

N° d'ordre : 769

50376
1979
168

50376
1979
168

THÈSE

présentée à

L'UNIVERSITÉ DES SCIENCES ET TECHNIQUES DE LILLE

pour l'obtention du titre de

DOCTEUR DE 3^{ème} CYCLE

par

Paulette SALORT

**"ANALYSE, TRAITEMENT ET EXPLOITATION DES
DONNEES DECRIVANT LE SYSTEME CRANIO-RACHIDIEN"**



Soutenu le 26 juin 1979 devant la commission d'Examen
Messieurs P. VIDAL Président et Rapporteur
J.D. GUIEU Examineur
L. POVY Examineur
N. MALVACHE Examineur

A mes parents

- AVANT - PROPOS -

Le travail présenté dans ce mémoire est le résultat de la collaboration fructueuse établie, depuis plusieurs années, entre le Laboratoire de Physiologie de la Faculté de Médecine et le Centre d'Automatique de LILLE.

Nous tenons à remercier tout particulièrement, Monsieur le Professeur VIDAL pour nous avoir initiée à l'Automatique, à Paris, puis nous avoir accueillie dans son Laboratoire où l'atmosphère sympathique et dynamique est le reflet de ses grandes qualités humaines. Sa confiance et son soutien tout au long de ce travail qu'il a vu progresser, nous ont été extrêmement bénéfiques. Qu'il en soit vivement remercié.

Sans la bienveillante attention de Monsieur le Professeur GUIEU, aucun des travaux que nous présentons n'aurait pu voir le jour. Nous avons bénéficié de ses nombreux conseils de spécialiste pour lesquels il n'a jamais épargné son temps. Nous tenons à lui exprimer ici notre très vive reconnaissance.

Que Monsieur Lucien POVY accepte nos sincères remerciements pour l'enseignement qu'il nous a prodigué et pour les nombreux conseils et encouragements qui nous ont permis de mener à bien notre travail.

Nous exprimons ici notre reconnaissance à Monsieur MALVACHE qui a bien voulu s'intéresser à nos travaux et participer à notre Commission d'Examen.

Nous remercions également Madame SPITAEELS, Madame PIGNON, Monsieur SACRE et Monsieur HOUZE, dont la collaboration efficace à la réalisation matérielle de ce mémoire est la preuve d'une grande compétence.

Nous ne saurions terminer cet avant-propos, sans remercier nos Collègues du Centre d'Automatique parmi lesquels nous comptons de nombreux amis qui, par leur grande gentillesse, ont su nous intégrer et nous faire aimer leur région. De cette manière, ils ont contribué à notre réussite. Nous leur en serons toujours très vivement reconnaissante.

- TABLE DES MATIERES -

	<u>pages</u>
- INTRODUCTION	
- CHAPITRE I : PHYSIOLOGIE ET MODELISATION DU SYSTEME CRANIEN	
I-1 : ETUDE PHYSIOLOGIQUE DU SYSTEME CRANIO-RACHIDIEN	1
I-1-a : Rappels	1
I-1-b : Choix des variables physiologiques à étudier	3
I-1-c : Etude para-clinique	4
I-2 : ETUDE BIBLIOGRAPHIQUE DES TRAVAUX DEJA REALISES SUR LA P_{LCR}	6
- Etudes mécaniques	6
- Etudes mathématiques	7
I-2-a : Etablissement d'un modèle linéaire	7
I-2-b : Etablissement d'un modèle non-linéaire	8
I-3 : CONCLUSION	10

- CHAPITRE II : CONCEPTION ET REALISATION DE LA CHAINE
DE MESURES

II-1 : LA CHAINE DE MESURES	12
II-1-a : Les appareils capteurs	12
- Les capteurs de pression	12
. description et caractéristiques	12
. tests à la chaleur et à la lumière	16
. emplacement des capteurs de pression	18
- Mesures d'O ₂ - CO ₂	19
- Les amplificateurs afficheurs	22
- L'enregistreur magnétique	22
II-1-b : Acquisition des données électrophysiologiques sur ordinateur	22
- amplification	24
- digitalisation des données	24
- voies analogiques	27
II-2 : PROTOCOLE EXPERIMENTAL	29
II-2-a : Compression abdominale et jugulaire	29
II-2-b : Modification de la ventilation	29
II-2-c : Injection de nitroprussiate	32
II-3 : CONCLUSION	32

- CHAPITRE III : ANALYSE FRÉQUENTIELLE

III-1 : ANALYSE VISUELLE	33
III-1-a : Stationnarité	34
III-1-b : Ergodicité	34
III-2 : ANALYSE PAR CORRELATION	35
III-2-a : Fonction de corrélation	35
III-2-b : Application au problème posé	38
III-3 : ANALYSE SPECTRALE	39
III-3-a : Calcul de la densité spectrale	39
- représentation de FOURIER	39
- transformée de WALSH	41
- transformée de BERG	41
III-3-b : Application de la E.F.T. au problème posé	42
III-4 : RESULTATS	44
III-5 : SEPARATION DES PHENOMENES CARDIAQUES ET VENTILATOIRES	51
III-6 : CONCLUSION	51

- CHAPITRE IV : IDENTIFICATION

IV-1 : POSITION DU PROBLEME	55
IV-2 : DETERMINATION DE L'ORDRE DU SYSTEME MULTIVARIABLE PAR LA METHODE DE CHOW	57
IV-3 : IDENTIFICATION	58
IV-3-a : Méthode des moindres carrés	58
IV-3-b : Méthode de SEN et SINHA	59
IV-4 : CONCLUSION	65

- CHAPITRE V : DISCUSSION DES RESULTATS OBTENUS ET PROSPECTIVE	
V-1 : PROBLEMES DE L'INCERTITUDE EN IDENTIFICATION	66
V-1-a : Généralités	66
V-1-b : Validité de l'identification pour un système biomédical	67
V-2 : INTRODUCTION DE NOUVELLES VARIABLES	69
V-2-a : Elastance	69
V-2-b : Compliance et conductance	71
V-2-c : Autres paramètres	72
V-3 : REALISATION D'UN DOSSIER ET REDUCTION DE L'INFORMATION	72
V-4 : CONCLUSION	74
- CONCLUSION GÉNÉRALE	
- ANNEXES -1- Algorithme de COOLEY et TUCKEY	
-2- Méthode de CHOW.	
- BIBLIOGRAPHIE.	

- INTRODUCTION -

Dans le domaine des sciences biologiques et médicales, l'automatique trouve depuis quelques années, de nombreuses applications. Les méthodes de traitement des signaux permettent, souvent par l'intermédiaire d'un calculateur, d'accroître les informations extraites des mesures qui, par les moyens naturels d'investigation ne peuvent être complètement exploitées.

En Neurologie, il est devenu courant d'étudier les électro-encéphalogrammes et les potentiels évoqués, par ces méthodes. En Physiologie, il reste encore de nombreux domaines à exploiter, notamment celui des diverses pressions et en particulier celle du liquide céphalo-rachidien qui est depuis longtemps au centre des préoccupations de la plupart des neuro-chirurgiens.

De tout temps, le liquide céphalo-rachidien (L.C.R) fait l'objet d'études particulières: la présence d'un liquide dans les ventricules du cerveau, mentionnée sur des papyrus égyptiens, puis beaucoup plus tard dans les travaux d'HIPPOCRATE, semblait anormale.

AMBROISE PARE (1510-1590) fut le premier à attribuer la fabrication du L.C.R aux plexus choroïdes et à affirmer que ce phénomène était normal.

Aux 18^{ième} et 19^{ième} siècles, de nombreux travaux ont été réalisés en Europe, sur la composition chimique de ce liquide et sur ses fonctions physiologiques, à la fois chez l'homme et chez les animaux. MONROE (1783) et KELLIES (1824) fondèrent une doctrine considérant le volume sanguin constant; la vasomotricité cérébrale n'était alors pas encore admise. BURROWS (1846), à

l'aide des travaux de MAGENDIE corrigea cette hypothèse en montrant que les volumes du sang et du L.C.R pouvaient s'échanger à l'intérieur d'un volume total, lui-même invariable.

La première ponction lombaire fut réalisée à la fin du 19^{ième} siècle par QUINCKE et ouvrit la voie vers de nouvelles investigations au début du 20^{ième} siècle, notamment sur les échanges entre le sang et le L.C.R ainsi que sur son importance diagnostique. CUSHING (1900-1903) reprend alors la doctrine de MONROE-KELLIE qui peut être formulée ainsi :

$$\begin{aligned} \text{VOLUME TOTAL} &= \text{CONSTANTE} \\ &= \text{VOL. encéphale} + \text{VOL. sang} + \text{VOL. LCR} \end{aligned}$$

Cependant, le système est décrit avec une rigidité qu'il n'a pas, car l'inextensibilité n'est pas absolue.

C'est la pression de ce liquide qui a ensuite intéressé les neuro-chirurgiens, comme moyen de diagnostic et de surveillance des malades.

Depuis une trentaine d'années, l'étude de la pression intracrânienne, (c'est à dire la P_{LCR} régnant à l'intérieur de la boîte crânienne = P.I.C) a donné lieu à un nombre sans cesse croissant de travaux tant expérimentaux que cliniques.

En France, différentes techniques de mesures de la P.I.C ont été élaborées, notamment par JANNY à Paris en 1950, reprises par DE ROUGEMONT et COHADON à Grenoble /1/ en 1974. Les premiers modèles de cette P.I.C ont trouvé naissance dans la même équipe complétée de BENABID et BARGE en 1974./2/

Enfin en 1977, HAMMER /3/ fait remarquer l'influence des pressions des compartiments vasculaires sur la P.I.C. et CASTEL à Bordeaux entreprend une analyse automatique du problème (cf. § I-2) /4/ /5/.

Afin d'améliorer la connaissance du comportement du L.C.R., il convient donc de réaliser des mesures simultanées de ces facteurs sanguins et de la P.I.C. (in vivo). Dans le cadre de ce mémoire, nous nous proposons tout d'abord d'établir un protocole d'expérimentation, comprenant l'organisation d'une chaîne de mesure des variables physiologiques nécessaires à cette étude, ces mesures étant faites chez l'homme.

Les données recueillies sont ensuite traitées sur calculateur par des méthodes d'analyse spectrale et d'identification afin de déceler des corrélations entre ces divers signaux. Il est alors possible d'estimer la P.I.C. à la lumière des pressions artérielle et veineuse, dans le but de mieux connaître les facteurs de variations de P.I.C. et de remédier rapidement à un accroissement de ce paramètre, objectif à long terme des travaux initialisés dans ce mémoire.

CHAPITRE -I-
PHYSIOLOGIE ET MODELISATION
DU SYSTEME CRANIEN.

L'application de l'automatique à un problème biomédical, nécessite l'acquisition de bonnes connaissances physiologiques du processus à étudier.

Dans ce but, nous avons commencé ce mémoire par une étude bibliographique portant sur la physiologie du système crânio-rachidien et sur les travaux déjà réalisés dans ce domaine.

I-1 : ETUDE PHYSIOLOGIQUE DU SYSTEME CRANIO-RACHIDIEN

I-1-a : Rappels /2/ Fig. I-1

L'espace sous-arachnoïdien, situé entre la dure-mère tapissant la boîte crânienne et la pie-mère, adhérant à la surface des structures nerveuses, contient le liquide céphalo-rachidien. Ce liquide est fabriqué par les plexus choroïdes et est déversé à l'intérieur des cavités du névraxe. Le compartiment central comprend plusieurs ventricules communiquant avec l'espace sous-arachnoïdien par les trous de MAGENDIE et LUSCHKA.

Ce liquide a un rôle de nutrition, de transport de produits biologiques actifs ainsi qu'un rôle fondamental de protection des centres nerveux.

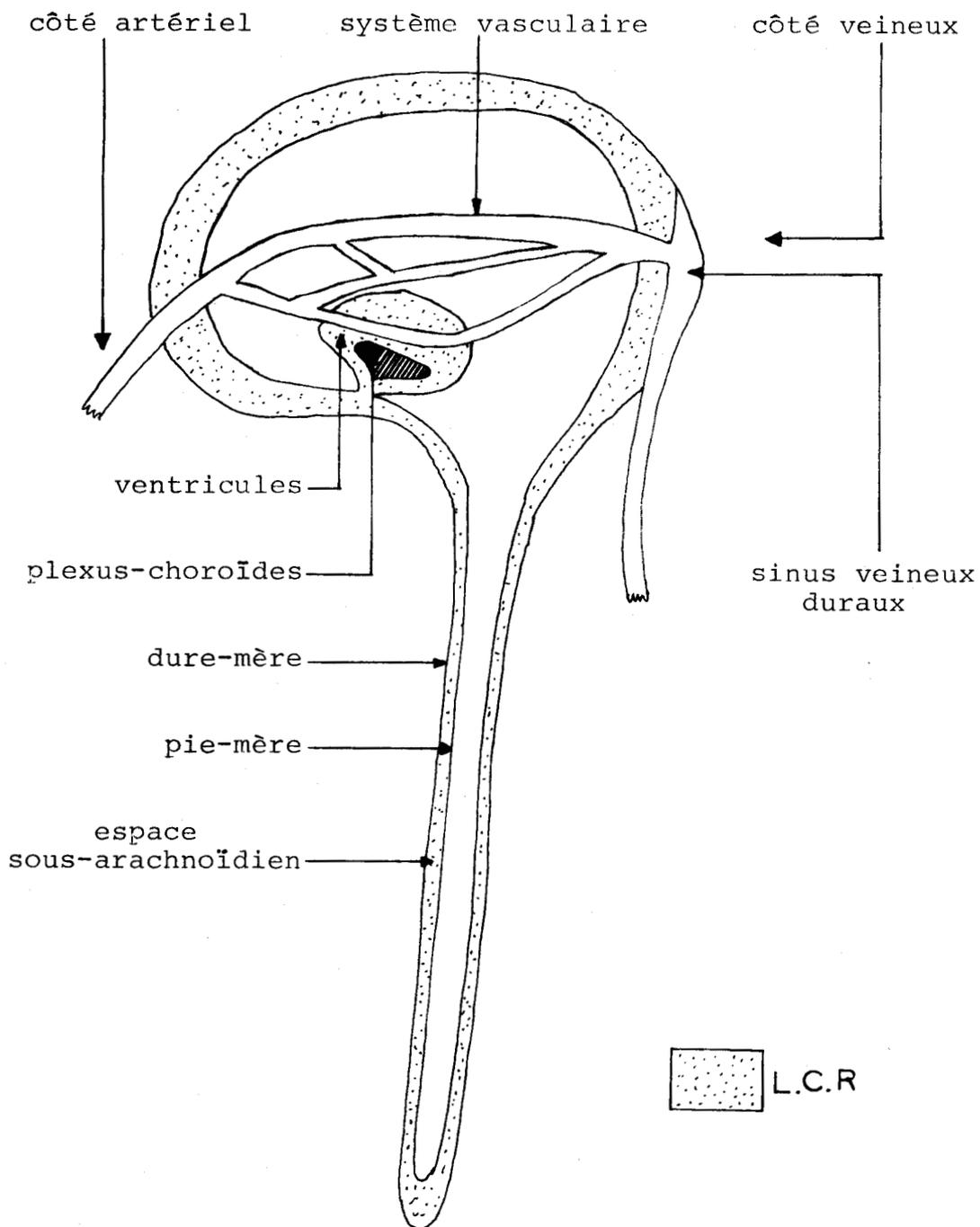
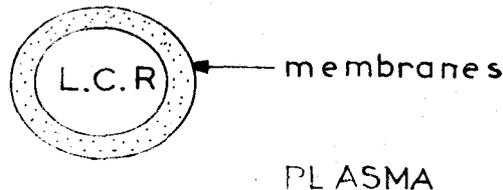


Fig. I-1 : SYSTEME CRANIO-RACHIDIEN.

I-1-b : Choix des variables physiologiques à étudier

L'existence d'une masse néo-formée qui comprime le cerveau, les modifications des conditions d'écoulement du sang à l'intérieur ou à l'extérieur de la boîte crânienne (troubles de sécrétion ou de résorption) peuvent créer des variations relatives, du volume du liquide céphalo-rachidien dans la boîte crânienne inextensible, et par là, entraînent des variations de pression et une pathologie d'accompagnement. Ceci nous a donc conduit à nous intéresser plus particulièrement à la pression du liquide céphalo-rachidien : P_{LCR} .

En première approximation, nous pouvons considérer le L.C.R. comme une substance séparée par différentes membranes ou tissus nerveux, d'une autre substance : le sang.



La pression d'un des deux liquides agit donc sur la pression de l'autre. Le sang arrive au niveau central par le réseau artériel et en sort par le réseau veineux.

En réalité, différents compartiments sanguins peuvent être isolés, artériels, capillaires, veineux, le réseau capillaire étant le seul fonctionnellement au contact des éléments cellulaires nerveux.

L'augmentation progressive de la résistance à l'écoulement dans les territoires artériels distaux, et le "filtrage" du réseau capillaire expliquent que le volume sanguin artériel intracrânien soit plus directement lié à l'activité cyclique de la pompe cardiaque en amont, alors que le volume sanguin

veineux intra-cérébral est plus étroitement fonction du système de vidange en aval, lui-même tributaire des conditions de pression intra-thoracique.

I-1-c : Etude para-clinique (fig. I-2)

La première approche se fait par ponction lombaire, le capteur de pression étant extra-corporel (A). Cette technique permet l'analyse de la composition chimique du liquide mais aussi une première évaluation de la pression.

Il existe deux autres techniques principales de mesure de P_{LCR} , la première par un capteur extra-dural (B) ; la seconde par un capteur de pression extra-corporel, branché sur tubulure intra-ventriculaire (C). La première, ne comportant ni agression parenchymateuse, ni risque de contamination infectieuse, semblerait satisfaisante si elle était le reflet rigoureux de la pression intra-crânienne (P.I.C.) ; toutefois, certains doutes sont émis à ce sujet. La seconde, nécessitant une tubulure d'un calibre non négligeable, pourrait introduire des artéfacts par des phénomènes de réflexion et d'amortissement des ondes.

Nous utiliserons pour notre étude un capteur de pression intraventriculaire (D), supprimant ainsi les problèmes de transmission hydraulique posés par la tubulure et représentant fidèlement la P.I.C.

De façon générale, P_{LCR} est mesurée en continu en moyenne sur un cycle par un capteur extra-dural. En cas d'accroissement de cette pression, une évacuation du surplus de L.C.R. peut se réaliser, soit : - en urgence par une sonde reliant l'espace sous-arachnoïdien à un vase récepteur (dérivation externe),
- de façon plus chronique, par la pose d'une valve qui laisse passer le L.C.R. quand la pression dépasse une valeur fixée à l'avance, l'excès étant envoyé dans une cavité de l'organisme (par exemple, cavité péritonéale).

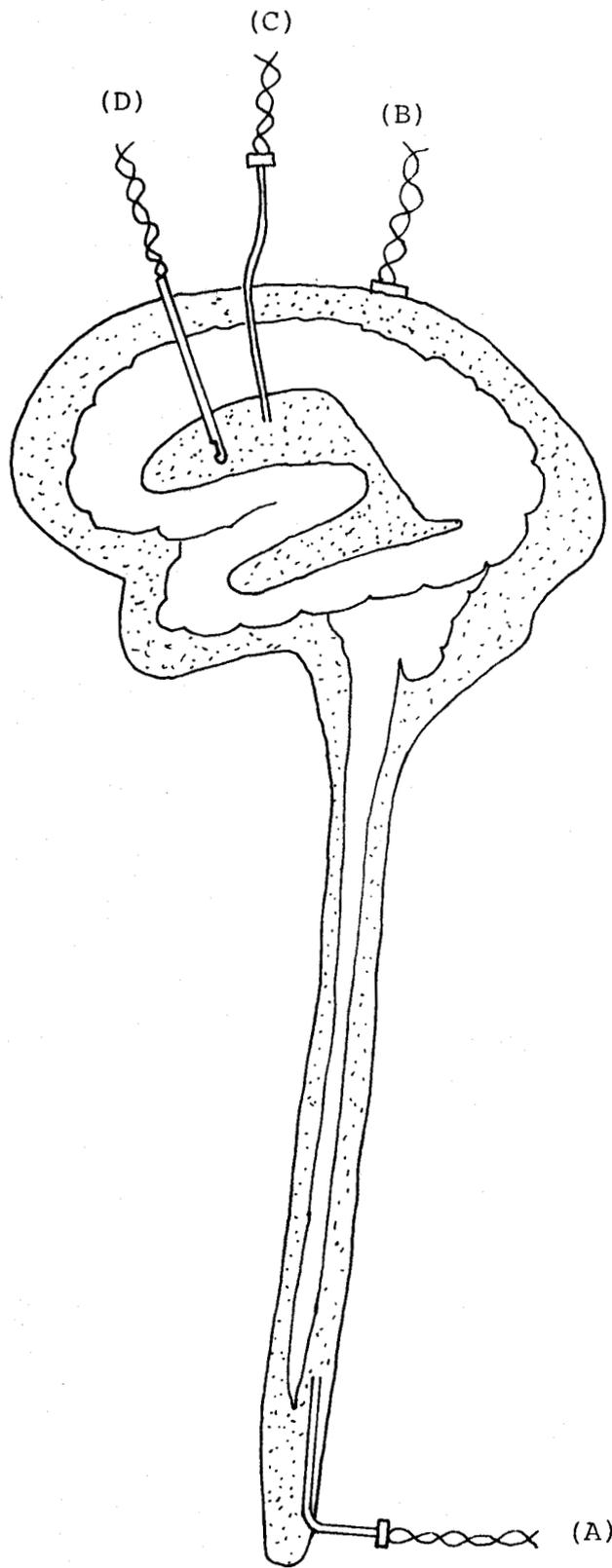


Fig. I-2 : TECHNIQUES DE MESURES de P_{LCR} .

I-2 : ETUDE BIBLIOGRAPHIQUE DES TRAVAUX DEJA REALISES
SUR LA P_{LCR}.

