE COUT

Le tracé de la réponse impulsionnelle permet de suggérer la structure du modèle de comportement du processus. L'analyse de la caractéristique de la fonction du coût permet de confirmer ou d'infirmier le choix fait auparavant.

7.5.3 ESTIMATION DES PARAMETRES

Une fois cette option choisie, un menu apparait comprenant les options d'algorithmes d'estimation des paramètres suivant :

- MOINDRES CARRES SIMPLES
- MOINDRES CARRES GENERALISES
- MOINDRES CARRES ETENDUS
- MAXIMUM DE VRAISEMBLANCE

L'exécution de ces options fait activer les programmes : "MCS" , "MCG" , "MCE" , " " et "MV" .

7.5.4 VALIDATION DU MODELE

La validation du modèle permettra de savoir s'il a été fait le bon choix ou s'il faut recommencer l'étude avec une classe de modèles plus adéquate. Dans cette optique, il y'a un choix entre plusieurs programmes présentés dans le menus suivant :

- AUTOCORRELATION DES RESIDUS
- INTERCORRELATION RESIDUS-ENTREE
- COURBES DES RESIDUS
- SUPERPOSITION DES COURBES REELLES ET ESTIMEE
- REPONSE IMPULSIONNELLE

La qualité du modèle obtenu est mise en exergue en étudiant la blancheur des résidus par l'activation du programme " AR " (autocorrélation des résidus) ceci est motivé par (VAN DEN BOOM, 1982) [23] :

- La qualité de certains estimateurs se dégrade si l'erreur de prédiction n'est pas blanche .

- Une erreur de prédiction coloré peut contenir de l'information sur le processus.

le choix de la deuxième option fait exécuter le programme " IRE " qui permet de faire voir à l'utilisateur si certaines informations sur le processus subsistent dans le résidu ou non. Le programme " CR ", mis en marche par le choix de l'option courbes des résidus montre si celle-ci est aléatoire c'est à dire, si le résidu est blanc ou non.

En choisissant l'option superposition des courbes réelles et estimées, on se donne l'outil (programme " CRE ") de comparaison directe des comportements du

processus et de son modèle, malgré qu'il est connu que le modèle ne peut recouvrir toutes les dynamiques du processus. L'option réponse impulsionnelle, (programme "RIP") permet de tracer la réponse impulsionnelle du modèle et permet sa comparaison avec celle du système.

7.6 ILLUSTRATION

A titre illustratif, un exemple va être traité pour mettre en relief les grandes lignes de la méthodologie de l'identification des systèmes dynamiques linéaires, et les capacités (flexibilité et performance) de ce logiciel. Cet exemple est :

$$y(i) = \frac{1+0.5.z^{-1}}{1-1.5.z^{-1}+0.7.z^{-2}} u(i) + \frac{1}{1-1.5.z^{-1}+0.7.z^{-2}} .\epsilon(i)$$

où $\epsilon(i)$ est un bruit blanc (dont les caractéristiques statistiques seront données lors de l'essai pour l'acquisition des données).

$u(i)$ est une SBPA de niveau ± 1 et de longueur 127.

Comme exemple de méthode d'estimation, on va utiliser la méthode des moindres carrés étendus " MCE " qui utilise un modèle autoregressif pour le bruit après avoir simulé l'expérience (emploi du programme " GEN ") sur le processus pour l'acquisition des données.

" GEN " est un programme interactif entre l'utilisateur et la machine afin de générer artificiellement des données. Les résultats obtenus, après avoir été visualisés (pour un dépistage et donc défalcation éventuel de valeurs érronées), seront stockés dans un fichier unique " F ". L'organisation des résultats dans ce fichier " F " sera faites en deux colonnes, la première représentant l'entrée du processus, la seconde la sortie du processus et chaque ligne indiquera alors l'instant d'enregistrement de l'entrée et de la sortie du processus.

Après avoir activé le programme " Gen ", le dialogue se déroule comme suit :

```
*****  
GENERATION ARTIFICIELLE DES DONNEES  
*****
```

Le système est-il bruité ? (1=oui)

1

Entrer na et nb :(degré du dénominateur et du numérateur de la fonction de transfert du processus à générer).

2

2

Entrer ai,bi : coefficients des polynômes de degré na,nb.

a1 = -1.5
a2 = 0.7
b0 = 0.
b1 = 1.
b2 = 0.5

200 Entrer le nombre de donnée désiré

Choisir l'entrée (1 ou 2)
 (1) ECHELON
 (2) SBPA

2

Entrer amplitude et ordre de la SBPA

1
 7

Le bruit est-il blanc ?
 **** (1) = Oui ****

0

Faites entrer la moyenne et la variance du bruit

0.
 0.9

Entrer n_c et n_d : degré des polynôme C et D:
 le modèle du bruit a pour fonction de transfert:
 $(1+C)/(1+D)$

2
 0

Entrer tous les c_i puis tous les d_i : coefficients
 du modèle du bruit dans l'ordre croissant.

-1.5
 0.7

**** Voulez vous visualiser les données avant de ****
 **** les sauvegarder ?****
 ***** 1 = oui *****

1

Quel est le nombre de données à employer ?

100

Après la visualisation des données voir figure (7.1) le
 message suivant apparait:

**** Voulez vous sauvegarder les données ****
 *** 1 = oui ***

1

Arrivé à ce stade, l'acquisition des données est terminée et il reste à l'utilisateur de désigner la méthode d'estimation des paramètres qu'il juge adéquate pour la résolution de son problème. En ce qui nous concerne, on choisit la méthode des moindres carrés étendus " MCE " afin de pouvoir estimer, aussi bien les paramètres du système que ceux du modèle du bruit. L'estimation se déroulera de la manière suivante par la mise en fonction du programme " MCE "

FAITES ENTRER LES N, D, R, S et T où

N: nombre de données
D: retard du modèle
R: ordre du modèle
S: degré du numérateur de la fonction de transfert du modèle.
T: ordre du modèle du bruit.

80
1
2
2
2

Tapez le nom du fichier où se trouvent les données
f

Les résultats de l'estimation apparaissent à l'écran
comme suit:

Modèle postule par MCE : Ordre : 2
 Retard: 1

Fonction de pertes : 5.013616E-008
variance : 5.570684E-008

Paramètres estimés

a1 = -1.5000030 ± 4.442223E-009
a2 = 6.999434E-001 ± 4.325970E-009
bo = -1.137218E-005 ± 6.401304E-009
b1 = 1.0000130 ± 6.392257E-009
b2 = 5.000370E-001 ± 7.309663E-009
c1 = 40.3062600
c2 = 45.8603000

le premier reflexe que pourrait faire l'utilisateur est de comparer ces paramètres avec ceux du systèmes réel, ce qui est en soit légitime. Cependant, il faut savoir que l'on cherche une identité de comportement et non de structure.

Pour cette raison, l'utilisateur pourra tester sa validité à partir de programmes conçus à cet égard. En ce qui nous concerne, on opte, par exemple, pour celui qui réalise la superposition des courbes réelle et estimée " CRE ". Ce programme permet la comparaison du comportement du processus et de son modèle dans un contexte bien défini, à savoir celui où l'acquisition des données a été faites. Le résultat est montré sur la figure (7.3) et qui indique clairement que le modèle

représente bien le processus.

D'autres tests de validation graphique peuvent être utilisés en activant les programmes "CR" voir figure (7.4) (courbe des résidus), "AR" figure (7.5) (autocorrelation des résidus), "IRE" voir figure (7.6) (intercorelation des résidus avec l'entrée).

La visualisation de ces courbes permet à l'utilisateur, de vérifier la blancheur des résidus ou de constater le degré d'échange entre le signal du résidus et celui de l'entrée. Ceci aidera l'utilisateur à prendre une décision concernant la validité du modèle obtenue par cette méthode et par conséquent déceler les modifications à porter sur le modèle actuel.

On notera enfin la qualité des paramètres a_j et b_j du modèle déterministique du processus obtenue. Comme on le constate, la qualité des paramètres c_j du modèle du bruit ne semble pas influencer outre mesure celle des paramètres a_j et b_j .

En ce qui concerne la structure du modèle, et avant d'entamer la procédure de validation du modèle obtenu, l'analyse de la caractéristique de la fonction de coût peut confirmer ou infirmer le choix fait auparavant.