Sur le plan "étude du système", quelques travaux ont déjà été réalisés en collaboration avec des équipes médicales. Ils font surtout l'objet de deux sortes d'études :

1- Etudes mécaniques

- HAKIM, dans le but d'expliquer quelques paradoxes reliés à l'hydrocéphalie, étudie la production de L.C.R. chez les chats puis énonce quelques propriétés fondamentales de la mécanique des cavités intracrâniennes /6/
 - . le parenchyme est soumis à deux forces opposées : l'une produite par le L.C.R. qui tend à élargir les ventricules, l'autre, produite par le système veineux qui tend à réduire la dimension des ventricules. Ces deux forces s'équilibrent.
 - . le changement de dimension des ventricules est dû à un déplacement des composants (L.C.R. ou sang) vers l'intérieur ou l'extérieur de la boîte crânienne.
 - . le L.C.R. et le sang sont en équilibre volumétrique.Ceci a conduit HAKIM à étudier les pressions de ces liquides et à construire un modèle hydrodynamique du cerveau.

- JANNY, GODENECHÉ, FLORI, RAYNAUD mesurent le coefficient de résistance à l'écoulement du L.C.R. /7/ et montrent qu'il est peu sensible aux variations de la P.I.C.

- COHADON, CASTEL, NOUILLANT et VANDENDRIESSCHE /8/ étudient les relations pression/volume, afin de différencier l'évaluation de l'élastance et de la résistance. Après expérimentation chez le chien, ils trouvent que ces deux paramètres varient indépendamment selon les conditions pathologiques.

2- Etudes mathématiques

- BENABID, DE ROUGEMONT et BARGE /9/ ont élaboré un modèle linéaire et MONSION, SAGASPE et GAUTIER, un modèle non-linéaire. /10/ /11/ /12/

Nous allons développer ces deux dernières études.

I-2-a : Etablissement d'un modèle linéaire

Un modèle de connaissance a été élaboré à partir :

a) de la loi de MONROE-KELLIE qui exprime la non-distensibilité de la boîte crânienne,

b) d'hypothèses sur la production et la résorption du L.C.R. L'équation différentielle fondamentale du système est :

$$\frac{d V_e}{dt} = S \frac{d P(t)}{dt} + K P(t)$$

où : V_e = volume de l'encéphale

$P(t)$ = variations dynamiques de la P.I.C.

K = coefficient global de filtration

S = coefficient d'élasticité

K et S sont considérés constants.

Ce modèle a été vérifié en comparant les réponses du système soumis à des injections de L.C.R. artificiel chez le chien, à celles du modèle soumis à des échelons et à des rampes (fig. I-3).

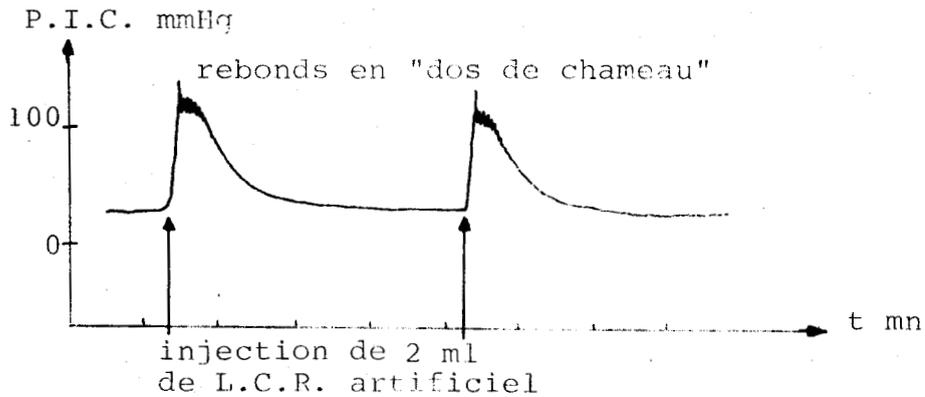


Fig. I-3 : REPONSE A UN ECHELON DE PRESSION, CHEZ LE CHIEN VIVANT.

Sur le système réel (schéma ci-dessus), l'observation d'un rebond de P.I.C. lors de l'injection en échelon tend à introduire un facteur vasomoteur et à considérer K comme fonction croissante de la P.I.C. :

$$K = K (P(t))$$

$$S = S (P(t), P'(t), Tr(t))$$

où : $Tr(t)$ est une composante du tonus vasomoteur.

Le système d'équations n'est donc plus à coefficients constants et devient alors d'une haute complexité, guère exploitable du point de vue clinique.

I-2-b : Etablissement d'un modèle non-linéaire

L'affirmation que le système est non-linéaire tient à l'observation des courbes obtenues en réponse à des injections du type impulsionnel (fig. I-4).

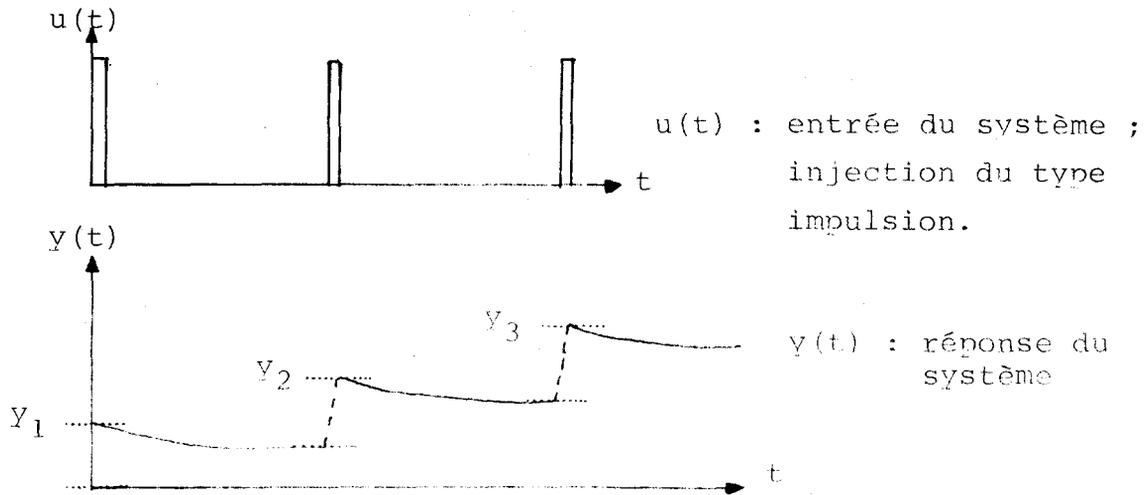


Fig. I-4 : REPONSE A DES INJECTIONS DU TYPE IMPULSION.

$Y_1 \neq Y_2 \neq Y_3$ - Le principe de superposition n'est pas respecté ; le système est donc non-linéaire.

Ceci a conduit MONSION, GAUTIER et SAGASPE à chercher pour l'expérience considérée, un modèle de conduite non linéaire.

La méthode du modèle - avec minimisation par un critère quadratique, par le hessien, et par la méthode du gradient - la méthode des fonctions modulatrices et le filtrage non-linéaire ont été abandonnées car elles ne conduisent pas à des modèles satisfaisants. La méthode utilisée alors par les auteurs est une extension aux systèmes non-linéaires de la représentation sous forme de fonctionnelle de la relation entrée-sortie d'un système .

La représentation de VOLTERRA qui est une généralisation aux systèmes non-linéaires de la réponse impulsionnelle des systèmes linéaires, conduit à exprimer la sortie de la manière suivante :

$$y(t) = h_0 + \sum_{n=1}^{\infty} \int_0^t \dots \int_0^t h_n(\tau_1, \dots, \tau_n) \prod_{i=1}^n u(t-\tau_i) d\tau_i$$

où : $h_1(\tau_1) \dots h_n(\tau_1 \dots \tau_n)$ sont appelés noyaux de VOLTERRA, et représentent en quelque sorte la mémoire du système non-linéaire.

Le problème principal réside dans l'identification des noyaux. La méthode proposée consiste à séparer dans la sortie $y(t)$ la contribution $V_n(t)$ de chaque noyau puis à chercher à déterminer les noyaux à partir de la relation :

$$V_n(t) = \int_0^t \dots \int_0^t h_n(\tau_1, \dots, \tau_n) \prod_{i=1}^n u(t-\tau_i) d\tau_i$$

Cette méthode testée sur le système crânio-rachidien en réponse à des entrées échelon donne de très bons résultats. Elle a été généralisée à des entrées différentes de l'échelon par MONSION en approximant les premiers termes du développement des noyaux, à partir des fonctions de LAGUERRE.

I-3 : CONCLUSION

Les deux modèles mathématiques proposés semblent approcher le système crânio-rachidien de façon relativement fidèle ; il convient de remarquer qu'il s'agit de modèles représentant la tendance de la P.I.C., les courbes étant lissées de façon à éliminer les variations dues aux battements cardiaques et aux mouvements respiratoires.

Nous nous proposons dans ce mémoire, de mesurer puis de modéliser la P_{LCR} sur un cycle cardiaque en introduisant par conséquent les facteurs respiratoires et cardiaques par l'intermédiaire des pressions artérielle et veineuse .

Les phénomènes vasomoteurs ne seront pas pris en compte car au point de fonctionnement normal, ils s'autorégulent /1/.

Nous présentons, dans le chapitre suivant, les techniques et le matériel qui ont permis de mesurer et d'enregistrer les paramètres caractéristiques de l'évolution de la P_{LCR} . Pour celà, nous avons été amenés à utiliser un capteur microscopique qui, introduit dans un ventricule latéral, mesure la pression intracrânienne : P.I.C. Le signal obtenu est envoyé sur une chaîne de mesures avant d'être enregistré sur une bande magnétique puis converti en numérique afin d'être traité en temps différé, sur ordinateur.

CHAPITRE -II-

CONCEPTION ET REALISATION DE LA CHAINE DE MESURES.

Les techniques de traitement du signal nécessitent souvent l'utilisation d'un ordinateur numérique. Le signal qui est capté sous forme d'une tension analogique, doit subir plusieurs opérations effectuées par divers appareils constituant la chaîne de mesures.

Dans ce chapitre, nous décrivons tout d'abord les dispositifs de saisie des signaux, puis d'acquisition sur ordinateur numérique. Nous terminons par une description de la méthodologie expérimentale adaptée afin de ne laisser aucune place à l'hésitation et à l'incertitude au moment des mesures.

II-1: LA CHAINE DE MESURES

Les figures II-1 et II-2 représentent la façon dont nous avons organisé l'acquisition des signaux ; la première pour l'enregistrement à l'hôpital, la seconde pour le conditionnement des signaux.

II-1-a : Les appareils, les capteurs

- les capteurs de pression

- description et caractéristiques

Les capteurs de pression utilisés sont fabriqués par la firme Millar-Instruments, au Texas. Ils ont été choisis pour leur diamètre extrêmement petit (2 mm pour P_V et 2,33 mm pour P_{LCR} et P_A) ainsi que pour leur grande stabilité.

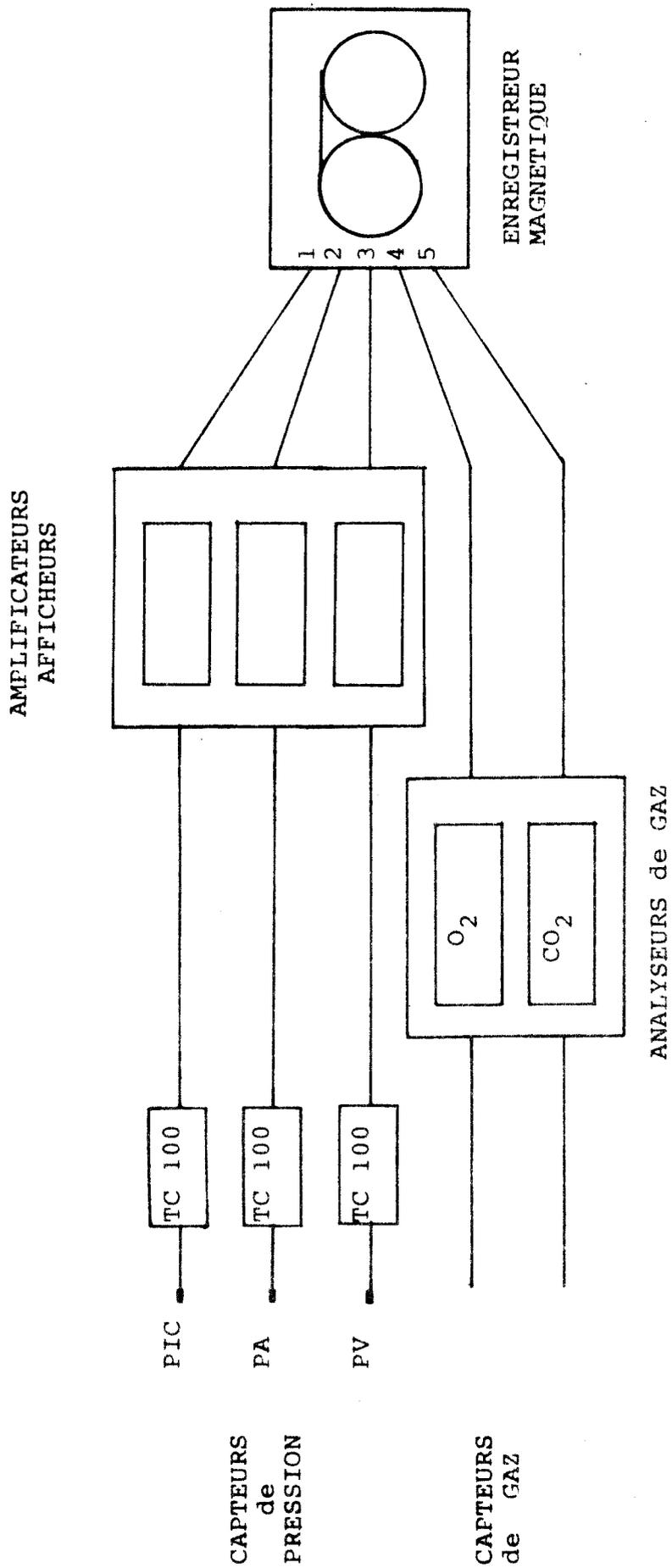


FIG. II-1 : ACQUISITION A L'HOPITAL.



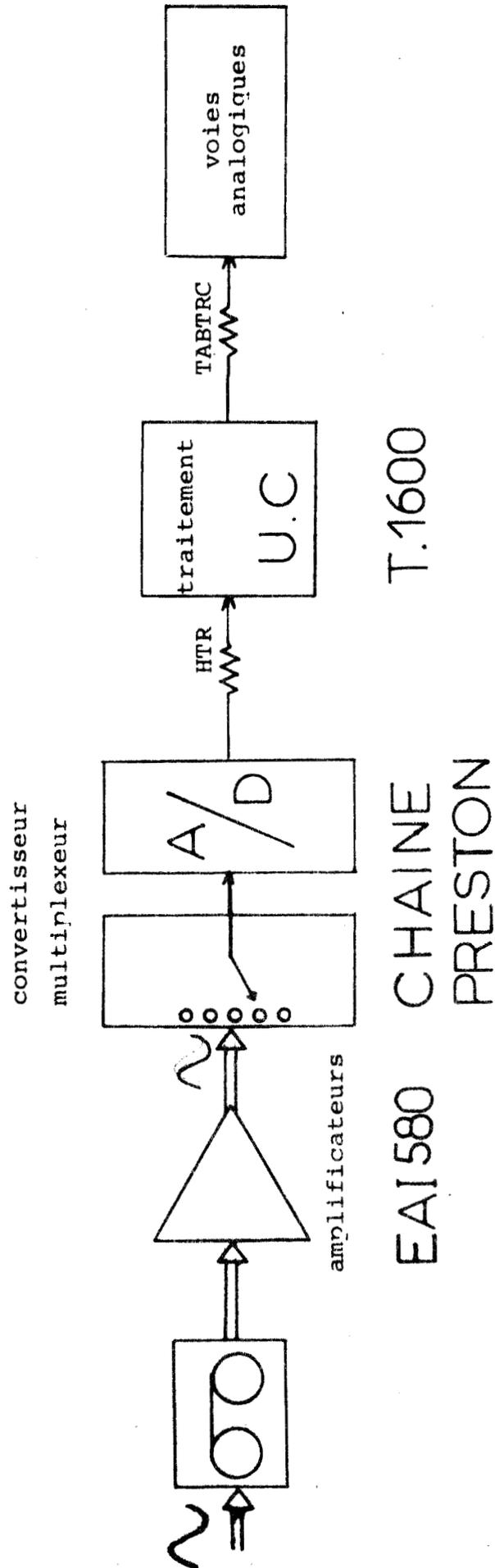
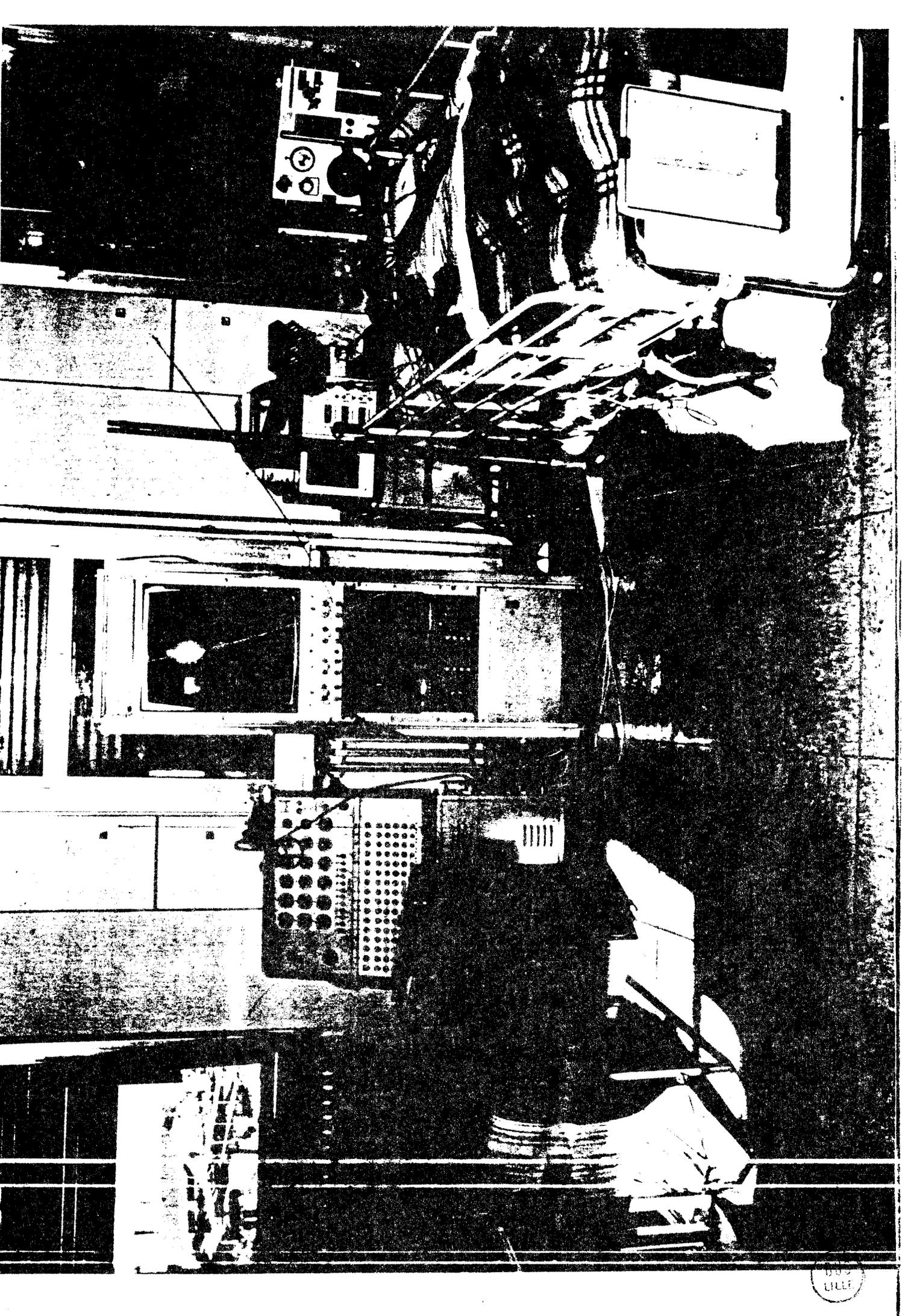


Fig. II-2 : CHAINE DE MESURES.





Le cathéter de pression Millar consiste en un capteur à jauge de contrainte ultraminiaturisé, localisé à l'extrémité d'un cathéter de Dacron. La figure II-3 montre l'allure du capteur, la figure II-4, son diagramme schématique. Ses caractéristiques sont :

- . réponse en fréquence < 1 % pour 4 khz
- . temps de réponse = 10 à 12 μ s
- . hystérésis et erreur de non-linéarité =
 $\pm 0,5$ mm Hg, ± 2 mm Hg, ± 1 mm Hg
- . sensibilité = 0,253

Chaque cathéter est connecté à une unité de commande : TC.100 qui produit un signal de sortie électrique. C'est un interface passif entre chaque capteur de pression et amplificateur.

- tests à la chaleur et à la lumière

Deux tests ont été effectués sur ces capteurs. Dans les deux cas, le montage a été réalisé selon la figure II-5.

- Dans le premier test, le capteur est placé à une pression de 10 mm Hg (soit 13,6 cm H₂O) pendant 48 heures. Le relevé graphique (figure II-6) montre une chute de 2 mm Hg à 20 heures 30 et une hausse de 2 mm Hg à 6 heures 45 ; ces horaires correspondent aux coucher et lever du soleil. De plus, nous voyons une légère dérive de 0,1 mm Hg par heure. Des perturbations constatées lors de l'ouverture de la porte de la pièce où était faite l'expérience, nous ont amenés à faire un test sur la température.
- Le montage étant le même, des variations rapides de température sont obtenues en dirigeant une lampe infra-rouge vers le capteur, ou en plongeant le manomètre dans de l'eau très froide. Les températures, de l'eau du manomètre, de la pièce, du zéro de référence sont captées par des thermocouples et relevées graphiquement.