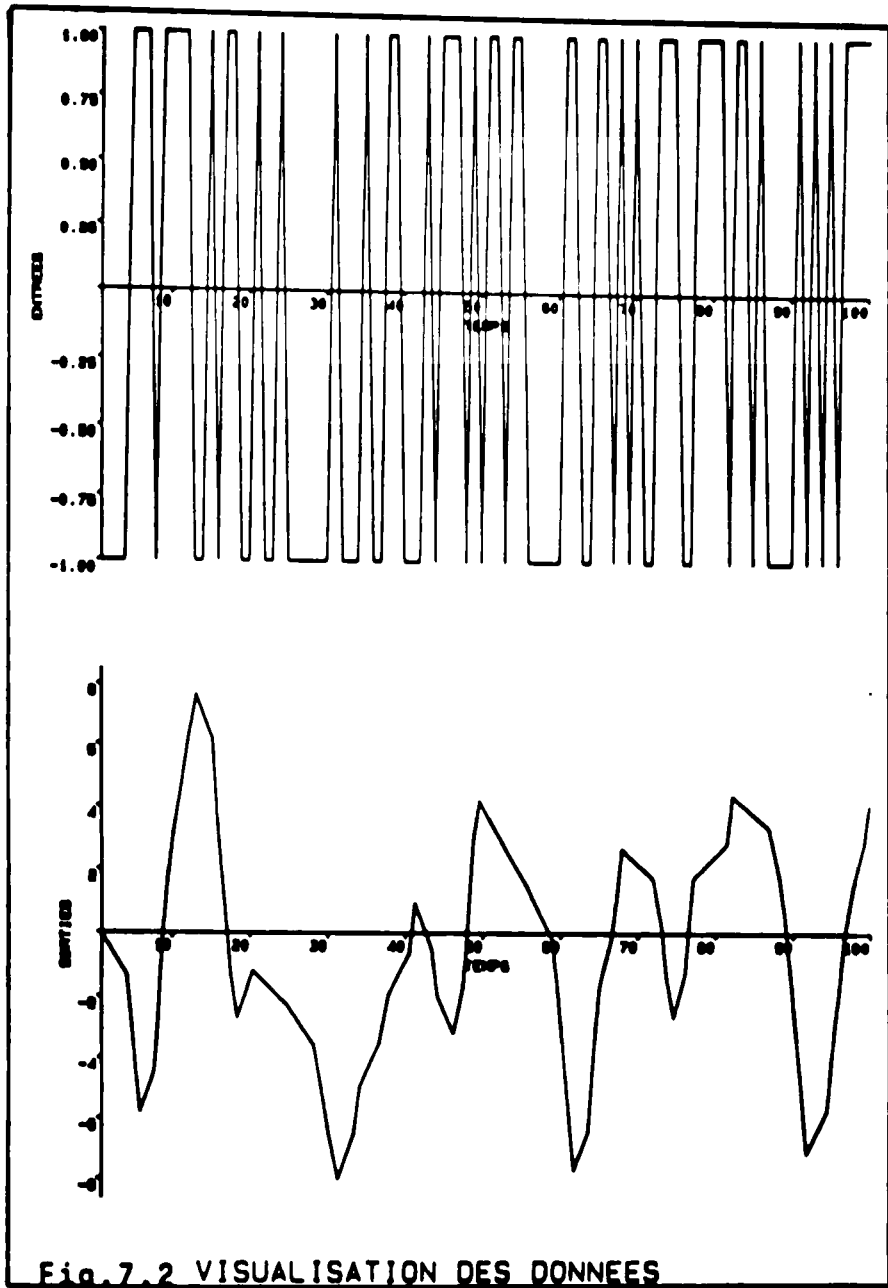


Fig. 7.2 VISUALISATION DES DONNEES

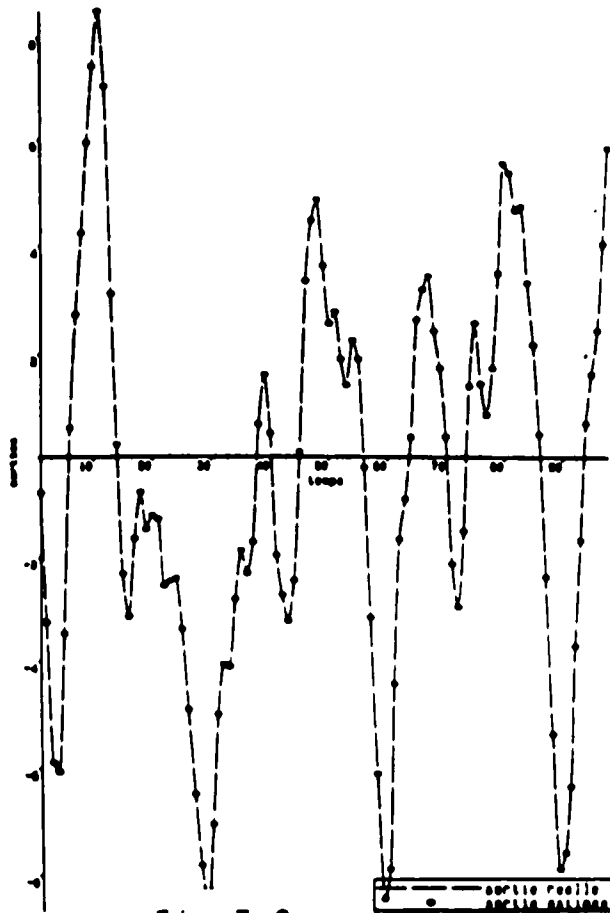


Fig. 7.3

SUPERPOSITION REELLE ET ESTIME

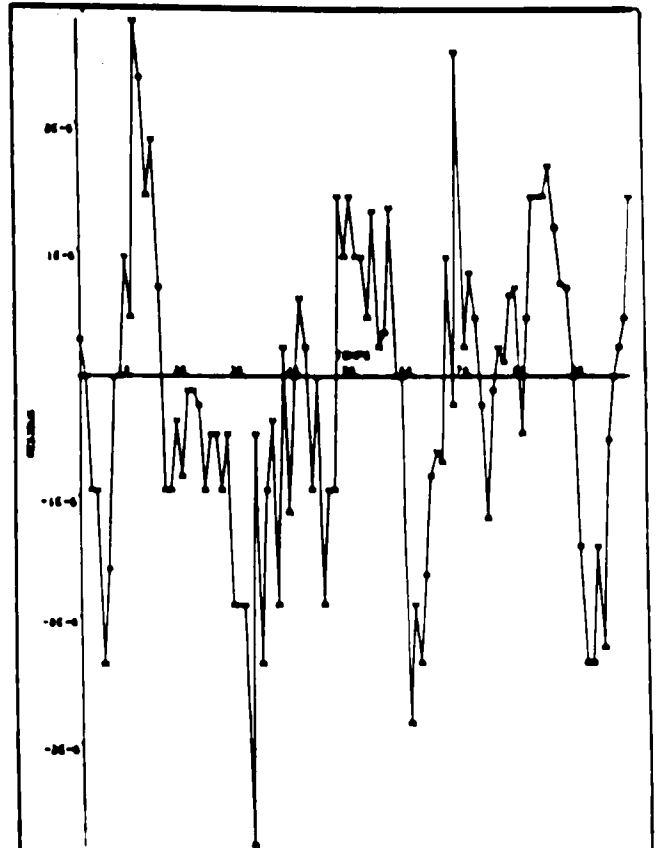


Fig. 7.4 COURBE DES RESIDUS

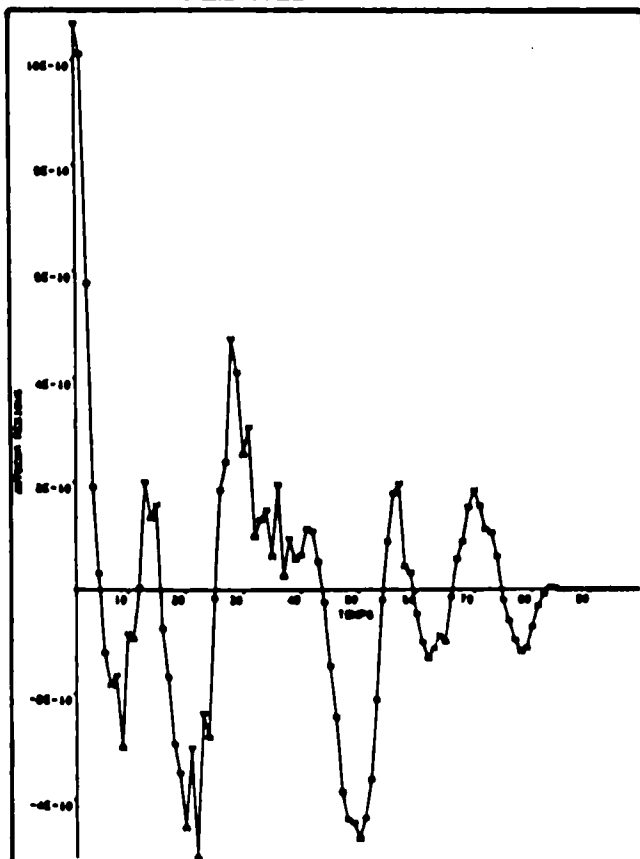


Fig. 7.5 AUTOCORRELATION RESIDUS

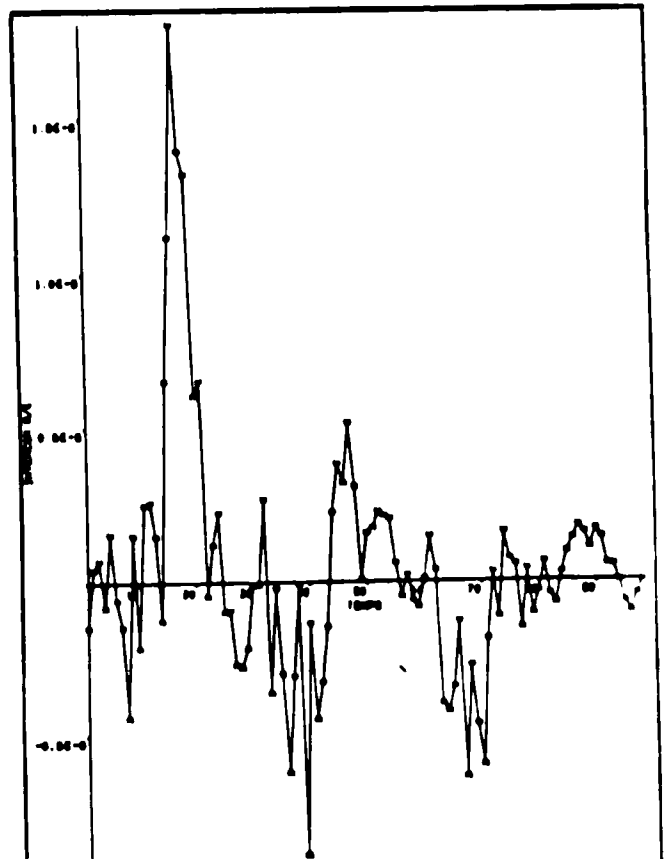


Fig. 7.6 INTERCORRELATION RESIDUS/ENTREES

CONCLUSION GENERALE

CONCLUSION GENERALE

L'identification n'est pas une recherche mathématique ni une technique de mesure. C'est un domaine qui nécessite des moyens matériels, des connaissances sur le processus à identifier et des connaissances sur des concepts théoriques telles que, les méthodes d'estimation des paramètres, les tests de validation de modèle etc...