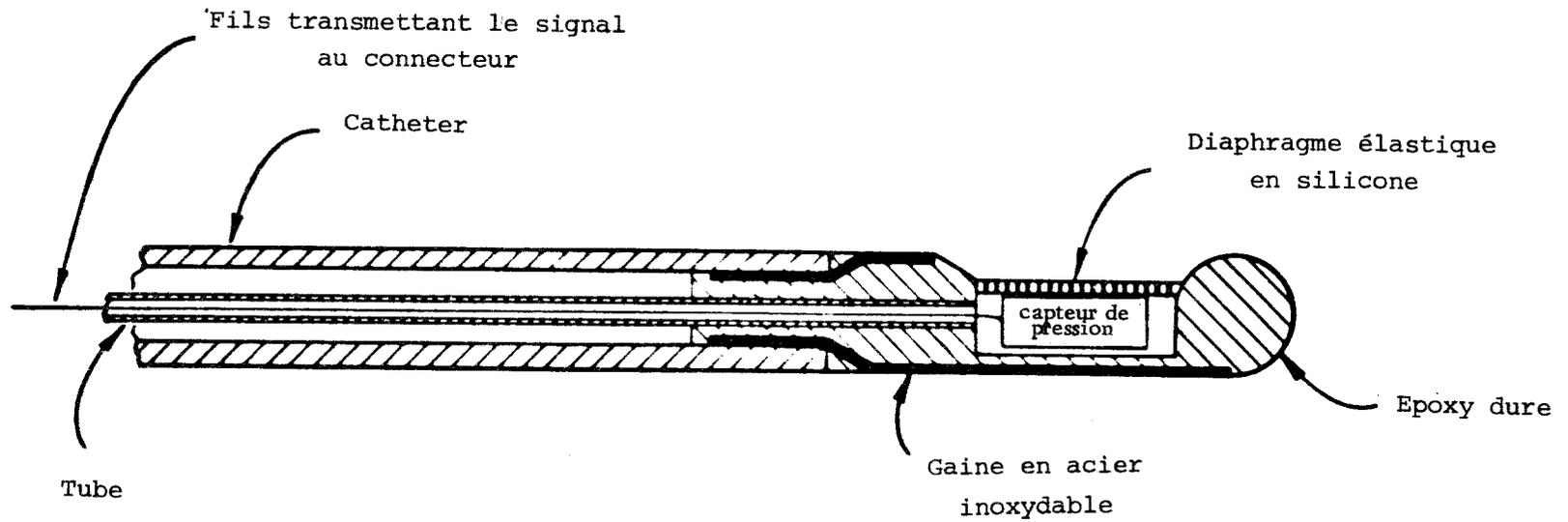


Fig. II-3 : CATHETER DE PRESSION MILLAR.

$R \approx 1500$ ohms
 R_{CAL} : valeur sélectionnée

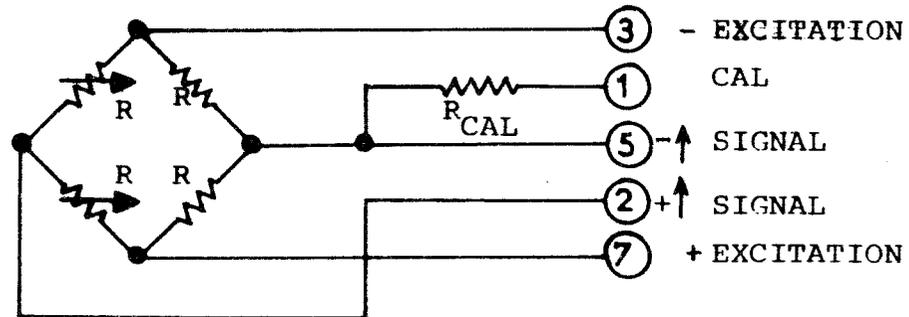


Fig. II-4 : DIAGRAMME SCHEMATIQUE DU CAPTEUR

RUS
LIFE

Les résultats enregistrés montrent une décroissance non-linéaire de 4 mm Hg pour une augmentation de 17° à 40° (le test n'a été fait que pour ces températures, celle d'un malade ne variant pas au-delà). L'hystérésis est de 2,75 mm Hg.

Le bilan de ces expériences montre que ces capteurs sont très performants, surtout du point de vue temps de réponse. Nous tiendrons compte des phénomènes de réaction à la clarté au moment du calibrage des capteurs en les plaçant dans l'obscurité pendant cette opération. La température du malade variant peu et lentement, la dérive des capteurs étant très légère, nous estimons la somme de ces erreurs à 1 mm Hg/heure. Toutefois, il est intéressant de remarquer qu'un calibrage peut être fait à tout moment de la mesure afin de restituer l'échelle d'origine.

- emplacement des capteurs de pression

Nous mesurons la pression du L.C.R. directement in situ dans un ventricule latéral /1/.

Le capteur artériel est situé dans l'aorte au niveau de l'origine de la carotide primitive gauche ; le capteur veineux, dans la veine cave inférieure à sa terminaison ou dans une veine jugulaire.

- Mesures d'O₂ - CO₂

Afin de contrôler l'évolution du sujet, nous mesurerons deux autres paramètres : les pressions artérielles d'O₂ et de CO₂. Les sujets ont le plus souvent une trachéotomie. Il est donc facile de mesurer les gaz inspirés et expirés, en plaçant les capteurs au niveau de la canule de trachéotomie. Les gaz sont analysés par les appareils BECKMAN : OM 11 pour l'O₂, et LB 2 pour le CO₂ dont les caractéristiques sont rassemblées dans le tableau de la figure II-7.

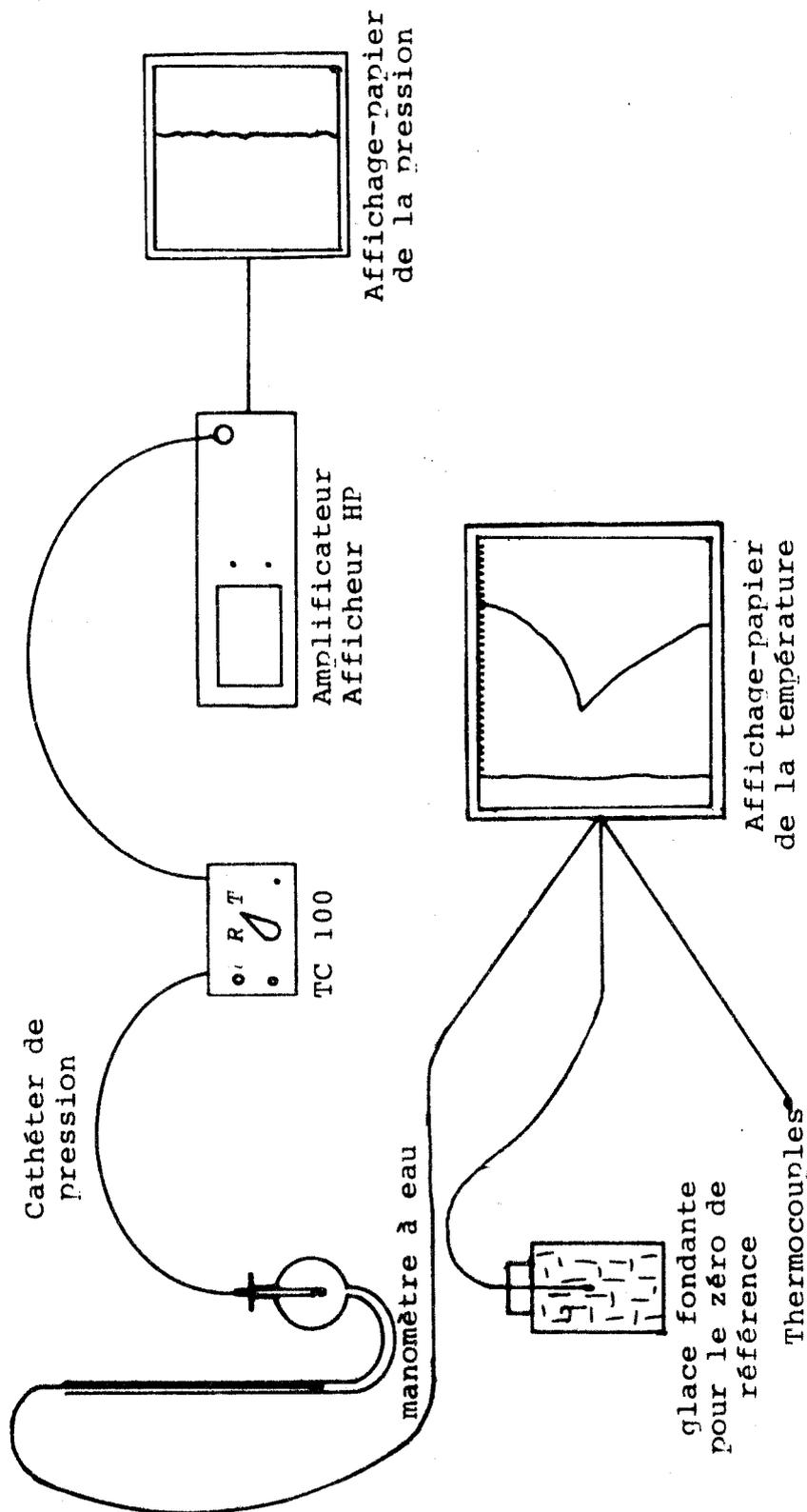
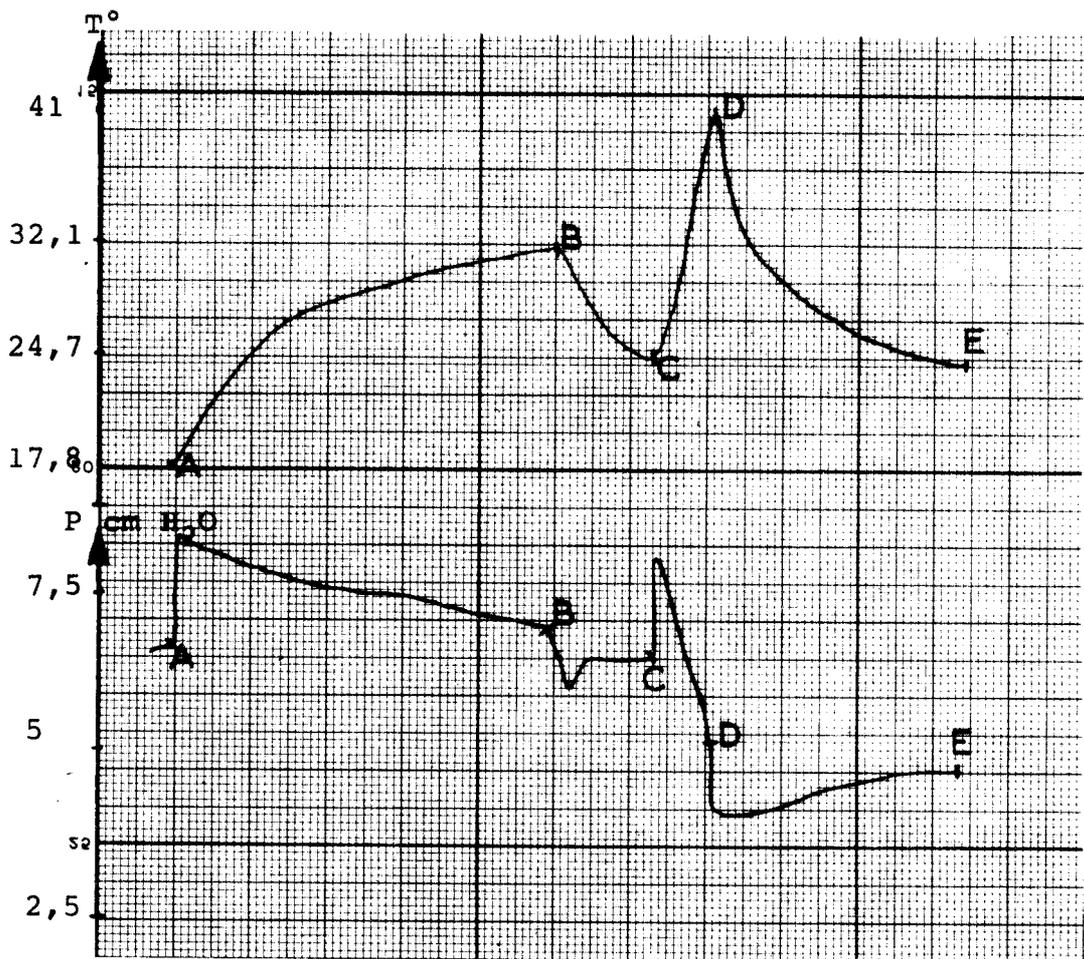


Fig. II-5 : MONTAGE DE L' EXPERIENCE DES TESTS SUR LES CAPTEURS.





- A : allumage de la lampe infra-rouge
- B : extinction de la lampe infra-rouge
- C : allumage de la lampe infra-rouge rapprochée
- D : extinction de la lampe infra-rouge rapprochée
- E : fin de l'expérience

Fig. II-6 : REDUCTION DES COURBES DE TEMPERATURE
ET DE PRESSION.

	OM 11 --> O ₂	L B ₂ --> CO ₂
temps de réponse	100 ms	100 ms
sensibilité	0 à 25 % PLEINE ECHELLE	0 à 10 % PLEINE ECHELLE
bruit	0,2 % PLEINE ECHELLE	0,5 % PLEINE ECHELLE
linéarité	± 0,3 %	± 1 %
tension de sortie	5 V	5 V

Fig. II-7 : CARACTERISTIQUES DES ANALYSEURS DE GAZ BECKMAN.



Ces appareils étant d'un usage courant en milieu hospitalier, nous ne les avons pas soumis à des tests supplémentaires.

- Les amplificateurs-afficheurs

Les cinq signaux n'étant pas au même niveau de sortie, nous avons dû les amplifier. Pour cela, nous avons utilisé les amplificateurs-afficheurs 78205 B de HEWLETT-PACKARD dont la tension de sortie est fonction de l'échelle utilisée qui est sélectionnée par l'interrupteur à trois positions ; la sortie ± 3 V correspond à :

\pm	300 mm Hg	sur l'échelle	300
\pm	60 mm Hg	sur l'échelle	60
\pm	30 mm Hg	sur l'échelle	30.

- L'enregistreur magnétique

Les cinq signaux sont enregistrés sur bande magnétique par un enregistreur HEWLETT-PACKARD 8 pistes, qui fonctionne en modulation de fréquence. Nous avons choisi une vitesse de défilement de 17/8 pouces/seconde (= 4,75 cm/seconde) afin de conserver toutes les caractéristiques de nos signaux. Ces signaux peuvent être relus et représentés sur papier, mais l'imprécision des tracés obtenus (figure II-8) permet seulement de constater l'allure générale des variables physiologiques, afin de repérer rapidement la présence d'artéfacts.

Un protocole de calibration des appareils a été établi afin d'être réalisé avant chaque mesure.

II-1-b : Acquisition des données électrophysiologiques sur ordinateur

La figure II-2 nous montre l'organisation du dispositif d'acquisition des données. Elles sont tout d'abord amplifiées par le calculateur analogique EAI 580, puis digitalisées par la chaîne PRESTON et enfin, envoyées sur le calculateur numérique T 1600.

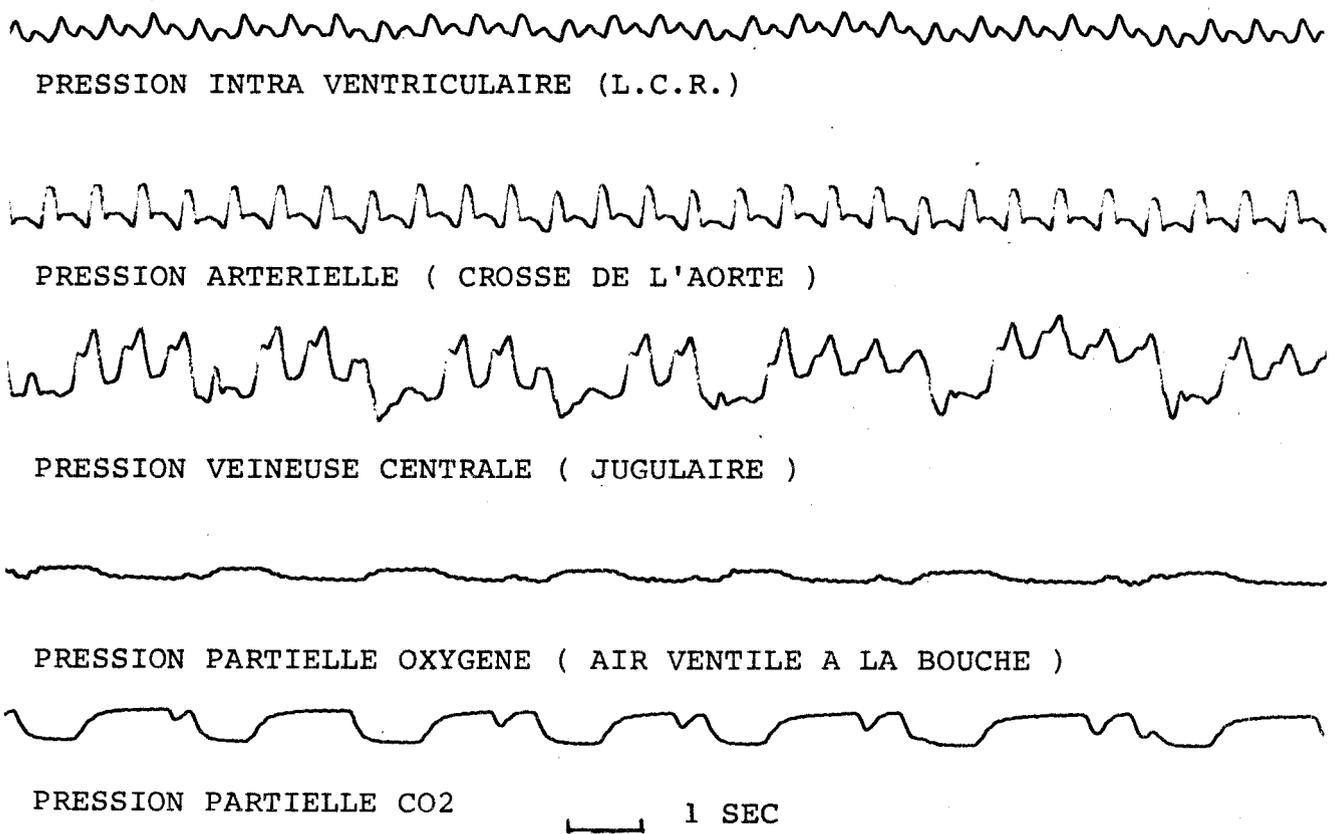


FIG II-8 : CONTROLE GRAPHIQUE DES SIGNAUX ENREGISTRES

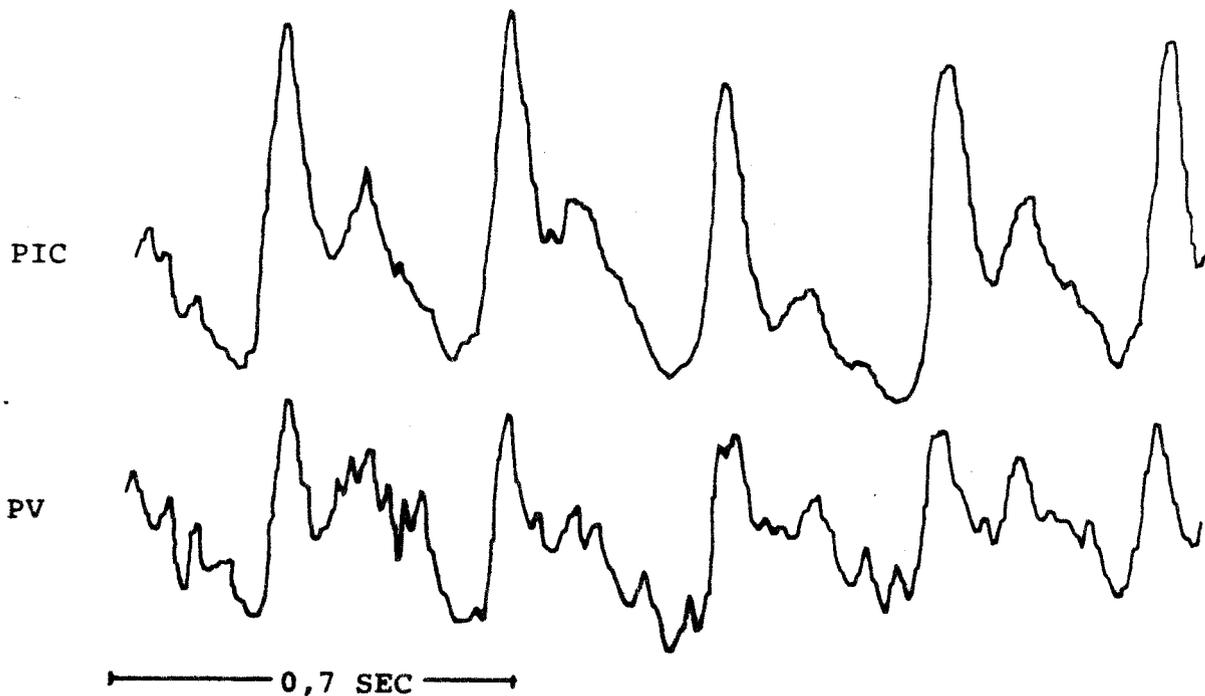


FIG II-9 : REPRODUCTION DES SIGNAUX SUR TABLE TRACANTE



- Amplification

Le niveau de sortie de l'enregistreur magnétique étant de 0 à 5 V crête à crête, le niveau d'entrée de la chaîne PRESTON étant de ± 10 V crête à crête, une amplification de 2 est réalisée sur le calculateur analogique EAI 580, afin d'amener les signaux à la pleine capacité du convertisseur et donc d'améliorer la précision.

L'examen à l'oscilloscope des signaux ne met pas en évidence de bruits de haute fréquence. Un filtrage passe-bas n'a donc pas été nécessaire.

- Digitalisation des données

Elle se fait par l'utilisation de la chaîne PRESTON G. MAD qui est munie de 2 fonctions :

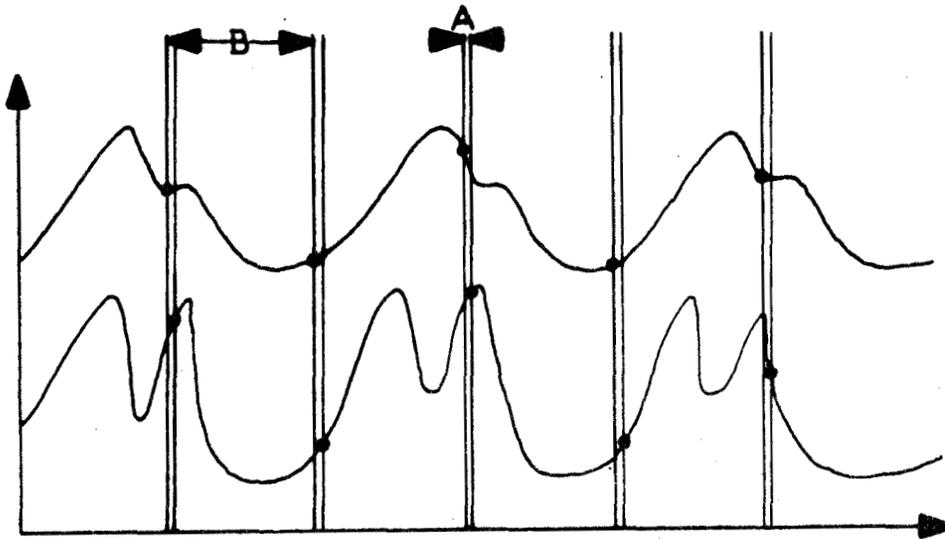
. le multiplexage, qui est la prise presque simultanée des échantillons des trois signaux,

. la conversion analogique-digitale qui est la transformation du signal reçu, fonction continue du temps en une suite temporelle d'échantillons digitaux.

La gestion de l'acquisition des données est réalisée par le calculateur TELEMECANIQUE 1600 relié à la chaîne de mesures.

C'est un mini-calculateur industriel conçu autour d'une unité centrale équipée de 24 K-mots de 16 bits, d'une mémoire de masse (disque 5 Moctets), d'une périphérie instrumentation (entrées/sorties numériques et analogiques, horloge temps réel, etc.) et d'un développement de programme (lecteur de cartes, télétype, lecteur de rubans). La programmation s'effectue soit au niveau assembleur, soit au niveau des langages évolués : FORTRAN, PL 1600.

Un sous-programme assembleur a été mis au point afin de commander l'acquisition des signaux par la chaîne PRESTON selon le principe illustré par la figure suivante:



A = 12 μ s décalage dû au temps de conversion de la chaîne

B = Période d'échantillonnage désirée, fixée par l'utilisateur.

Fig. II-10 : ECHANTILLONNAGE DES SIGNAUX PAR LA CHAÎNE PRESTON.

A = 12 μ s décalage dû au temps de conversion de la chaîne

B = période d'échantillonnage désirée, fixée par l'utilisateur.

Ce sous-programme assembleur représenté par l'organigramme de la figure II-11 est appelé par un programme Fortran qui lui transmet les paramètres suivants :

NS = nombre de signaux à acquérir

NB = nombre d'échantillons par signal

ITAB = nom du tableau dans lequel vont être rangés les échantillons.

La fréquence d'échantillonnage est fixée en respectant le théorème de SHANNON (fréquence d'échantillonnage = 2 x fréquence maximale du signal) et les propriétés dynamiques du système.

Le temps de multiplexage est également pris en compte (cf. figure II-10).

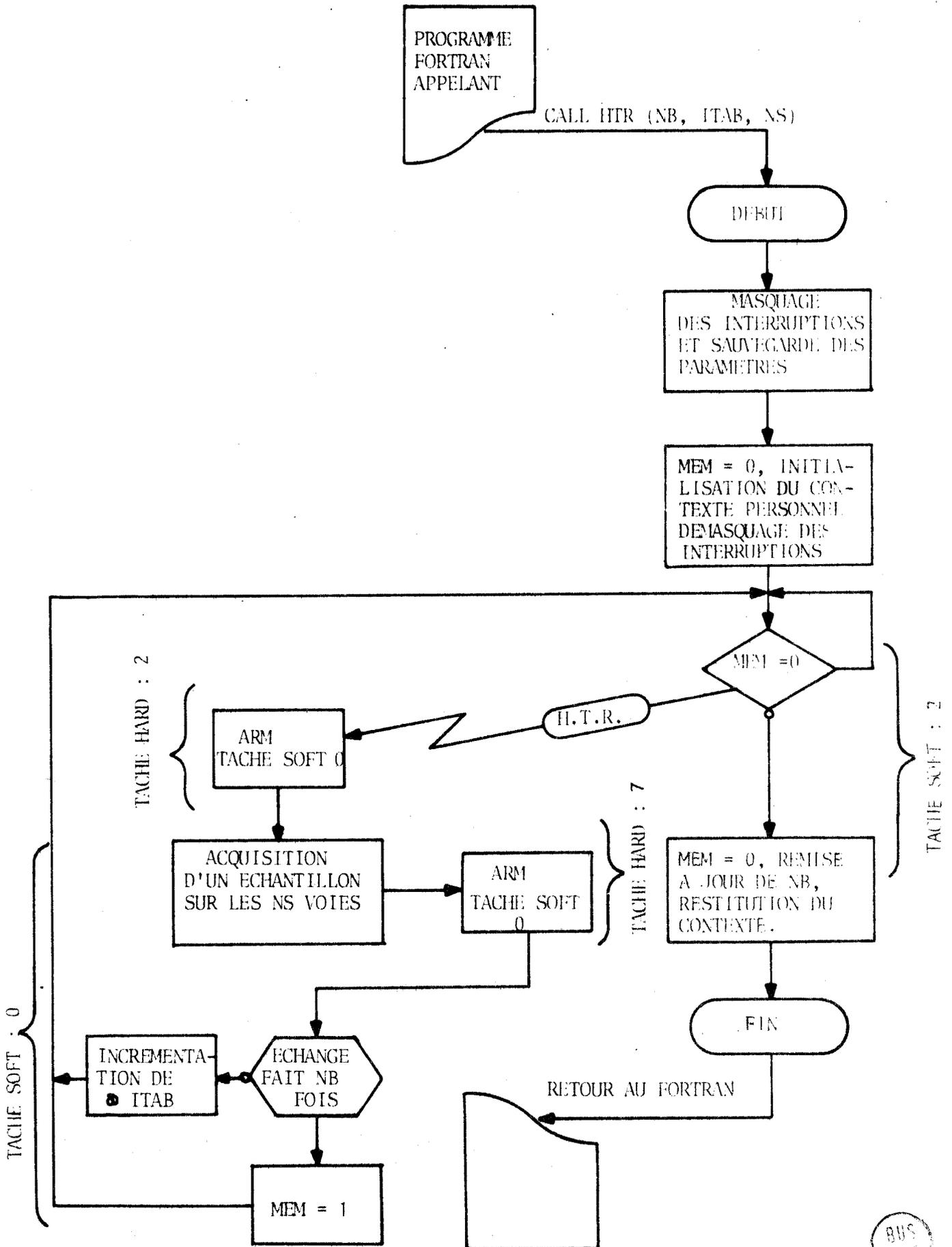


Fig. II-11 : SOUS PROGRAMME ASSEMBLEUR D'ACQUISITION DE DONNEES PAR LA CHAINE PRESTON.



Toutes ces considérations nous ont fait choisir pour l'étude des signaux de pression, une fréquence d'échantillonnage de 20 Hz qui, compte-tenu de la capacité des mémoires disponibles, permet une acquisition de $512\mu\text{s}$.

Une horloge temps-réel (HTR) génère une interruption à chaque instant d'échantillonnage.

Le programme de traitement de l'interruption consiste à lancer avec la chaîne PRESTON un nombre d'échanges égal à NS. Les échantillons reçus sont alors rangés dans ITAB. Lorsque le nombre d'interruptions effectuées est égal à NB, le drapeau MEM est incrémenté ; il en résulte un masquage de l'interruption puis un retour au programme Fortran appelant qui stocke les données acquises dans un fichier sur disque.

Afin d'accélérer les vitesses d'échange entre le disque et la mémoire du calculateur, nous avons choisi d'utiliser des fichiers à accès séquentiel. Au moment de l'acquisition, les échantillons se placeront dans leur ordre d'arrivée, c'est-à-dire : $I_1, II_1, I_2, II_2, I_3, II_3$ (cf. figure II-10).

Le programme principal fait donc appel à ce sous programme assembleur, et range les échantillons, après les avoir centrés, dans cinq fichiers séquentiels sur disque. L'élimination de la composante continue permet en effet d'utiliser au mieux les performances du calculateur sans gêner le traitement puisque ce sont les variations autour des valeurs moyennes qui nous intéressent (voir organigramme du programme principal).

- Voies analogiques

Le résultat du traitement des données exécuté par le calculateur (ou des données elles-mêmes - figure II-9) peut être visualisé sur oscilloscope ou sur table traçante. Dans ce but nous avons mis au point un sous-programme assembleur qui assure la gestion des deux voies de conversion dont est équipé le T 1600. Ce sous-programme dont l'organigramme est représenté par la figure II-12 a une structure identique à celle du sous-programme d'acquisition de données décrit au paragraphe précédent.

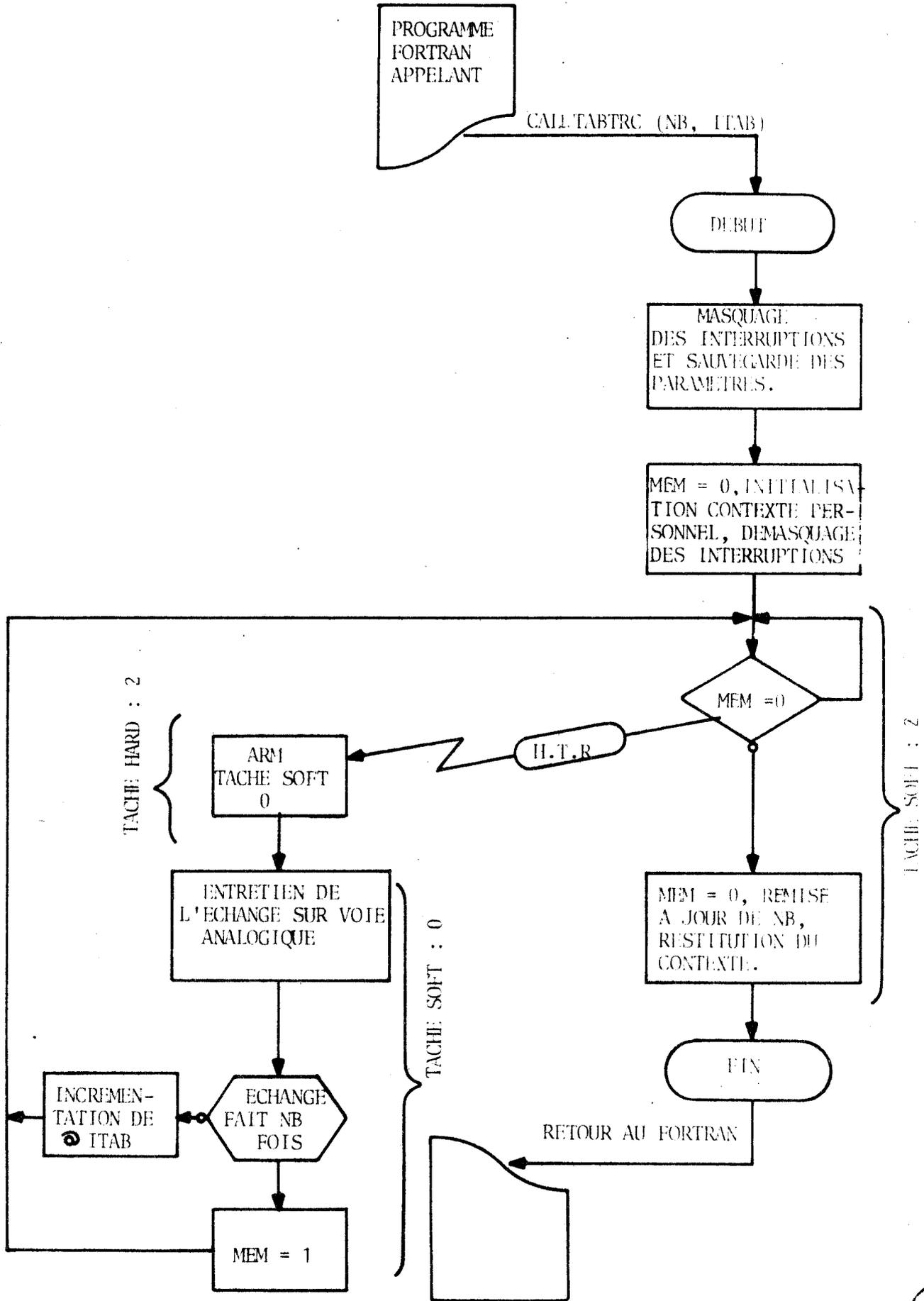


Fig. II-12 : SOUS PROGRAMME ASSEMBLEUR DE SORTIE SUR LES VOIES ANALOGIQUES.

II-2 : PROTOCOLE EXPERIMENTAL

Afin d'obtenir plusieurs points de fonctionnement, quelques interventions sont effectuées sur le patient. Ne devant en aucun cas aggraver l'état du sujet, ces interventions sont décidées et pratiquées par l'équipe médicale.

Nous allons, dans la suite de ce chapitre, expliquer l'effet de ces manipulations et leur interprétation du point de vue automatique.

II-2-1 : COMPRESSION ABDOMINALE ET JUGULAIRE

Le fait d'appuyer sur l'abdomen provoque un blocage du retour veineux. La pression veineuse augmente donc et par conséquent, la pression intracrânienne croît également.

Ces manipulations qui avaient pour but de simuler des impulsions de pression veineuse ne donnent pas de résultats exploitables, la reproduction identique de la manoeuvre étant difficile et la réponse du sujet variable. Les courbes obtenues ressemblent alors, plus à des artéfacts qu'à des réponses à des impulsions.

II-2-2 : MODIFICATION DE LA VENTILATION

Les sujets étant, le plus souvent sous ventilation assistée, des manipulations sont faites, soit en les remettant très transitoirement sous ventilation spontanée, soit en les ventilant à la main (fig. II-13).

Dans le premier cas, la ventilation peut devenir presque nulle, la pression veineuse peut augmenter et devenir irrégulière ; les pressions artérielle et intracrânienne augmentent également, la modulation due au rythme respiratoire peut disparaître.

Lorsque le sujet est remis sous ventilation assistée, son volume ventilatoire redevient normal, la pression veineuse tend à se régulariser. La modulation ventilatoire réapparaît sur les courbes de pressions artérielle et intracrânienne qui reprennent

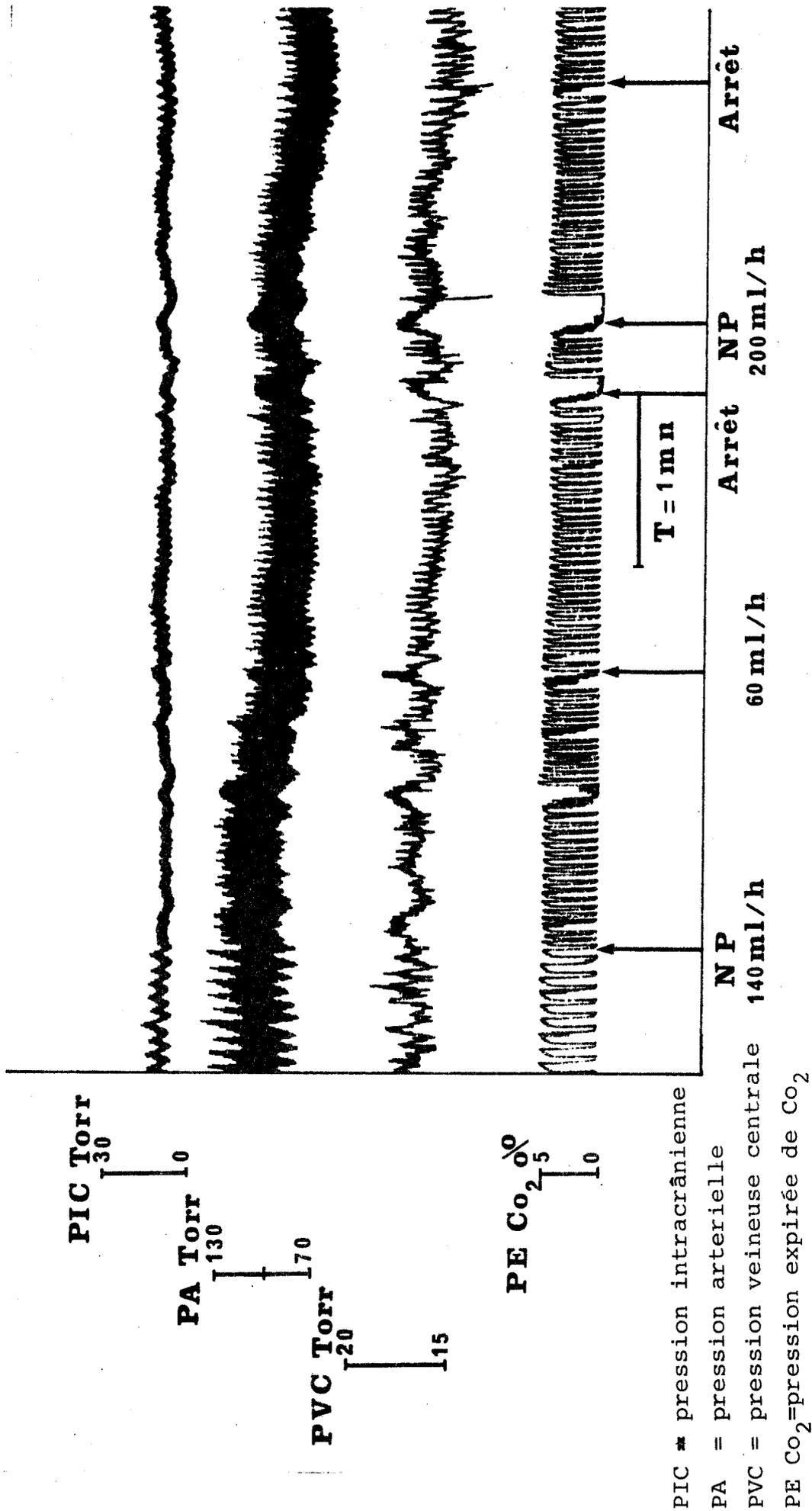
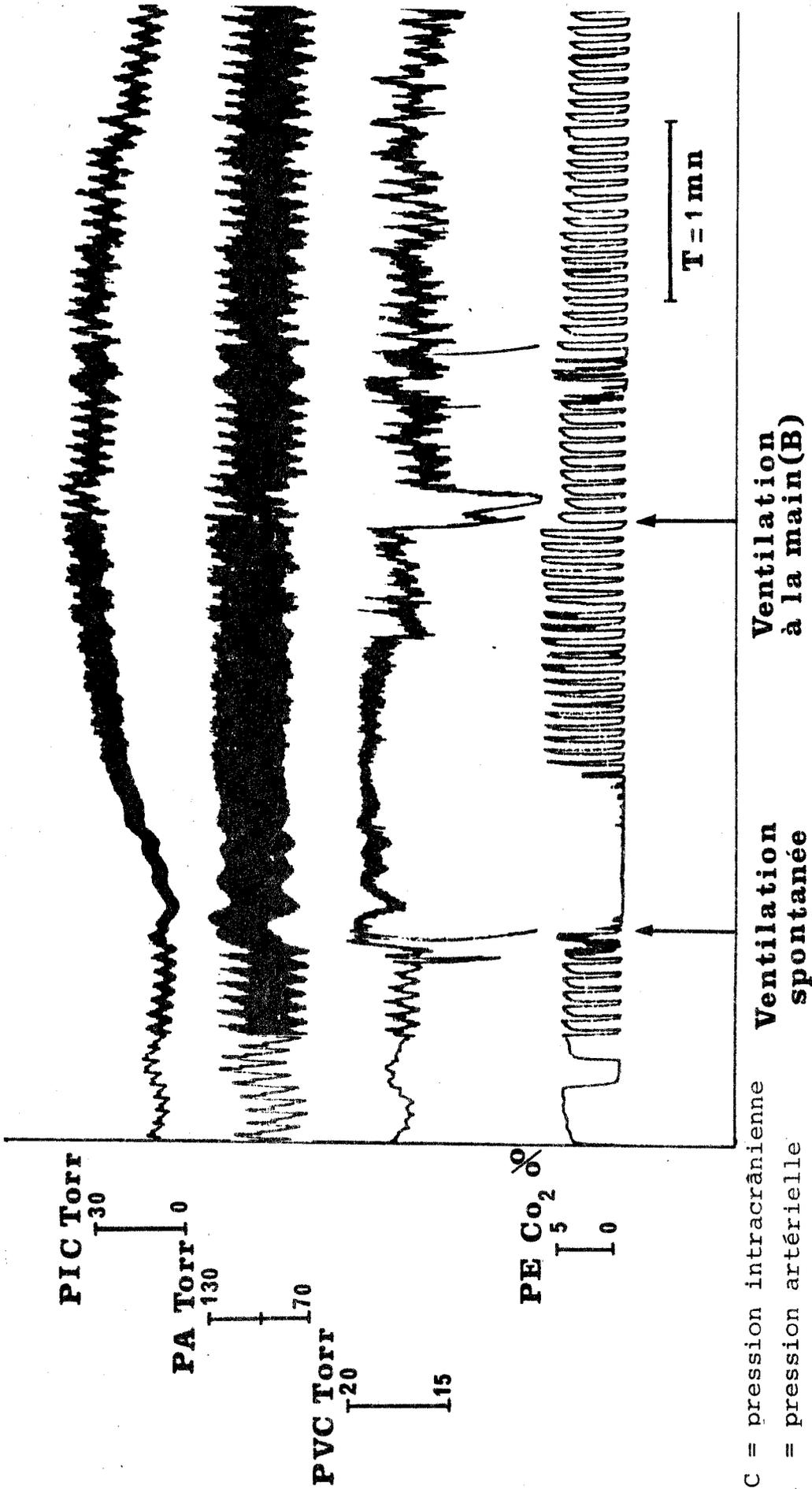


FIG II-14 : REACTIONS DES PRESSIONS INTRACRANIENNE ET ARTERIELLE
 A DES INJECTIONS DE NITROPRUSSIAE





PIC = pression intracrânienne

PA = pression artérielle

PVC = pression veineuse centrale

PE Co₂ = pression expirée de Co₂

FIG II-13 : REACTION DE LA PRESSION INTRACRÂNIENNE
A UNE MODIFICATION DE VENTILATION

BUS
LILLE

leur valeur initiale après un temps d'environ 6 minutes.