Le travail que l'on a accompli est conforme aux objectifs fixés, à savoir comme premier objectif, une recherche bibliographique dans le domaine de la technique de l'identification des systèmes et qui a servi comme base théorique pour la réalisation de notre deuxième objectif en l'occurrence, la conception d'un logiciel pour l'identification du modèle d'un système dynamique linéaire monovarié. Ce logiciel a été réalisé selon les étapes de la méthodologie de l'identification telle qu'elle a été exposée au second chapitre non sans avoir rencontré quelques problèmes, que l'on a estimé nécessaire de soulever .

Des simplifications ont été nécessaires quant au nombre de points (de données) qu'il faut utiliser, ce qui peut ne pas avoir représenté toute la dynamique du processus. Les conséquences immédiates se répercutent

sur le modèle de conduite du système et donc, sur le système de commande du processus. Ces simplifications sont dues essentiellement à un problème de mémorisation (dépassement de la capacité mémoire) de la machine qui est un micro ordinateur. Des améliorations pourront être effectuées sur le logiciel afin d'éviter ce genre de problème et le rendre plus efficace .

La recherche par le logiciel des résultats numériques de qualité a eu pour conséquences l'utilisation de méthodes de résolution numériques adéquates, stables en la circonstance, notamment les méthodes, de Cholevski, de Golub-householder.

Le mode de commande du logiciel choisi est celui où l'utilisateur dialogue avec le système par des choix dans des menus successifs. Ayant codé tous les programmes en FORTRAN, celui-ci ne se prêtait pas à la réalisation de l'interface homme machine adéquate. Afin d'arriver à cette fin, il a fallu alors faire usage d'un autre langage en terme du TURBOBASIC.

L'intégrité d'un logiciel est par définition " un programme fermé qui peut traiter le problème de l'utilisateur du début jusqu'à la fin en lui masquant tout aspect informatique " [16]. En ce qui nous concerne, on n'en est pas là puisque celui qu'on a

conçu est un ensemble de programmes (modules) pouvant être gérés à partir d'un module principale ou être activés indépendamment les uns des autres et peuvent alors donner une solution du problème à partir du fichier des mesures expérimentales du processus.

Malgré ces contraintes, l'utilisation pratique par l'application du logiciel conçu sur des processus donnés sous forme de fonction de transfert, comme celui illustré sur cette thèse, a été jugé de manière positif par les résultats obtenus (numérique ou graphique) des différents tests de validation. Des améliorations pourront être effectuées sur le logiciel afin de perfectionner, d'enrichir et de diversifier cet effort. Dans cette optique et dans le cadre d'un développement éventuel du logiciel, on suggère les axes de travail suivants :

Le logiciel conçu ne prend en compte que le cas où l'identification a lieu dans le domaine du temporel discret. Alors, son développement pourra ce faire dans les domaines du temporel continu, fréquentiel discret et fréquentiel continu.

Pour rendre le logiciel plus complet et donc plus efficace, on suggère l'implémentation de nouvelles méthodes d'estimations des paramètres, de nouveaux tests de validation des modèles, de nouvelles méthodes d'aides

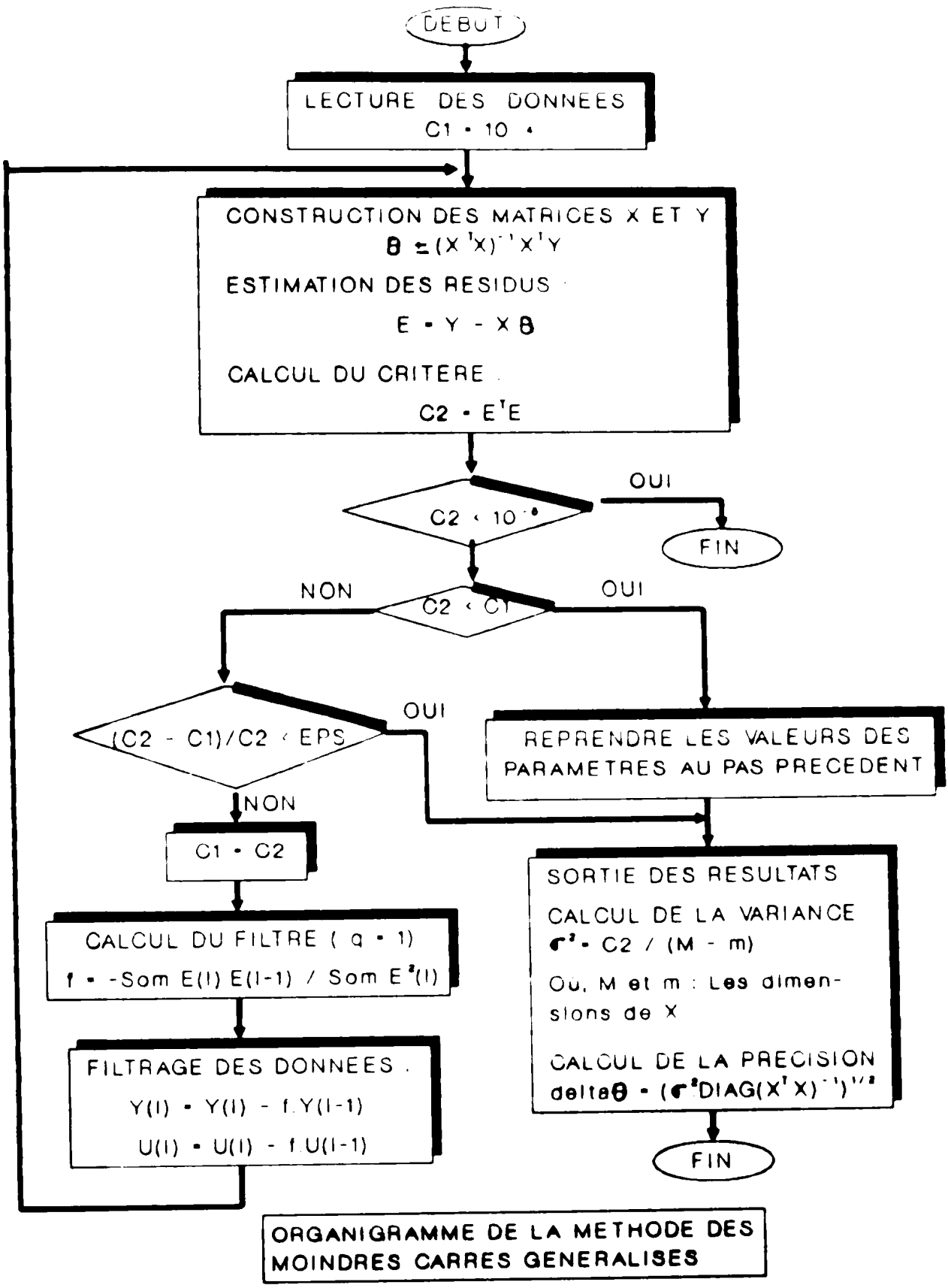
au choix objectif de la structure du modèle et de nouveaux algorithmes de calcul.

Prise en compte de la propriété des systèmes réels à savoir leur caractère multivariable et donc orienter le travail de recherche dans cette direction.

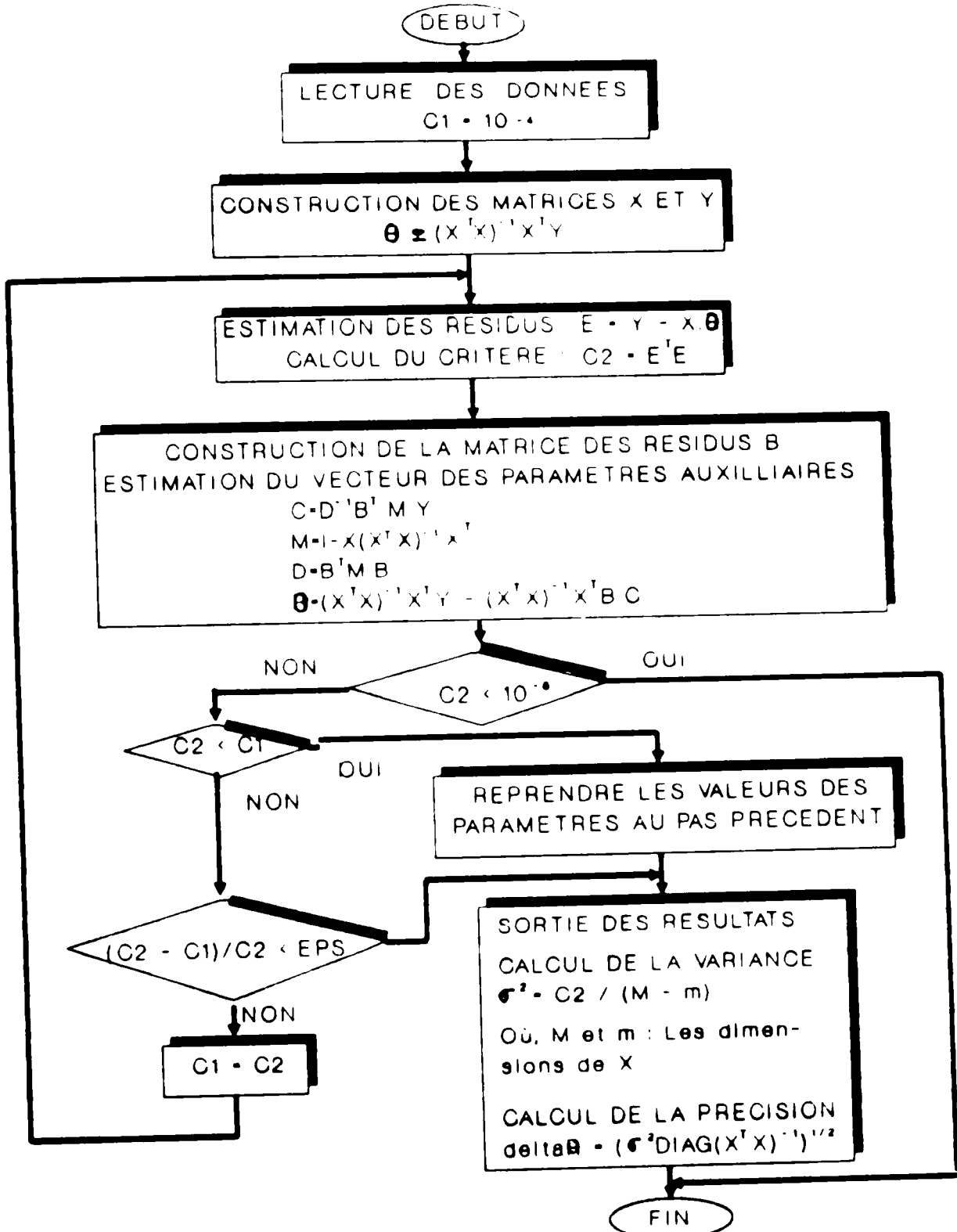
Le logiciel réalisé n'a pas la prétention de résoudre tous les problèmes de l'identification des systèmes dynamiques linéaires monovariables. Cependant, il a été structuré de telle manière à ce que d'autres algorithmes ou programmes de calculs puissent être ajoutés sans difficultés. Ainsi, ce logiciel peut servir de base à des développements futurs.