L'échelon de pression veineuse que voulait simuler cette opération, n'est pas réalisé d'une façon suffisamment nette pour être étudié sur le plan automatique. Nous pouvons seulement conclure que les temps de réponse sont très longs.

II-2-c : INJECTION DE NITROPRUSSIATE

Les sujets étant sous ventilation spontanée, des injections de nitroprussiate ont pour effet de faire baisser la pression artérielle (fig.II-14). Le rythme ventilatoire est accéléré mais la pression intracrânienne reste au même niveau.

Le palier de pression artérielle obtenu n'est pas stable et n'offre guère la possibilité d'une étude automatique.

II-3 : CONCLUSION

La chaîne de mesures a permis de réaliser avec une bonne qualité, l'enregistrement simultané sur bande magnétique, de cinq variables physiologiques. Les signaux obtenus sont discrétisés afin d'être traités sur ordinateur. Les manipulations effectuées afin de simuler des impulsions, des échelons et d'autres points de fonctionnement ne sont pas exploitables sur le plan automatique, la reproductibilité n'étant pas assurée.

Le traitement qui fera l'objet des deux chapitres suivants, sera une identification non paramétrique (analyse de FOURIER) puis paramétrique (méthode du modèle).

CHAPITRE -III-

ANALYSE FREQUENTIELLE.

Après l'acquisition des signaux, traitée dans le second chapitre, et avant la modélisation par des méthodes stochastiques qui fera l'objet du quatrième chapitre, il est nécessaire de déterminer les caractéristiques propres des différents signaux enregistrés /13/.

Les premiers examens visuels mettent en évidence l'aspect périodique du processus ; aussi les techniques de calcul de fonctions de corrélation et d'analyse spectrale de FOURIER ont semblé intéressantes afin d'analyser ces signaux. Elles permettent en particulier :

- de détecter et d'extraire un signal périodique noyé dans du bruit
- de détecter des périodicités cachées
- d'obtenir des densités spectrales /15/.

Le début de ce chapitre évoque brièvement les principaux résultats relatifs à l'analyse fréquentielle. Des démonstrations rigoureuses et des résultats plus complets pourront être trouvés dans les ouvrages de MAX /15/, SPATARU /16/, EYKHOFF/17/, et RADIX /18/.

III-1 : ANALYSE VISUELLE

Certaines hypothèses peuvent être faites sur la classe des signaux et à partir d'un simple examen visuel.

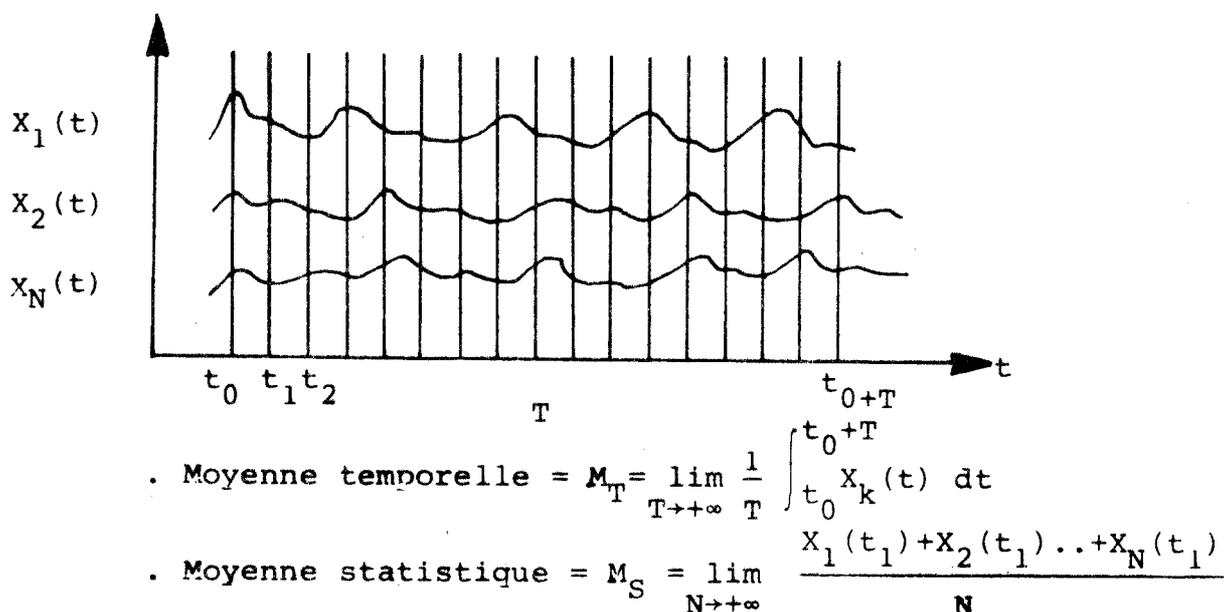
III-1-a : Stationnarité

On peut considérer les signaux enregistrés comme stationnaires au second ordre, car leurs valeurs moyennes et leurs variances restent stables dans la fenêtre d'observation considérée, située au point de fonctionnement "normal". Les signaux obtenus aux autres points de fonctionnement, à la suite des manipulations détaillées au chapitre -II-, ne sont pas stables et donc ne peuvent pas faire l'objet d'analyse spectrale.

III-1-b : Ergodicité

Comme dans la plupart des problèmes de traitement des signaux, l'hypothèse d'ergodicité sera admise /15/. En réalité, cette propriété ne peut être vérifiée autrement qu'à l'oeil nu car on a accès à l'histoire d'une grandeur sur une durée relativement longue, mais pas à un grand nombre de valeurs sur plusieurs expériences. On ne peut donc pas calculer toutes les moyennes temporelles et de ce fait notre supposition est subjective.

Les hypothèses de stationnarité et d'ergodicité permettent de considérer les moyennes temporelles égales aux moyennes statistiques, comme l'illustre la figure suivante :



Les signaux apparaissent comme périodiques, masqués par un bruit à large spectre aussi nous avons entrepris une analyse spectrale afin de détecter la présence de composantes fréquentielles.

III-2 : ANALYSE PAR CORRELATION

III-2-a : Fonction de corrélation

Afin de voir qualitativement comment chaque variable, à un instant donné, est influencée par son propre comportement ou par celui d'une autre variable, on utilise la fonction de corrélation qui est l'espérance mathématique du produit des valeurs du signal considéré à deux instants t_1 et $t_1 + \tau$ /16/.

$$\phi_{xx}(\tau) = E [x(t_1) \cdot x(t_1 + \tau)]$$

L'hypothèse d'ergodicité permet de remplacer les moyennes statistiques par les moyennes temporelles. Il vient donc :

$$\phi_{xx}(\tau) = \lim_{T \rightarrow +\infty} \frac{1}{2T} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot x(t + \tau) dt$$

et, pour un traitement numérique où le signal est représenté par N valeurs (échantillons) : $x(i)$, $i=0, \dots, N-1$

$$\phi_{xx}(k) = \lim_{N \rightarrow +\infty} \frac{1}{2N+1} \sum_{i=-N}^{+N} x(i) \cdot x(i+k)$$

De même, la fonction d'intercorrélation de deux signaux échantillonnés x et y , est :

$$\phi_{xy}(k) = \lim_{N \rightarrow +\infty} \frac{1}{2N+1} \sum_{i=-N}^{+N} x(i) y(i+k)$$

La fenêtre d'observation doit donc être suffisamment grande afin d'éviter une trop grande erreur d'estimation, tout en ayant un domaine de variation du retard suffisant.

La fonction d'autocorrélation permet également d'extraire un signal périodique noyé dans du bruit et donc, d'améliorer le rapport signal sur bruit /15/

En effet, si au signal $x(t)$ vient s'ajouter un bruit blanc : $b(t)$

$$X(t) = x(t) + b(t)$$

la fonction d'autocorrélation :

$$\phi_{XX}(\tau) = \lim_{T \rightarrow +\infty} \frac{1}{2T} \int_{-\infty}^{+\infty} (x(t)+b(t)) \cdot (x(t+\tau)+b(t+\tau)) dt$$

s'écrit donc : $\phi_{XX}(\tau) = \phi_{xx} + \phi_{xb} + \phi_{bx} + \phi_{bb}$

Comme l'autocorrélation d'un bruit blanc tend vers zéro ($\phi_{bb} = 0$) et que ce bruit est indépendant du signal ($\phi_{xb} = \phi_{bx} = 0$), on a :

$$\phi_{XX}(\tau) = \phi_{xx}(\tau)$$

Nous devons remarquer que l'autocorrélation ne restitue correctement que l'information sur les fréquences, mais que le signal lui-même est déformé par cette opération.

Nous pouvons comparer sur la figure III-1, le spectre du signal et celui de son autocorrélation.

(A) SPECTRE DE P_{LCR}

(B) SPECTRE DE L'AUTOCORRELATION DE

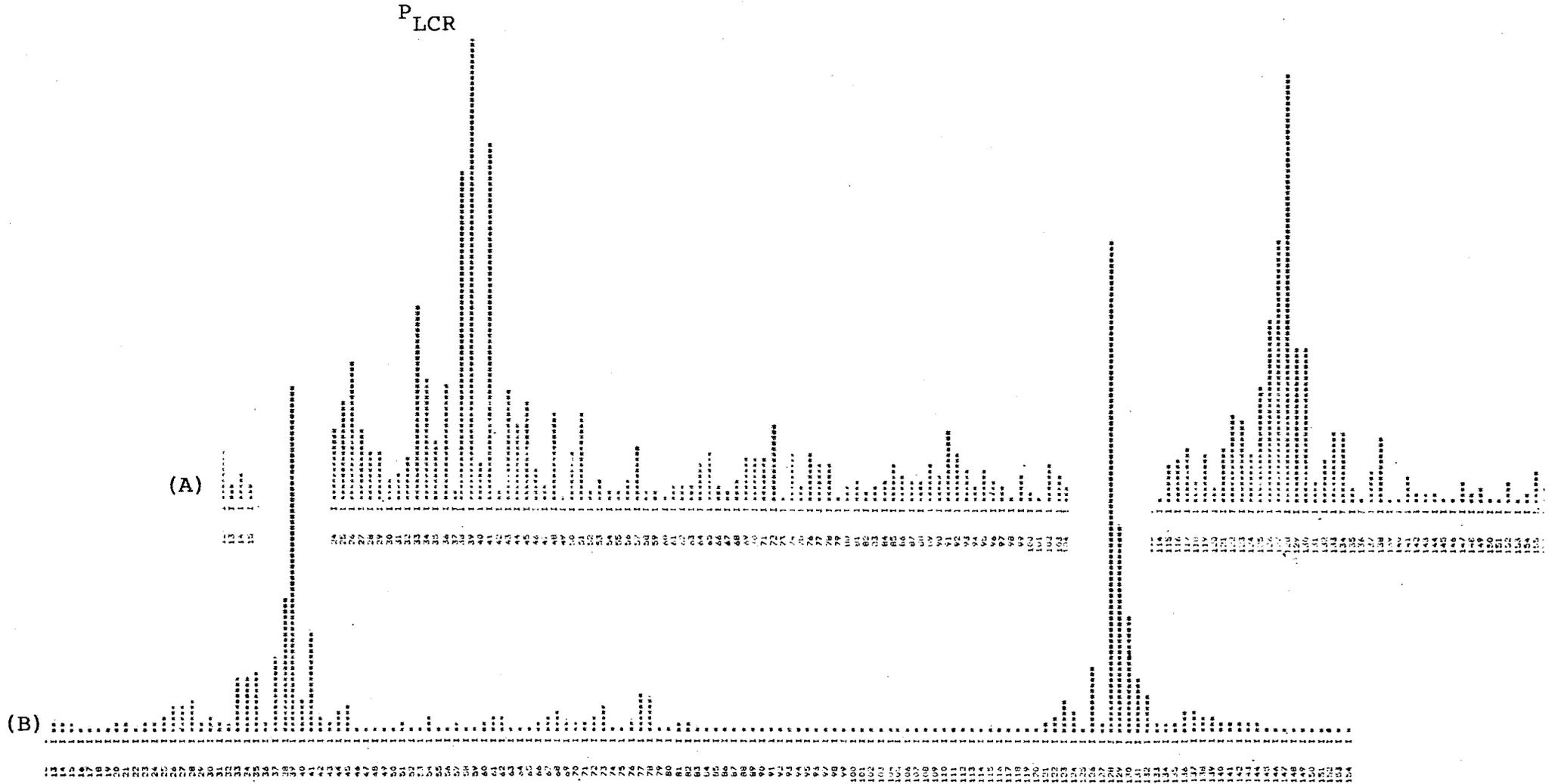


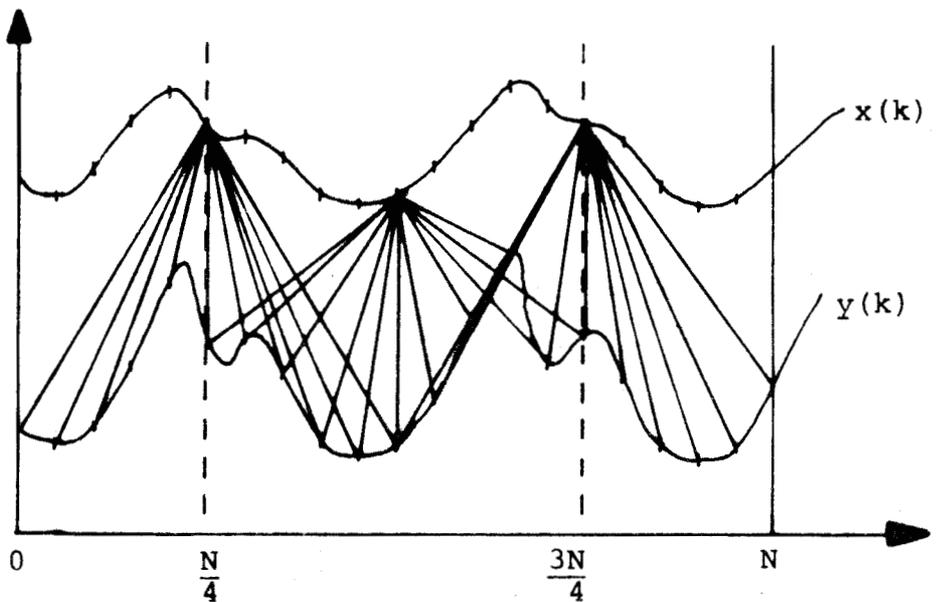
Fig III-1 : AMELIORATION DU RAPPORT SIGNAL SUR BRUIT
PAR AUTOCORRELATION



III-2-b : Application au problème posé

Deux sous-programmes Fortran ont été effectués afin de réaliser l'autocorrélation et l'intercorrélation des trois signaux stockés sur disque. Chacun est appelé par un programme principal qui ne fait que gérer les fichiers séquentiels.

Afin de réaliser un compromis acceptable entre le nombre de multiplications, nécessitant un temps de calcul important en machine, et l'erreur d'estimation, nous avons choisi un domaine de variation du retard allant de $-\frac{N}{4}$ à $+\frac{N}{4}$. La fenêtre d'observation est donc $[\frac{N}{4}, \frac{3N}{4}]$, chacun des $\frac{N}{2}$ échantillons est donc multiplié par les $\frac{N}{2}$ échantillons pris avec les $\frac{N}{2}$ valeurs du retard, comme le montre la figure suivante :



Les sous-programmes d'auto- et d'inter-corrélations ont donc une structure identique et réalisent $(\frac{N}{2})^2$ multiplications (soit 2^{20} pour $N = 2048$), selon la formule :

$$\phi_{xx}(k) = \frac{2}{N} \sum_{n=\frac{N}{4}}^{\frac{3N}{4}} x(k) y(k-n)$$

Du fait du long temps de calcul, nous avons conçu ces programmes de façon à ce qu'après la lecture de données (nombre de signaux et nombre de points par signal), le programme s'exécute sans intervention de l'opérateur et sans utilisation de périphériques. Les résultats sont seulement écrits sur fichiers séquentiels et c'est le programme de densité spectrale qui lit ces résultats et les imprime.

L'organisation de ces programmes et sous-programmes est résumée par un tableau, au paragraphe III-3 (cf fig III-3)

III-3 : ANALYSE SPECTRALE

Afin de caractériser un signal, il est intéressant d'en extraire des informations fréquentielles et de les représenter sur un spectre.

III-3-a : Calcul de la densité spectrale

D'après le théorème de WIENER KINCHINE, la densité spectrale énergétique d'un signal $x(t)$, $S_{xx}(\omega)$ est la transformée de FOURIER de son autocorrélation : $\phi_{xx}(t)$ /15/ - /16/

- Représentation de FOURIER

La représentation fréquentielle d'une fonction $f(t)$ est définie par : $C_n = A_n + i B_n$ où A_n et B_n représentent les amplitudes de la $n^{\text{ième}}$ composante de $f(t)$ dans la décomposition en série de FOURIER suivante :

$$f(t) = A_0 + \sum_{n=1}^{\infty} A_n \cos n \omega_0 t + \sum_{n=1}^{\infty} B_n \sin n \omega_0 t$$

$$\text{avec } A_0 = \frac{1}{T} \int_0^T f(\tau) d\tau ; A_n = \frac{2}{T} \int_0^T f(\tau) \cos n \omega_0 \tau d\tau$$

$$B_n = \frac{2}{T} \int_0^T f(\tau) \sin n \omega_0 \tau d\tau$$

et où $\omega_0 = \frac{2\pi}{T}$ est la fréquence fondamentale.

D'où la transformée de FOURIER :

$$T_F(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(\tau) e^{-i\omega\tau} d\tau$$

Pour un traitement numérique où l'on dispose de la fonction $f(t)$ représentée par N échantillons : $F(n)$ $n = 0, 1, \dots, N-1$, la transformée discrète de FOURIER est alors définie par /18/ :

$$T_{DF}(k) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} F(n) (e^{-2\pi i/N})^{kn}$$

La densité spectrale du signal $x(t)$ est donc :

$$S_{xx}(k) = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} \phi_{xx}(m) (e^{-2\pi i/N})^{km}$$

Afin d'accélérer le calcul de la transformée de FOURIER qui nécessite $N \times k$ multiplications, nous utilisons l'algorithme de transformée de FOURIER rapide. Il permet, par

une représentation en binaire, de calculer le spectre d'amplitude échantillonné, avec $N \log_2 N$ opérations ce qui pour $N = 1024$ économise 99 % du temps de calcul ; toutefois le temps de calcul peut encore être diminué en utilisant les représentations de WALSH ou de BERG.

- Transformée de WALSH /21/

La transformée de WALSH est basée sur un concept de séquence, constitué par le nombre de passage par zéro de la fonction de WALSH considérée par unité de temps. La décomposition de $f(t)$ sur la base des fonctions de WALSH peut s'écrire :

$$f(t) = A_0 \text{ WAL}(0,t) + \sum_{k=1}^{N/2} \sum_{l=1}^{N/2-1} (A_k \text{ SAL}(k,t) + B_l \text{ CAL}(l,t))$$

avec : $A_0 = 1$

$$A_k = \frac{1}{T} \int_0^T f(\tau) \text{ SAL}(k,\tau) d\tau; B_l = \frac{1}{T} \int_0^T f(\tau) \text{ CAL}(l,\tau) d\tau$$

et où : SAL et CAL désignent les fonctions sin. et cos. de WALSH

Le temps de calcul de la transformée de WALSH est plus rapide que celui de la transformée de FOURIER car il ne nécessite que $N \log_2 N$ additions et soustractions alors que l'algorithme de FFT nécessite, en plus, des multiplications portant sur des nombres complexes /22/.

Cependant le spectre de WALSH n'est pas indépendant de la phase du signal d'entrée. Aussi, la précision n'étant pas aussi bonne que pour la FFT, qui par contre a un temps de calcul légèrement plus long (mais qui n'est pas gênant, le calcul n'étant pas envisagé en temps réel), la transformée de WALSH a été abandonnée.

- Transformée de BERG

Afin d'accélérer les temps de calcul des spectres nous pourrions encore utiliser la transformée de BERG, proposée

par SCIARETTA et ERCULIANI en 1975 /23/, qui est utilisée quelquefois dans certains analyseurs médicaux. Le principe est le même que celui de la transformée de FOURIER, mais avec un intervalle d'intégration inversement proportionnel à la fréquence à observer : f_n .

$$A_n = \frac{K_1}{T_n} \int_0^{T_n} f(t) \cos 2 \pi f_n t dt$$
$$B_n = \frac{K_1}{T_n} \int_0^{T_n} f(t) \sin 2 \pi f_n t dt \quad \text{avec } T_n = K_2/f_n$$
$$C_n = A_n + i B_n$$

K_1 = constante choisie de façon à favoriser certaines fréquences du spectre.

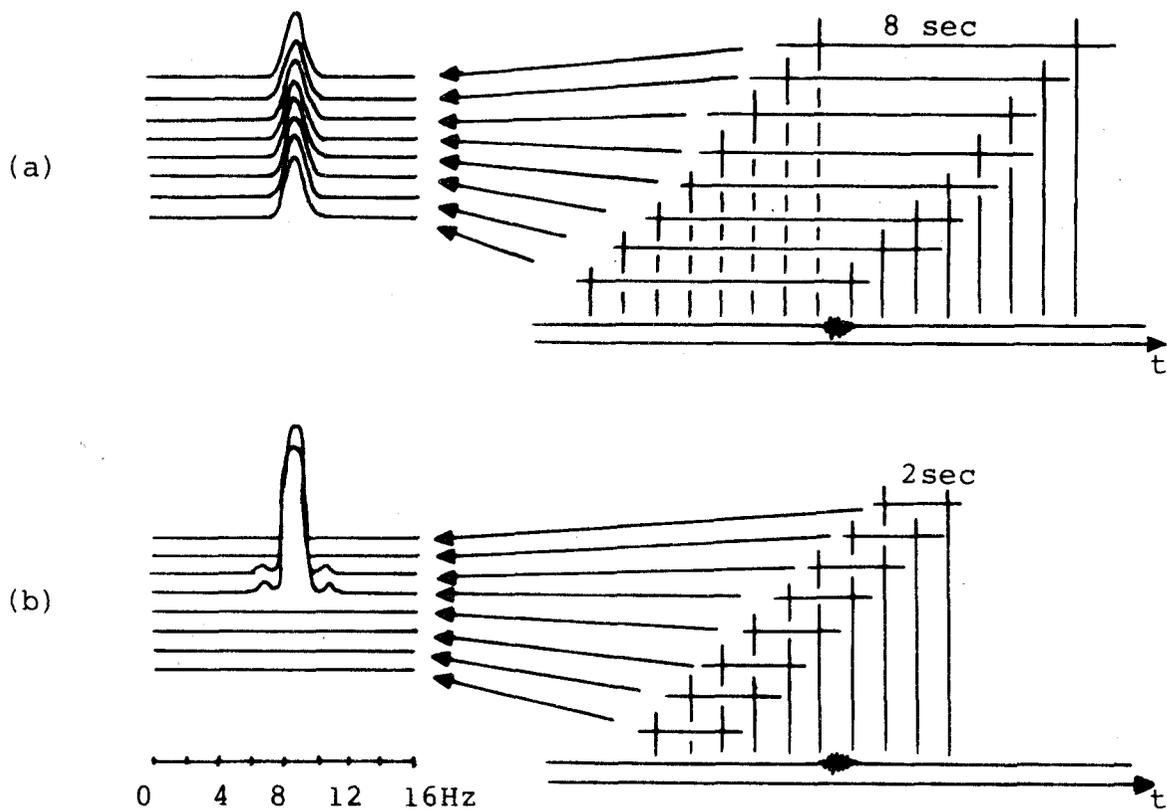
K_2 = durée de la fenêtre d'observation.

Nous voyons tout de suite les inconvénients de cette méthode dans le cas de notre étude : nous ne savons pas toujours l'ordre de grandeur de la fréquence à observer et ne pouvons, par cette méthode détecter des fréquences insoupçonnées. De plus, cette transformée déforme la dynamique du spectre. Elle est donc moins précise que la transformée de FOURIER.

Naturellement, la réduction de la fenêtre d'observation accélère le temps de calcul et rend cette transformation intéressante pour une utilisation en temps réel. C'est pourquoi elle est particulièrement utilisée pour l'analyse en temps réel de signaux se présentant sous forme de trains d'ondes tel l'E.E.G. Dans ce cas, K_2 représente la durée du train d'ondes et entre deux trains d'ondes, nous aurons des spectres entièrement plats (cf. figure III-2).

III-3-b : Application de la FFT au problème posé

Un sous-programme de transformée de FOURIER rapide a donc été effectué à partir de l'algorithme de COOLEY et TUCKEY /24/.



a - Transformée de FOURIER

b - Transformée de BERG avec $k_2 = 16$, $k_1 = 2$

Fig. III-2 : SCHEMA COMPARATIF DES TRANSFORMEES DE FOURIER ET DE BERG.

L'organigramme est donné en annexe 1.

Il est appelé par deux programmes principaux qui gèrent

- l'un, les fichiers d'autocorrélations,
- l'autre, ceux d'intercorrélations.

Ces programmes principaux impriment les fichiers lus. L'opérateur, en fonction du niveau de ces données envoie un facteur d'échelle afin d'utiliser au mieux la capacité des mots mémoires et de ne pas gêner le calcul de FFT. Ce facteur d'échelle est imprimé afin de restituer l'amplitude des raies des spectres obtenus. La transformée de FOURIER rapide est ensuite effectuée par le sous-programme et les résultats sont imprimés puis représentés par un spectre effectué par appel à un sous-programme de tracé d'histogramme ou bien par appel au sous-programme Assembleur TABTRAC détaillé au chapitre -II-.

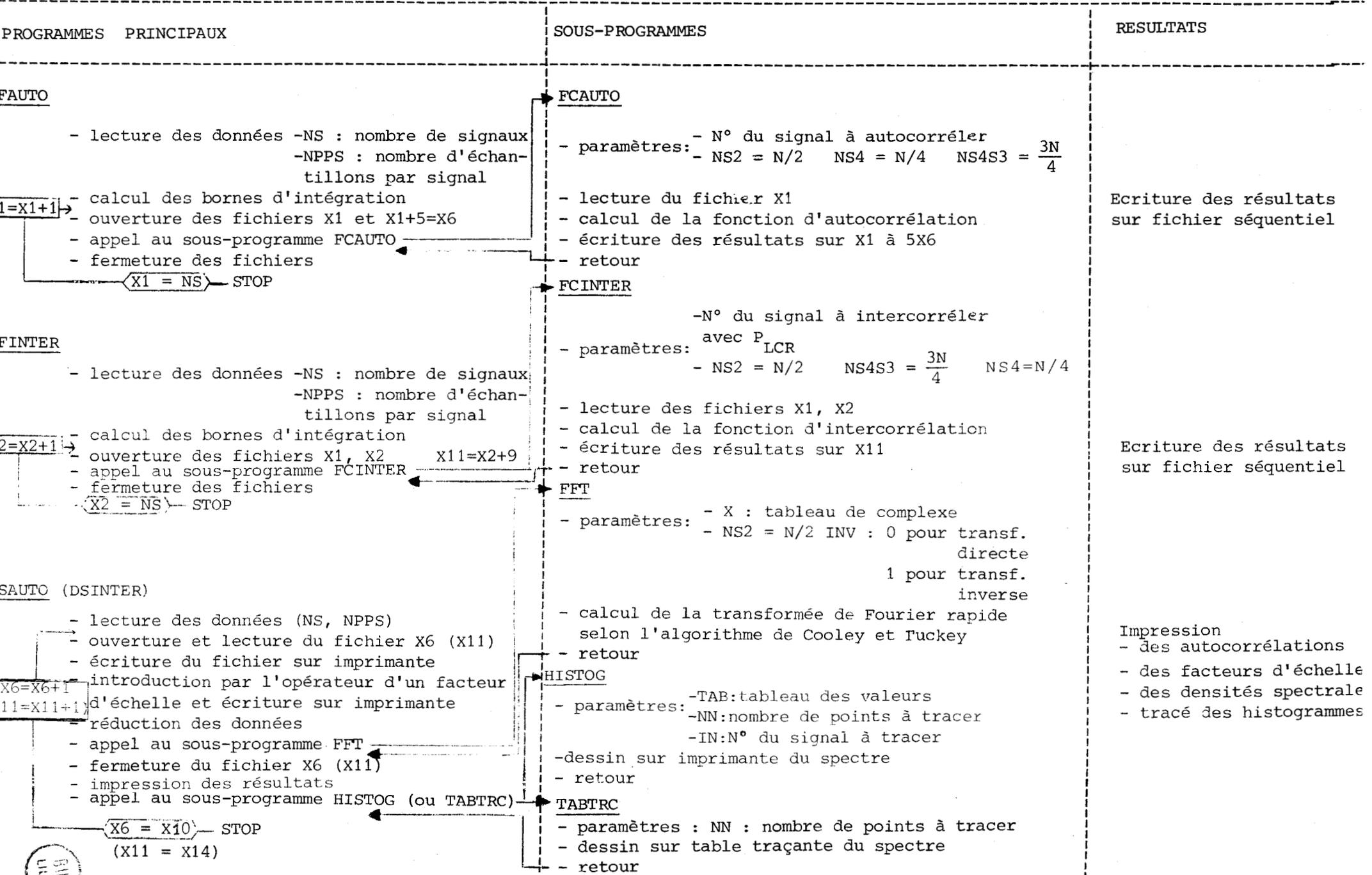
L'ensemble des programmes et sous-programmes mis au point pour l'analyse spectrale des signaux est représenté par le tableau de la figure III-3.

III-4 : RESULTATS

Ce traitement de corrélation, afin de vérifier la stationnarité, a été exécuté sur une dizaine de sujets à deux intervalles d'observation de 102 secondes (2048 points d'échantillonnage à 20 Hz = 1024 points d'auto- ou inter-corrélation = 512 points de spectre) ou de 51 secondes (1024 points d'échantillonnage).

Nous voyons que les spectres obtenus font apparaître des raies très distinctes et qu'ils ne varient ^{pas} d'un intervalle à l'autre (fig III-6). Ils permettent de constater l'existence de fréquences dominantes, communes à plusieurs des cinq signaux (fig III-4, III-5).

Figure III-3 - ORGANISATION DES PROGRAMMES ET SOUS-PROGRAMMES D'ANALYSE SPECTRALE de FOURIER.



PIC

- PIC : pression intracrânienne
- PA : pression artérielle
- PV : pression veineuse
- P O2 : pression d'O2
- P CO2 : pression de CO2

PV

P O2

P CO2

FIG III-4 : SPECTRES DES AUTOCORRELATIONS

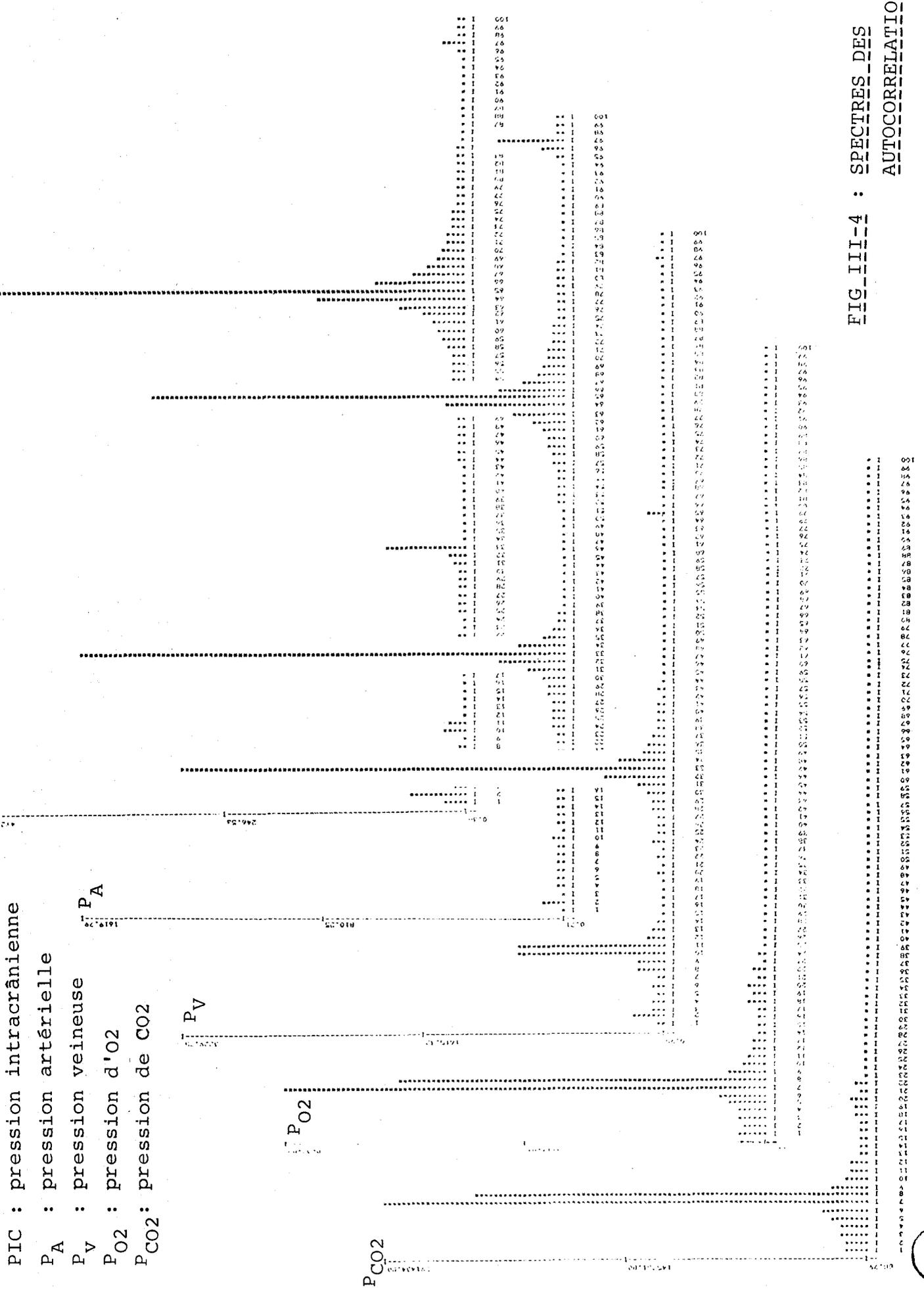


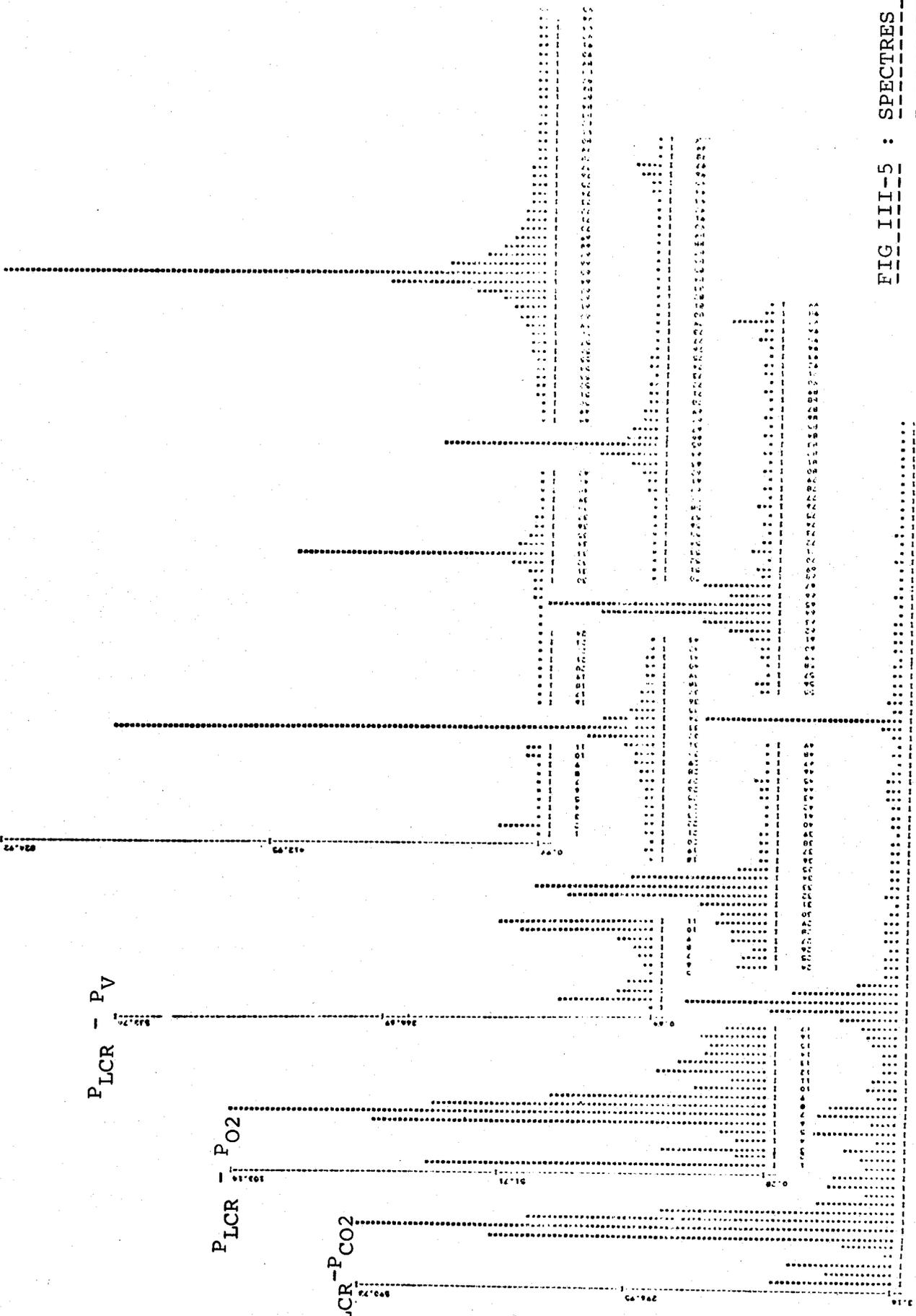
FIG III-5 : SPECTRES DES INTERCORRELATIONS

PIC - PA

P_{LCR} - P_V

P_{LCR} - P_{O2}

P_{LCR} - P_{CO2}



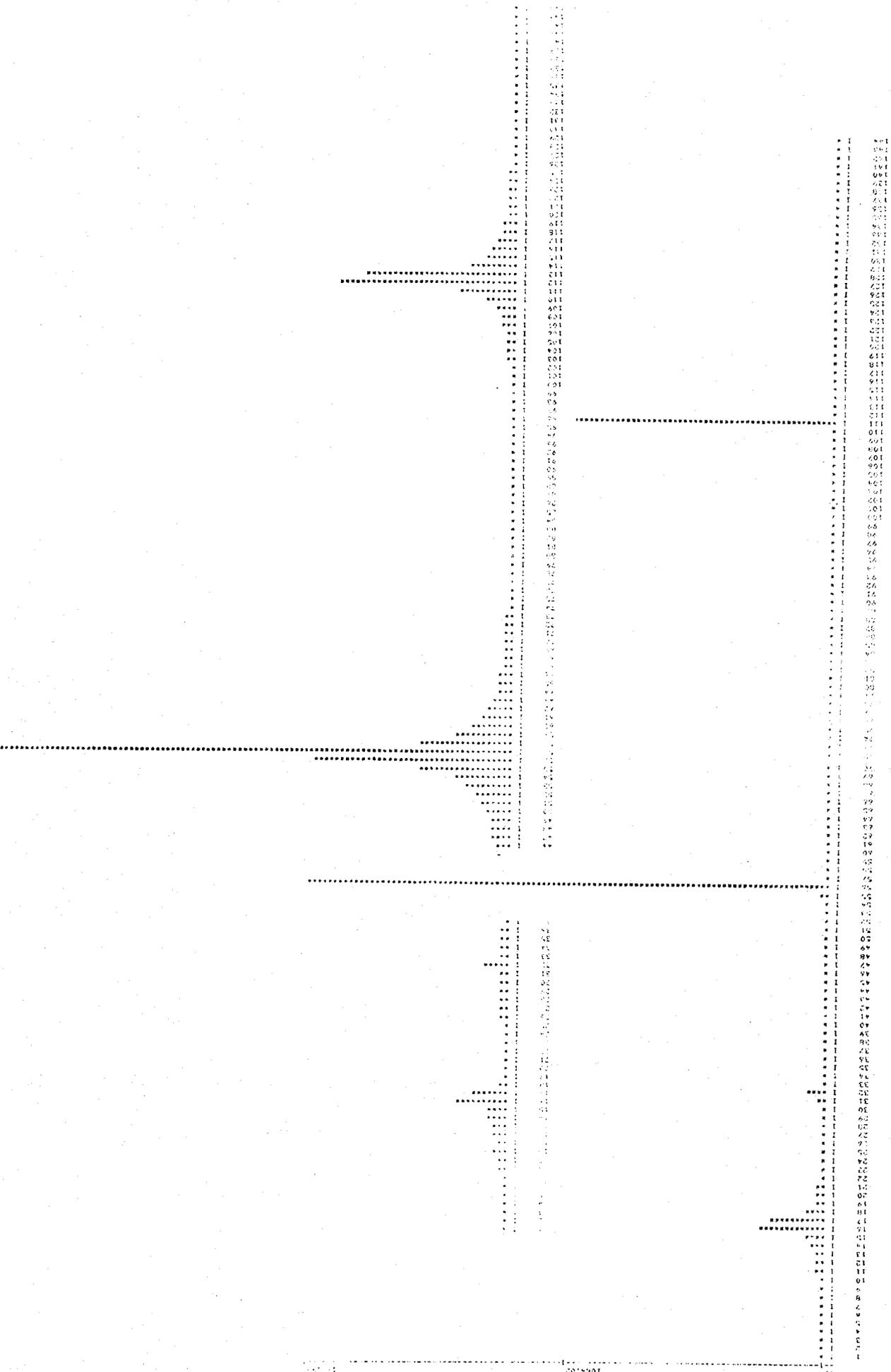


Fig III-6 : SPECTRE DE P_LCR A DEUX FENETRES D'OBSERVATION DIFFERENTES



Nous avons résumé les résultats par les tableaux représentés sur la figure III-7. Les chiffres représentés sur ce tableau constituent les degrés d'importance des raies observées sur le spectre. L'interprétation est faite dans la partie "Remarques" où nous donnons la valeur des fréquences en nombre d'événements par minute, unité plus fréquemment utilisée en milieu hospitalier.