Enfin et pour conclure, il est primordial de savoir que, quelque soit le logiciel utilisé, les résultats obtenus ne dépendent essentiellement que des capacités et du savoir faire de l'utilisateur, bien que des systèmes experts introduits aident à contribuer dans ce sens et pour rendre disponible une telle rare expertise.

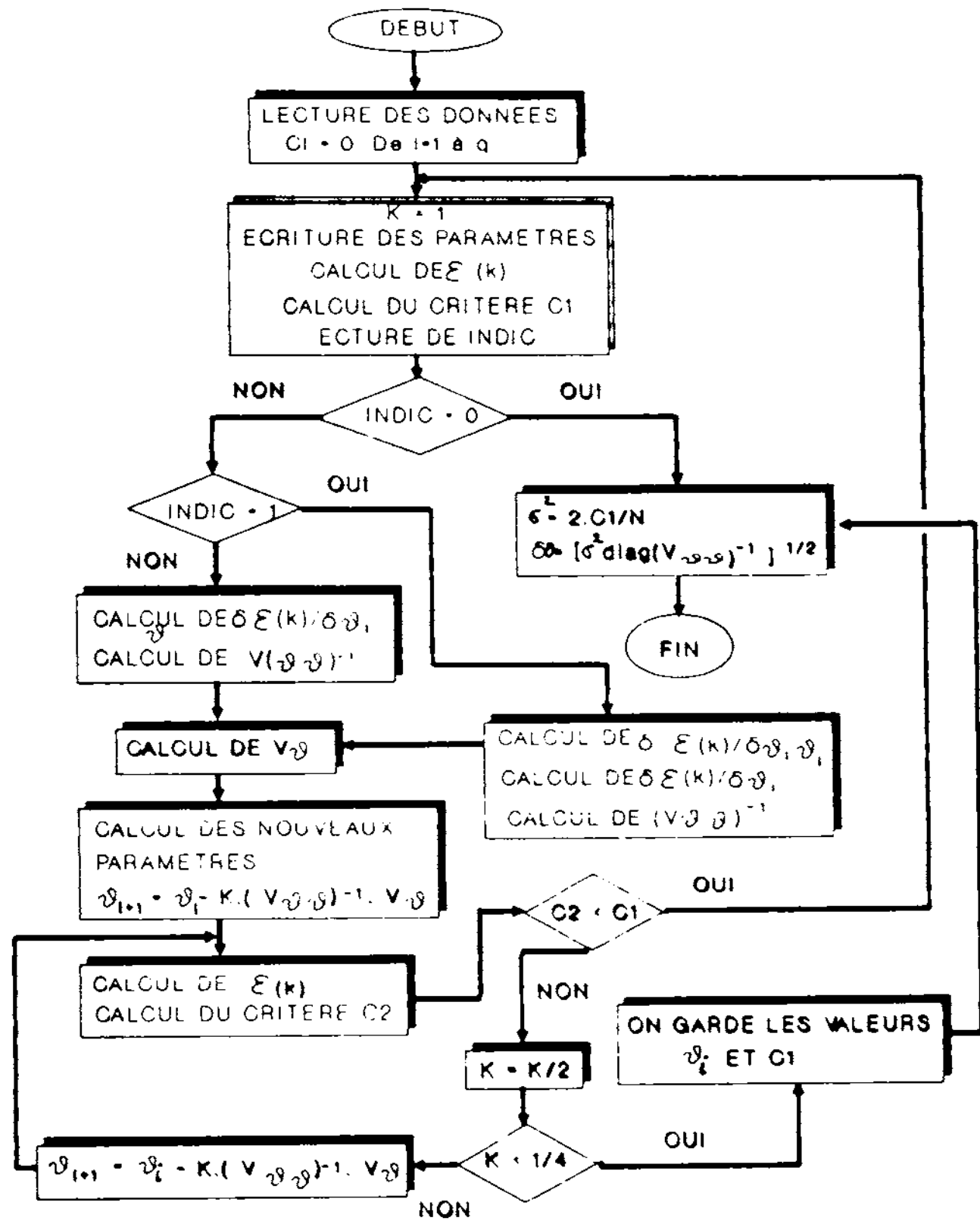
ANNEXES



ANNEXE A



ORGANIGRAMME DE LA METHODE
DES MOINDRES CARRÉS ETENDUS



ORGANIGRAMME DE LA METHODE DU MAXIMUM DE VRAISEMBLANCE

REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] BARRAUD.A.Y
" Identification des systemes ", GRENOBLE , 1986

- [2] BARRAUD.A.Y
" L'identification:une techniques d'un autre type ?"
APII -RAIRO, vol 20, N°5, 1986.

- [3] Dr. S.A. BILLINGS
" System identification. Case study.Examples "

- [4] Dr. S.A. BILLINGS
" Practical system identification "

- [5] BOHLIN. T.
" On the maximum likelihood method of identification "
IBM Nordic laboratory report.
Technical report, 1970.

- [6] BOUMAH RAT.M, GOURDIN.A
" Méthodes numériques appliquées "
O.P.U, 1983.

- [7] Daniel Jean-David
"Le langage FORTRAN", Ed TESTS, 1984.

- [8] K.H.FASOL and H.P.JÖRGL
" Principles of model building and identification "
Automatica, vol 16, pp 505-518, 1980.

- [9] FOULARD.C, GENTIL.S, SANDRAZ.J.P
" Commande et regulation par calculateur numerique "
Ed. EYROLLES, Paris, 1982.

- [10] K.R.GODFREY and R.F.BROWN
" Practical aspects of the identification of process
dynamics "
Trans inst MC vol 1, No2 Apl-Jun, 1979.

- [11] GUSTAVSON.I
" Comparaison of different méthodes for identification
of industrial process "
Automatica, vol 8, pp 127-142, 1972.

- [12] K.J.HUNT
" A survey of recursive identification algorithms "
Trans. inst. MC vol 8, No 5, October-december, 1986.
- [13] R. ISERMAN
" practical aspects of process identification "
Automatica, vol 16, pp 375-387, 1980.
- [14] KHELFA SAMIRA
" Identification et controle des systèmes dynamiques
lineaires monovariables "
Thèse d'ingénieur d'état en électrotechnique, 1991.
Batna.
- [15] LANDAU.I.D
" Identification et commande des systemes à l'aide des
progiciels PIM et PC.REG,HERMES,PARIS,1988.
- [16] LAPORTE.P
" Conception assiste par ordinateur en automatique
Un logiciel d'identification "
Thèse de doctorat d'état, Grenoble, 1985.
- [17] LJUNG.l
" Convergence analysis of parametric identification
methodes "
IEEE Transactions on automatic control
vol AC.23, No 5, october 1978.
- [18] N.E.MADZAROV, I.G.KALAIKOV, P.M GARIPOV,P.G.GAPEV
" Interactions in dynamical systems identification
- [19] M.MESSELY,R.DE KEYAER and A.VAN CAUWENBERGHE
" Interactive package for the identification of the
elements of a control loop "
- [20] SAHRAOUI.O,MERAZGA.A
" Identification des systèmes dynamiques linéaires
monovariables "
Thèse d'ingénieur d'état en électrotechnique, 1990.
Batna.
- [21] Y.SAWARAGI, T.SOEDA and T.NAKAMIZO
" Classical methods and time series estimation "
- [22] SEVELY
" Systèmes et asservissements linéaires échantillonnés",

- [23] SZAFNICKI.K
" Systeme a base de connaissances pour l'identification
des procédés "
Rapport d'activité, 1988-1989. GRENOBLE.
- [24] H.UNBEHAUEN and B.GÖHRING
" Tests for determining model order in parameter
estimation "
Automatica, vol 10, pp 233-244, 1974.
- [25] S.VAJDA, P.VALKO and K.R.GODFREY
" Direct and indirect least squares methodes in continus
time parameter estimation "
Automaica, vol 23, No 6, pp 707-718, 1987.
- [26] WELLSTEAD.P.E
" An instrumental product moment test for model order
estimation "
Automatica, vol ,pp 88-91, 1978.