Nous voyons que les deux fréquences mises en évidence sur les spectres correspondent aux fréquences cardiaque et ventilatoire et à leurs harmoniques. Sur l'ensemble des dossiers analysés, nous pouvons remarquer que :

- dans la P_A , la fréquence cardiaque domine nettement.
- dans la P_V , la fréquence respiratoire domine nettement sauf chez un sujet où la fréquence cardiaque est prépondérante. Mais ceci peut être dû à son haut niveau de $P_V = 12$ mm Hg.
- dans les P_{O_2} et P_{CO_2} n'apparaît que la fréquence respiratoire.
- dans la P_{LCR} , selon les sujets, la fréquence cardiaque ou respiratoire domine, mais de très peu.

Ces résultats confirment les connaissances physiologiques du système et permettent de comprendre facilement les résultats des intercorrélations :

- $P_{LCR}-P_A$: fréquence dominante : fréquence cardiaque
- $P_{LCR}-P_V$: fréquence dominante : fréquence respiratoire
- $P_{LCR} \begin{cases} P_{O_2} \\ P_{CO_2} \end{cases}$: fréquence dominante : fréquence respiratoire

Dans tous ces spectres nous pouvons remarquer que la bande passante est étroite et l'intercorrélation de P_A et P_V montre que ces deux variables ne sont pas indépendantes.

Afin d'approfondir ces résultats dans lesquels les fréquences cardiaque et ventilatoire apparaissent nettement, nous avons essayé de séparer ces phénomènes en réalisant l'opération inverse.



N° du sujet : 3

Nom : D... J.L.

Date de la mesure : 26.01.78

Compte-tour : 13-25

Fréquence d'échantillonnage : 20 Hz)

Nombre d'échantillons : 1024)

Fréquence fondamentale : 0,0195 Hz

N° éch.	Fré- quence Hz	Autocorrélations					Intercorrélations				Remarques
		P _{LCR}	P _A	P _V	P _{O2}	P _{CO2}	P _{LCR} P _A	P _{LCR} P _V	P _{LCR} P _{O2}	P _{LCR} P _{CO2}	
19	0.37	3	4	1	1	1	-	1	1	1	22/mn : respiration
65	1.27	2	2	3	-	-	2	3	2	2	sous-harmonique F _c
130	2.53	1	1	2	-	-	1	2	-	-	152/mn : coeur
193	3.76	4	3	-	-	-	3	-	-	-	harmonique F _c

Compte-tour : 95-108

N° éch.	Fré- quence Hz	Autocorrélations					Intercorrélations				Remarques
		P _{LCR}	P _A	P _V	P _{O2}	P _{CO2}	P _{LCR} P _A	P _{LCR} P _V	P _{LCR} P _{O2}	P _{LCR} P _{CO2}	
19	0.37	3	4	1	1	1	4	1	1	1	22/mn : respiration
65	1.27	2	2	3	-	-	2	3	2	2	sous-harmonique F _c
130	2.53	1	1	2	-	-	1	2	-	-	152/mn : coeur
195	3.8	4	3	-	-	-	3	4	-	-	harmonique F _c

Figure III-7 - TABLEAU REGROUPANT LES RESULTATS DE
L'ANALYSE SPECTRALE, D'UN SUJET.

III-5 : SEPARATION DES PHENOMENES CARDIAQUE ET VENTILATOIRE

Sur la densité spectrale de P_{LCR} , supprimons dans un premier temps, toutes les raies correspondant à la fréquence cardiaque et effectuons la transformée de FOURIER inverse (figure III-8 D). Faisons la même opération, après avoir supprimé les raies correspondant à la fréquence respiratoire (figure III-8 E).

En regroupant les courbes de P_{LCR} , P_A et P_V et celles des deux signaux reconstitués, nous pouvons remarquer que dans le premier cas, le rythme ventilatoire est mis en évidence avec une superposition d'un bruit qui est en fait, une résurgence de la fréquence cardiaque. Dans le second cas, c'est le rythme cardiaque qui apparaît. Toutefois, nous pouvons remarquer qu'aucun de ces deux signaux n'est semblable en amplitude à P_A ou P_V , qui ne sont par conséquent pas les seules variables à intervenir dans le système.

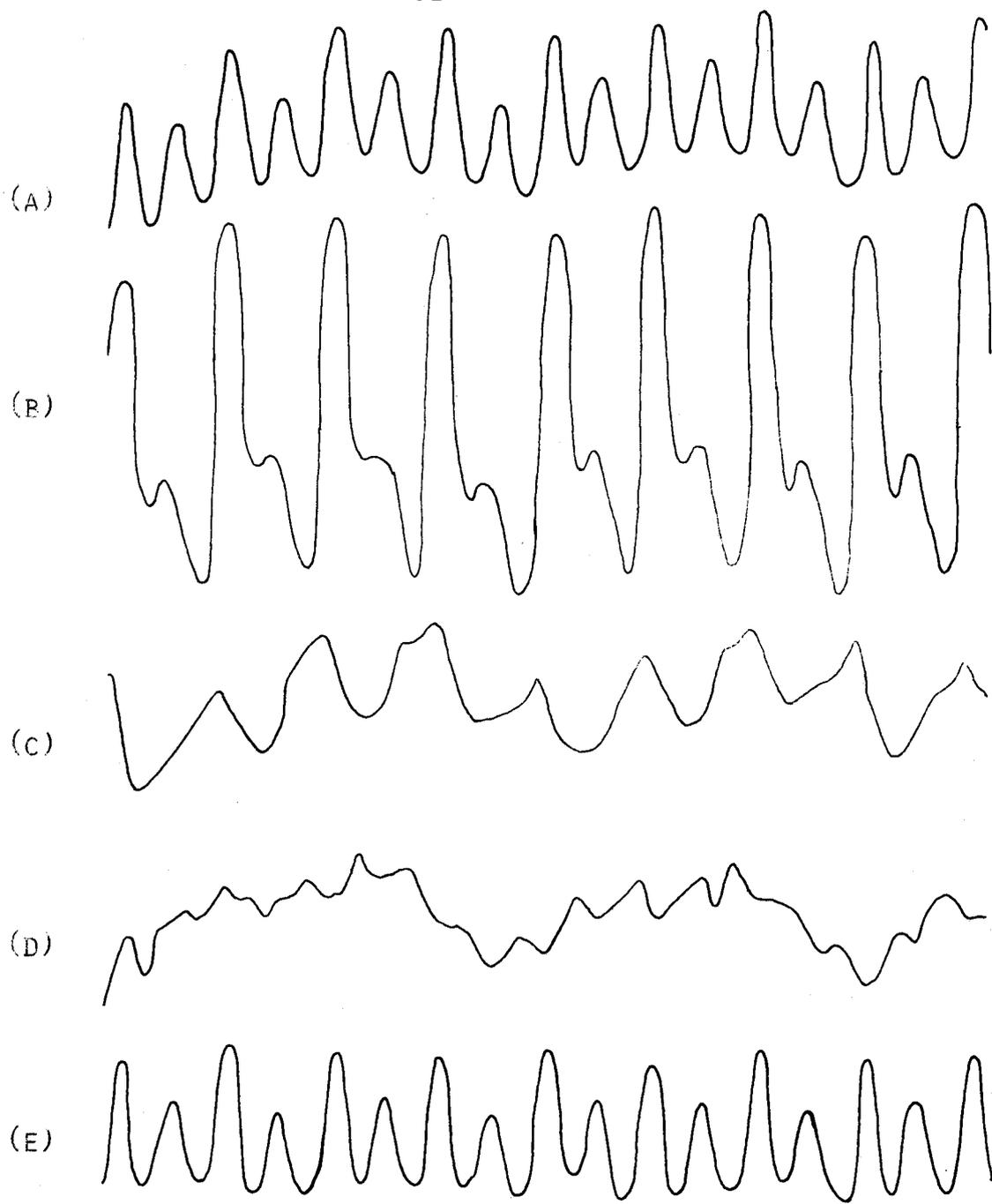
Nous avons également effectué la transformée de FOURIER inverse de la densité spectrale de P_{LCR} après avoir supprimé toutes les raies correspondant aux fréquences cardiaque et respiratoire. Le signal obtenu se présente alors comme un bruit blanc, mais pour plus de précision nous avons calculé la densité spectrale de son autocorrélation afin de déceler de nouvelles fréquences qui auraient été masquées .

Le spectre obtenu (figure III-9 B) n'a aucune raie prépondérante.

Le signal (figure III-9 A) est donc bien un bruit blanc et nous pouvons donc affirmer que les seuls phénomènes périodiques intervenant dans la P_{LCR} sont les phénomènes cardiaques et ventilatoires.

III-6 : CONCLUSION

L'analyse spectrale des signaux, qui est une forme d'identification non paramétrique, a permis de préciser les connaissances sur la pression du liquide céphalo-rachidien.



- (A) : P_{LCR}
- (B) : P_A
- (C) : P_V
- (D) : reconstitution de P_{LCR} sans
fréquence cardiaque
- (E) : reconstitution de P_{LCR} sans
fréquence ventilatoire

FIG III-8 : SEPARATION DES PHENOMENES CARDIAQUES ET VENTILATOIRES SUR P_{LCR}



(A) SPECTRE DE P_{LCR}
(B) RECONSTITUTION DU SPECTRE DE P_{LCR}

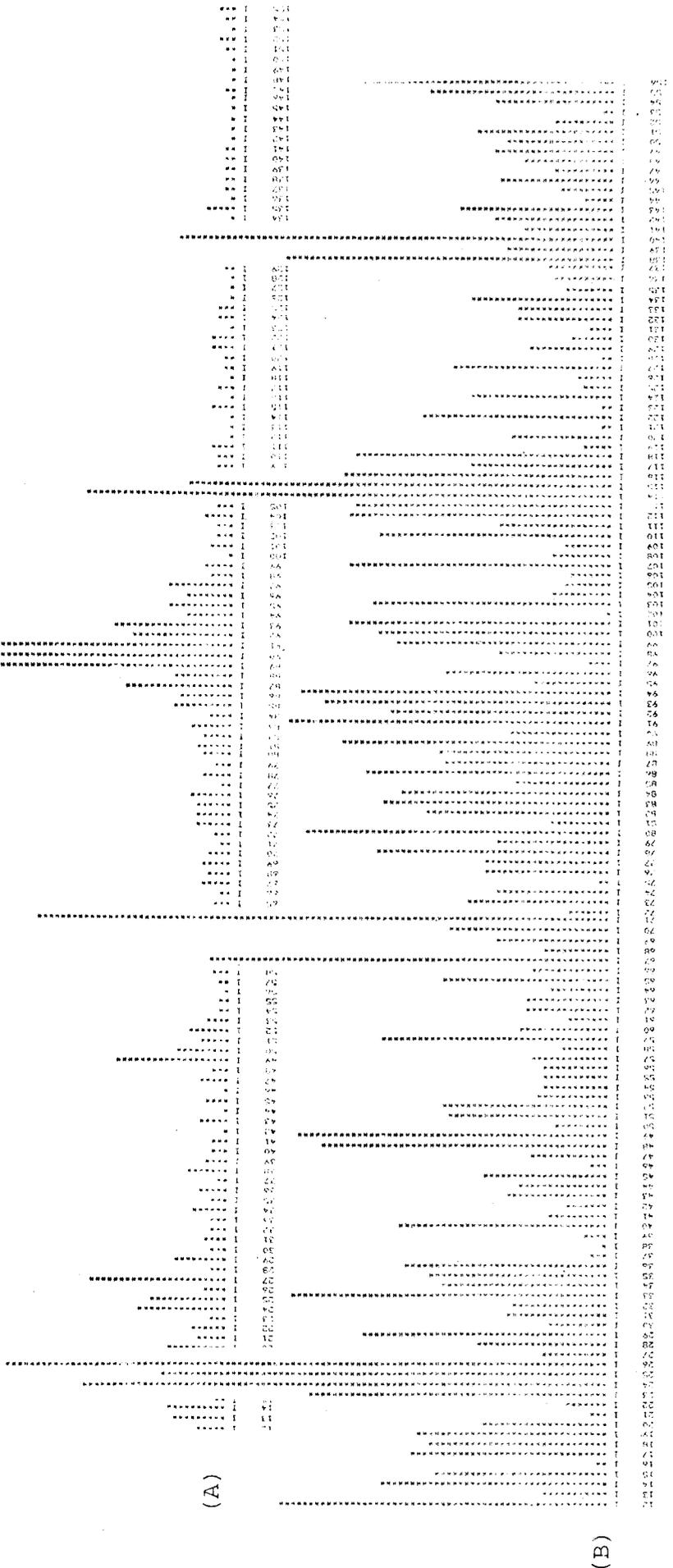


Fig III-9 : RECONSTITUTION DU SPECTRE DE P_{LCR} SANS LES FREQUENCES CARDIAQUES ET VENTILATOIRES



C'est un phénomène périodique dont les seules fréquences fondamentales sont les fréquences cardiaque et respiratoire , qui apparaissent respectivement dans P_A et P_V .

L'influence cardiaque et l'influence ventilatoire ont été mises en évidence par la séparation sur les spectres de ces deux phénomènes. Nous pouvons donc penser que P_{LCR} est un signal composé de P_A modulé par P_V . Les signaux obtenus dans cette décomposition n'étant cependant pas semblables à P_A et P_V , nous ne pouvons pas affirmer que les deux seules variables influençant P_{LCR} sont P_A et P_V .

Les autres méthodes d'identification non paramétriques, basées sur des modèles -fonction de transfert et des réponses à des impulsions, ayant été éliminées du fait de l'impossibilité d'agir sur les entrées, nous allons dans le chapitre suivant, essayer de modéliser, selon ces considérations, la pression du liquide céphalo-rachidien, par des méthodes d'identification paramétrique.

CHAPITRE - IV -

IDENTIFICATION

"L'identification d'un système peut être, en général, considérée comme 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 modèles donnés) qui, soumis aux mêmes signaux est alors équivalent, quant à l'état de ses sorties, au système donné". Cette définition, donnée par ZADEH en 1962/26/, montre bien le cheminement à suivre pour identifier un système et pouvoir reproduire mathématiquement son comportement :

- choisir une classe de modèles
- choisir l'ordre du modèle
- choisir une méthode pour calculer les paramètres du modèle.

Nous ne détaillerons pas toutes les sortes de modèles et méthodes d'identification parmi lesquelles nous avons dû choisir, mais seulement celles qui semblaient pouvoir s'appliquer à notre problème.

Dans une première partie, nous énoncerons donc clairement notre problème, afin de définir une classe de modèles et un critère d'identification. Ensuite, nous décrirons la méthode de CHOW appliquée afin de déterminer l'ordre du système, et enfin deux méthodes d'identification, l'une très classique - la méthode des moindres carrés - qui ne sera pas détaillée, l'autre plus originale - la méthode de SEN et SINHA.

IV-1 : POSITION DU PROBLEME

Le choix d'un modèle de représentation plutôt qu'un modèle de connaissance s'impose, puisque nous ne pouvons pas déterminer de relations physiques exploitables.

Nous disposons de trois variables physiologiques mesurées en continu : P_{LCR} , P_A et P_V , le modèle sera donc multivariable et l'utilisation d'un ordinateur facilitant la recherche des paramètres, conduira à choisir un modèle échantillonné et adaptatif. Il sera donc représenté par une équation de récurrence dont les paramètres seront identifiés par des méthodes paramétriques en boucle fermée.

Les méthodes d'identification non paramétriques applicables à des systèmes multidimensionnel n'ont pu être utilisées par suite de la nature du système :

- la régression multiple qui permet de calculer les valeurs moyennes, les déviations standard, les coefficients de corrélation multiples, nécessite une indépendance de toutes les variables sauf une. Or, nous avons vu au paragraphe III-4 qu'aucun des signaux n'est indépendant des deux autres.

- l'identification de la séquence de pondération ou de la réponse impulsionnelle /27/ qui, à partir des intercorrélations permet de construire une matrice de séquences de pondération globale, ou une matrice de réponses impulsionnelles n'est possible que si les entrées ont une bande passante suffisamment grande /28/. Or la bande passante des trois signaux est étroite, comme nous l'avons vu au paragraphe III-4. A partir de la matrice des réponses impulsionnelles, nous aurions pu appliquer l'algorithme de HQ /19/, afin d'obtenir le modèle sous forme d'une représentation d'état multivariable /29/. Mais là encore, les entrées doivent être indépendantes.

Nous avons vu au Chapitre III que la pression intracrânienne semblait être une superposition de la pression artérielle et de la pression veineuse, et sachant que "la modélisation nécessite un équilibre entre richesse des mesures et complexité du modèle " (RICHALET), nous avons choisi de chercher un modèle linéaire par rapport aux paramètres. Ceci est d'ailleurs la condition nécessaire à l'utilisation de nombreuses méthodes d'identification.

Désirant déterminer P_{LCR} en fonction de P_A et de P_V nous avons, à priori, considéré P_A et P_V comme les entrées et P_{LCR} comme la sortie. Nous pouvons alors représenter le système par le schéma bloc suivant :

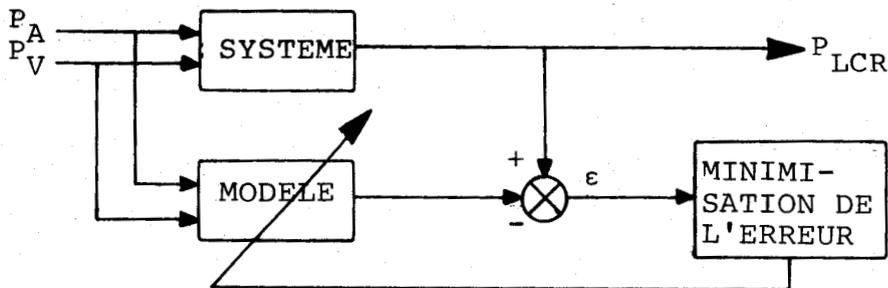


FIG IV-1 : METHODE DU MODELE

L'identification se présente alors comme un "jeu mathématique" (BARGETON) consistant à ajuster les paramètres du modèle en minimisant l'erreur, ou bien, en cas d'échec - qui est, d'ailleurs, entièrement lié à l'appréciation de l'opérateur -, à modifier la méthode d'identification ou même, le modèle.

IV-2 : DETERMINATION DE L'ORDRE DU SYSTEME MULTIVARIABLE PAR LA METHODE DE CHOW

Dans l'annexe II nous présentons cette méthode générale d'identification structurelle et d'estimation de paramètres pour des systèmes multivariables, linéaires /30/.

Nous avons programmé cette méthode et appliqué à notre cas : deux entrées ($m=2$) et une sortie ($r=1$) ; n_j est alors unique : $n = n_j$ et il suffit de trouver le i^* tel que déterminant $\Gamma_{yu}(i^*, j^*+1, k) = 0$, pour avoir l'ordre du système : $n = n_{j^*} = i^*$. Cet algorithme a été testé sur un cas simple puis appliqué à nos signaux jusqu'à $j = 10$, sans obtenir de déterminant nul.

Le système que nous avons est donc, sous ces hypothèses, d'un ordre supérieur à 10. Aussi, par souci de simplicité du modèle, nous n'avons pas poursuivi cette étude et avons choisi, à priori, un ordre 3 dont les paramètres seront calculés par les méthodes d'identification paramétriques exposées dans le paragraphe suivant.

IV-3 : IDENTIFICATION

La méthode d'identification donnant généralement les meilleurs résultats et facilement généralisable au cas multidimensionnel est certainement la méthode des moindres carrés. Nous en exposons brièvement le principe et les résultats obtenus, dans le paragraphe suivant. Une autre méthode proposée en 1976 est ensuite développée, ainsi que son application au système crâniométrique.

IV-3-a : Méthode des moindres carrés

Cette méthode appliquée à notre cas - une sortie $y = P_{LCR}$ et deux entrées $u_1 = P_A$, $u_2 = P_V$ -, consiste à minimiser les écarts entre la sortie du système à la suite des entrées et les valeurs obtenues au moyen du système d'équations paramétriques (cf. figure IV-1)

$$y(k) = a_1 \phi_1(x_1(k), x_2(k)) + a_2 \phi_2(x_1(k), x_2(k)) + \dots + a_n \phi_n(x_1(k), x_2(k)) + C_k$$

Le problème consiste à déterminer les a_k de façon à rendre minimum la quantité :

$$D = \sum_{k=1}^N e_k^2$$

On montre que D est minimum si

$$A = (\phi^T \phi)^{-1} \phi^T Y$$

où A = vecteur des a_k

ϕ = matrice des mesures

Y = vecteur de sortie.

Nous avons donc cherché les paramètres A de 20 modèles différents par cette méthode récurrente, sur calculateur. Le seul ayant donné des résultats satisfaisants est de la forme :

$$P_{LCR}(k) = a_1 + a_2 P_A(k) + a_3 P_V(k) + a_4 P_V(k)/P_A(k)$$

La simulation de ce modèle sur les données d'un sujet dont les enregistrements semblaient les plus représentatifs du phénomène, est représenté sur la figure IV-2. Les paramètres convergent au bout de 200 itérations vers les valeurs :

$a_1 = 1,662$ $a_2 = 0,114$ $a_3 = 0,692$ $a_4 = 1,650$ et l'erreur moyenne est alors de 9,6 %.

Le même modèle, testé chez le même sujet mais à des intervalles situés 1 mn et 2 mn plus tard donne des paramètres différents et une erreur plus grande. Mais il suit assez fidèlement le système réel de même que lorsqu'il est testé chez d'autres sujets (figure IV-3). Il n'a cependant pas été jugé suffisamment fidèle pour être exploité en milieu hospitalier.

Après avoir alors essayé de calculer la sortie du modèle à chaque itération au moyen des paramètres trouvés, considérant que ces derniers pouvaient être variables, et ensuite avoir essayé de minimiser l'erreur par maximum de vraisemblance, sans résultats, nous sommes passés à une méthode qui présente le modèle sous une autre forme.

IV-3-b : Méthode de SEN et SINHA /31/ /32/ /33/

Le système est représenté par les équations d'état :
(cf. Annexe II) /29/

$$X(k+1) = F X(k) + GU(k)$$

$$Y(k) = H X(k)$$

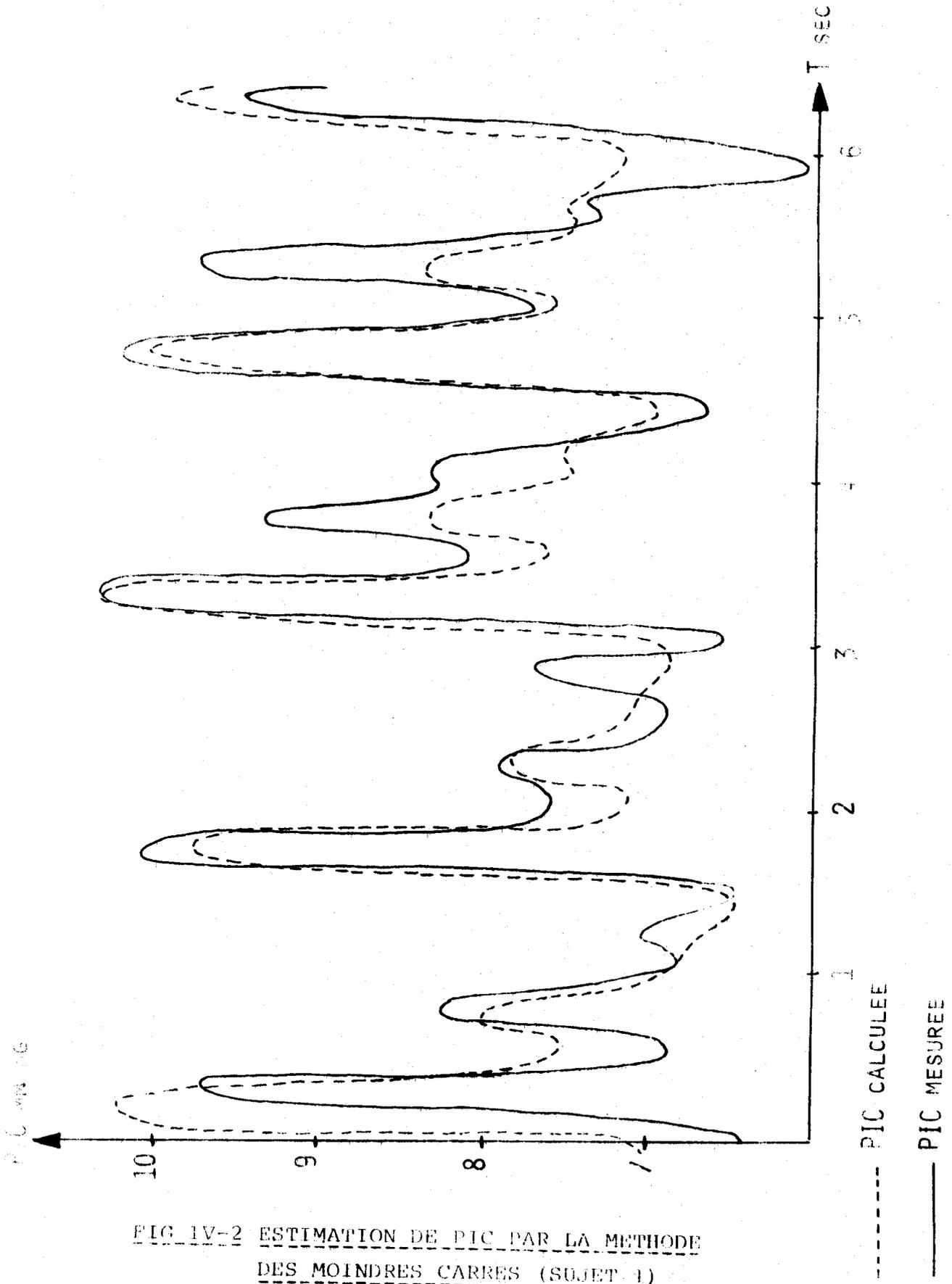


FIG 1V-2 ESTIMATION DE PIC PAR LA METHODE
DES MOINDRES CARRES (SUJET 1)

où

- X = vecteur d'état de dimension n
- Y = vecteur de sortie de dimension m
- U = vecteur d'entrée de dimension p
- p = nombre d'entrées
- m = nombre de sorties

Le problème consiste alors à déterminer les matrices F, G et H à partir des observations d'entrées - sorties ou, si le système est représenté sous forme de matrice fonction de transfert en z : $Y(z) = H(z) U(z)$ où $H(z) = C(zI - A)^{-1} B$, de déterminer H(z)

Cette matrice peut-être développée sous plusieurs formes :

* $H(z) = J_0 z^{-1} + J_1 z^{-2} + \dots$ où les matrices J_0, J_1, \dots sont les paramètres de MARKOV /31/. Toutefois, il est gênant d'utiliser des suites infinies, aussi une autre approche proposée par SEN et SINHA en 1976 basée sur une contribution de GUIDORZI /34/ développe H(z) sous sa forme canonique :

$$* \quad H(z) = \frac{1}{D(z)} \begin{bmatrix} N_{11}(z) \dots \dots \dots N_{1p}(z) \\ N_{m1}(z) \dots \dots \dots N_{mp}(z) \end{bmatrix} \quad (1)$$

où $D(z) = z^n + b_1 z^{n-1} + \dots + b_{n-1} z + b_n$ (2) est le polynôme caractéristique.

$$\text{et } N_{ij}(z) = a_{ij}(1) z^{n-1} + a_{ij}(2) z^{n-2} + \dots + a_{ij}(n-1) z + a_{ij}(n) \quad (3)$$

Le problème consiste alors à estimer les paramètres $b_1 \dots b_n$ et $a_{ij}(1) \dots a_{ij}(n)$ pour $i = 1, \dots, m$ et $j = 1, \dots, p$, à partir des entrées $u_j(k)$ et des sorties $y_i(k)$.

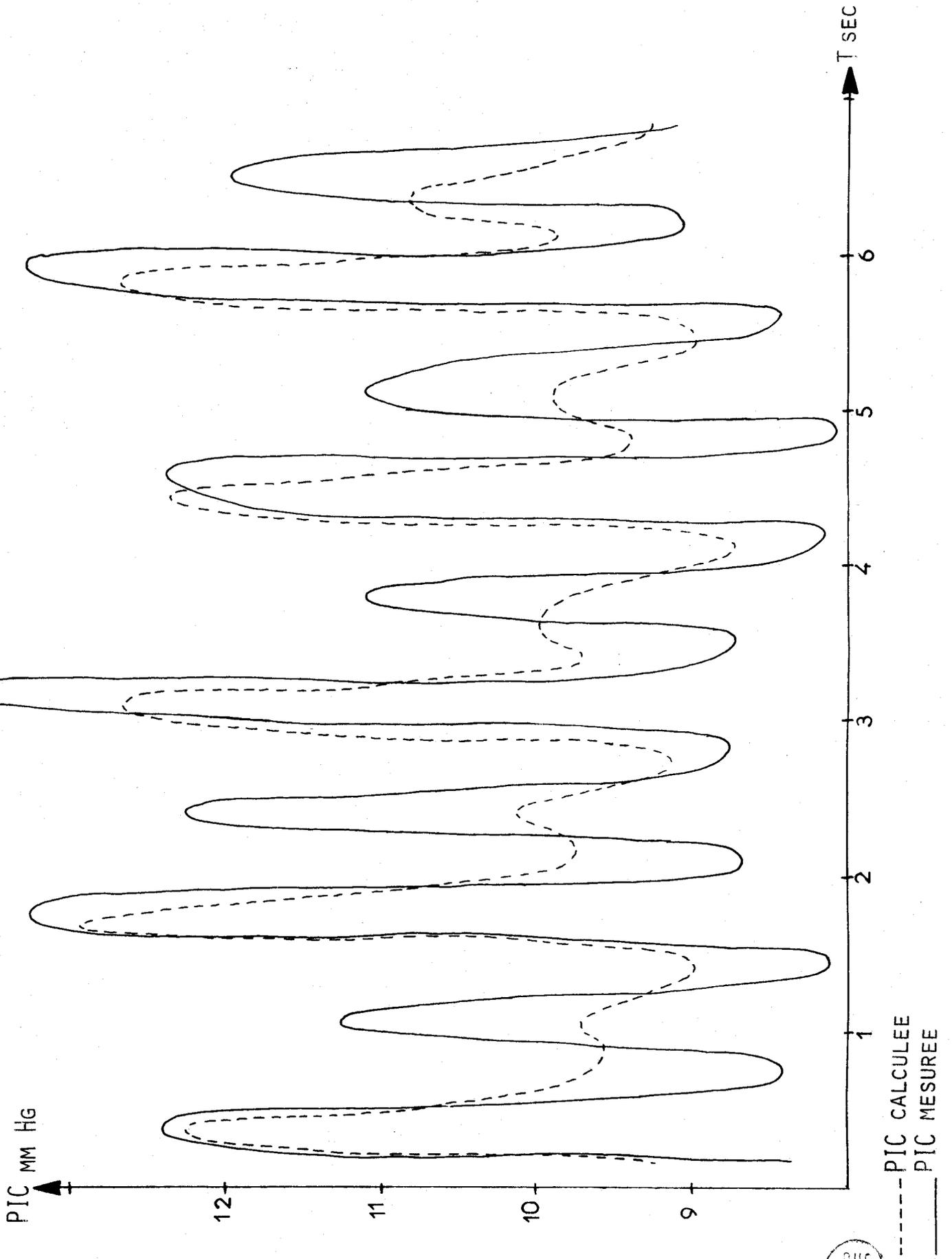


FIG IV-3 ESTIMATION DE PIC PAR LA METHODE
DES MOINDRES CARRÉS (SUJET 2)



A partir de l'équation (1), la $i^{\text{ième}}$ sortie peut s'écrire :

$$Y_i(z) = \frac{1}{D(z)} \sum_{j=1}^p N_{ij}(z) u_j(z) \quad (4)$$

La $i^{\text{ième}}$ sortie du $r^{\text{ième}}$ instant d'échantillonnage est donc

$$y_i(r) = \sum_{j=1}^p \sum_{s=1}^n a_{ij}(s) u_j(r-s) - \sum_{l=1}^n b_j Y_i(r-l) \quad (5)$$

que l'on peut écrire sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} y_1(r) \\ y_2(r) \\ \vdots \\ y_m(r) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} U_1(r)U_2(r)\dots U_p(r) & 0 & 0 \dots 0 & 0 \dots & 0 \dots 0 & -Y_1(r) \\ 0 & 0 & \dots & 0 & U_1(r)U_2(r)\dots U_p(r) & 0 \dots 0 & -Y_2(r) \\ \vdots & \vdots & & & \vdots & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & & & U_p(r) & -Y_m(r) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_1 \\ \phi_2 \\ \vdots \\ \phi_m \\ B \end{bmatrix} \quad (6)$$

avec $\phi_i \triangleq [a_{i1}(1) \ a_{i1}(2) \dots a_{i1}(n) \ a_{i2}(1) \ a_{i2}(2) \dots a_{ip}(n)]^T$

$$B \triangleq [b_1 \ b_2 \dots b_n]^T$$

$$Y_i(r) \triangleq [y_i(r-1) \ y_i(r-2) \dots y_i(r-n)]$$

$$U_j(r) \triangleq [u_j(r-1) \ u_j(r-2) \dots u_j(r-n)]$$

L'équation (6) s'écrit de façon plus compacte :

$Y(r) = A(r) \Phi$ que l'on généralise à tous les instants d'échantillonnage : $r = 1, 2, \dots, k$

$$Y(k) = A(k) \Phi \quad \text{où } Y(k) \triangleq \begin{bmatrix} Y(1) \\ \vdots \\ Y(k) \end{bmatrix} \quad \text{et } A(k) \triangleq \begin{bmatrix} A(1) \\ \vdots \\ A(k) \end{bmatrix}$$

La $k^{\text{ième}}$ estimation de Φ , notée $\hat{\Phi}_k$ est donnée par $\hat{\Phi}_k = A^+(k) Y(k)$ où $A^+(k)$ est la pseudo-inverse de $A(k)$

Ceci nécessitant l'inversion d'une matrice $q \times q$, un algorithme récursif élaboré par SINHA et PILLE en 1971 a été généralisé au cas multivariable par SEN /32/. Il conduit à :

$$\hat{\phi}_{k+1} = \hat{\phi}_k + P_k A^T(k+1) \left[I + A(k+1)P_k A^T(k+1) \right]^{-1} \left[Y(k+1) - A(k+1)\hat{\phi}_k \right] \quad (7)$$

$$\text{où } P_{k+1} = P_k - P_k A^T(k+1) \left[I + A(k+1)P_k A^T(k+1) \right]^{-1} A(k+1)P_k \quad (8)$$

relation qui ne nécessite plus qu'une inversion $m \times m$.

L'algorithme à suivre est donc le suivant :

- Construire la matrice $A(1)$ (équation (6))
- Calculer $A^+(1) = (A^T A)^{-1} A^T$
- Initialiser $\phi : \phi_1 = A^+(1) \times Y(1)$
- Initialiser $P : P_1 = A^+(1) [A^+(1)]^T$
- Construire : $A(k+1)$
- Calculer : $\hat{\phi}_{k+1} = \hat{\phi}_k + P_k A^T(k+1) [I + A(k+1)P_k A^T(k+1)]^{-1} \dots$
 $\dots * [Y(k+1) - A(k+1)\hat{\phi}_k]$
- Calculer : $P_{k+1} = P_k - P_k A^T(k+1) [I + A(k+1)P_k A^T(k+1)]^{-1} \dots$
 $\dots * A(k+1)P_k$

Lorsque $\hat{\phi}_{k+1}$ converge, nous obtenons les a_{ij} et les b_j qui permettent de reconstituer la sortie y_i avec l'équation (5)

$$y_i(r) = \sum_{j=1}^p \sum_{s=1}^n a_{ij}(s) u_j(r-s) - \sum_{l=1}^n b_j y_i(r-l)$$

Nous avons programmé cette méthode et l'avons testée sur un cas simple qui convergeait après 10 itérations.

Appliqué à nos signaux, avec de nombreuses combinaisons d'entrées, nous n'avons pas obtenu de résultats satisfaisants : les paramètres ne convergent pas encore après 700 itérations ; le modèle simulé avec les paramètres obtenus en faisant une moyenne sur 10 itérations ne correspond pas au système réel. Cette méthode ne semble pas adaptée à un système aussi variable qu'un système biologique et a donc été écartée.

IV-4 : CONCLUSION

L'identification paramétrique traitée dans ce chapitre n'a pas donné de résultats exploitables en milieu hospitalier et la méthode classique des moindres carrés est, encore une fois celle qui donne les meilleurs résultats.

Nous pourrions continuer à chercher un modèle par cette méthode ou bien à trouver, dans la littérature, d'autres méthodes s'appliquant aux systèmes multidimensionnels, mais cette évolution a pour inconvénient d'être lente et peu fructueuse. Dans ce sens, nous avons abandonné l'étude de l'identification et nous envisageons dans le chapitre suivant la suite à donner à nos recherches.

CHAPITRE -V-

DISCUSSION DES RESULTATS OBTENUS

ET PROSPECTIVE.

Les résultats des tentatives d'identification non paramétrique et paramétrique du système crânio-rachidien, qui ont fait l'objet des deux chapitres précédents amènent quelques réflexions. Nous discuterons dans la première partie de ce chapitre des problèmes d'incertitude en identification, et plus particulièrement de la validité de l'identification pour un système biomédical. Nous envisageons ensuite la direction vers laquelle on pourrait infléchir nos recherches.

V-1: PROBLEMES DE L'INCERTITUDE EN IDENTIFICATION

V-1-a : Généralités

Les problèmes d'incertitude sont dûs, en grande partie aux nombreux choix (modèles, méthodes etc...) à faire, ainsi qu'aux nombreuses hypothèses (linéarité, stationnarité etc...) faites, à priori sur le processus.

Le premier choix à faire, porte sur les variables à mesurer, car la connaissance préalable du système ne permet pas toujours de choisir objectivement quelle variable il faut prendre en considération. De plus, ce choix est souvent conditionné par la possibilité ou plutôt, l'impossibilité de capter certaines variables: problèmes d'existence des capteurs, problèmes d'emplacement de ces capteurs (accessibilité du meilleur point de mesure). A ces problèmes viennent s'ajouter ceux liés aux bruits de mesures dont on peut quelquefois tenir compte lors de la mise en oeuvre de la méthode d'identification, mais qui produisent néanmoins une incertitude.

La plus grande source d'erreurs est sans aucun doute due au choix fait, à priori, sur la structure du modèle. Tout d'abord, les hypothèses de stationnarité et d'ergodicité sont souvent admises, mais non vérifiables (cf § III-1). Ensuite, le choix sur l'ordre du système, le nombre de paramètres (qui, s'ils sont faibles réduisent l'incertitude /37/), les équations représentant le modèle, est le plus souvent effectué de façon assez arbitraire.

Ensuite viennent les inexactitudes liées au choix d'un algorithme d'identification qui nécessite quelquefois des hypothèses complémentaires sur la structure du modèle ou sur les variables mesurées. De plus, l'utilisation du modèle obtenu grâce à une méthode donnée est souvent réduite à un domaine d'entrées assez restreint.

Enfin, l'incertitude liée à l'appréciation de l'opérateur lors de la validité de son estimation est entièrement subjective.

Nous concevons donc que la somme de ces inexactitudes, qui ne sont pas toujours mesurables, provoque de grandes difficultés en identification, en particulier pour les systèmes biologiques.

V-1-b : Validité de l'identification pour un système biomédical.

Les systèmes biologiques posent un certain nombre de problèmes qui viennent s'ajouter à ceux précédemment cités:

Le plus important concerne l'impossibilité physique d'appliquer des entrées particulières et d'étudier les réponses du système à celles-ci. L'étude de la réponse d'un système complexe à certains signaux élémentaires permet pourtant quelquefois de déterminer la réponse du même système à n'importe quelle entrée. Lorsqu'en physiologie, les variables mesurées sont des potentiels électriques, il est parfois possible d'appliquer des entrées en impulsion ou en échelon. Mais lorsque les variables sont de type mécanique (températures) et encore plus si elles concernent les fluides (volume, pression), les entrées -échelon, impulsion, sinusoïde- sont très difficilement réalisables sans entraîner de

phénomènes annexes (tels les réflexions ou les réactions d'autres variables non mesurables comme l'élasticité des parois vasculaires lors d'un échelon de pression) qui, n'étant pas toujours maîtrisables peuvent fausser les mesures, mais surtout nuire au patient. De ce fait, nous avons des difficultés, non seulement pour étudier la structure du modèle, mais tout simplement pour déterminer quelles sont les entrées et les sorties utilisables.

De plus, une variable biologique ne varie généralement jamais seule. Une légère modification d'une variable provoque généralement une variation de quelques autres variables, par un phénomène d'auto-régulation, ce qui induit qu'un processus biologique est souvent multivariable et difficilement réductible à un modèle simple. De plus rien ne permet d'affirmer que l'on prend en compte tous les paramètres du problème, ou même les plus importants, tellement ces paramètres sont nombreux. Enfin, l'importance d'une variable est fonction de l'état pathologique du sujet. Aussi, lorsqu'un modèle convient à un sujet, il y a très peu de "chances" qu'il convienne à un autre sujet.

Il faut donc être très prudent devant toute tentation de généralisation, en appliquant les théories de l'automatique cartésienne à la médecine. L'extension de la structure d'un modèle à plusieurs comportements d'un seul sujet, et même à plusieurs sujets répondant à un même comportement, semble tout à fait utopique, car, comme nous le disions dans le paragraphe précédent, un algorithme d'identification s'applique à un domaine d'entrées très restreint. De plus l'auto-régulation qui n'est pas toujours immédiatement perceptible, fait douter de la stationnarité des phénomènes biologiques.

Toutes ces considérations nous font donc hésiter quant à l'application des méthodes d'identification pour un système biomédical, et nous allons montrer ci-dessous comment il conviendrait d'orienter nos recherches vers l'étude d'un certain nombre de relations qui avaient été négligées par souci de simplification du modèle.

V-2 : INTRODUCTION DE NOUVELLES VARIABLES

La modélisation du phénomène, à partir des trois seules variables mesurées PIC, PA, PV, n'ayant pas donné de résultats généralisables à plusieurs sujets, ni même à plusieurs fenêtres d'observation d'un même sujet, nous amène à envisager l'étude de façon différente, selon les sujets, après avoir introduit de nouveaux paramètres, en particulier la vasomotricité qui entraîne les modifications du calibre vasculaire essentiellement artériel. En effet, l'observation sur certains enregistrements (cf fig.V-1) d'un accroissement d'amplitude de PIC, en fonction de l'augmentation de sa valeur moyenne, interprété comme liée aux modifications d'accommodation en volume de l'ensemble intracrânien, nous conduit à étudier les trois paramètres -*élastance*, son inverse *compliance* et *conductance*- qui permettent d'appréhender ces phénomènes de vasomotricité.

V-2-a : Elastance

L'élastance d'un système dont le volume et la pression se modifient progressivement : $V(t), P(t)$, est définie par :

$$E = dP / dV$$

Elle mesure en quelque sorte la raideur du système. Si l'on augmente le volume de ΔV , nous obtenons:

$$\text{Amp} = \frac{dP}{dV} \cdot \Delta V = E \Delta V$$

où Amp est l'amplitude des oscillations de pression. En créant une augmentation progressive de volume du L.C.R, par injection d'une solution physiologique intraventriculaire, on peut établir la courbe de Amp en fonction de la valeur moyenne de la pression et évaluer ainsi l'élastance.

Nous pouvons, dans un premier temps construire ces courbes à partir des enregistrements déjà faits qui présentent des accroissements "naturels" de pression et vérifier les résultats

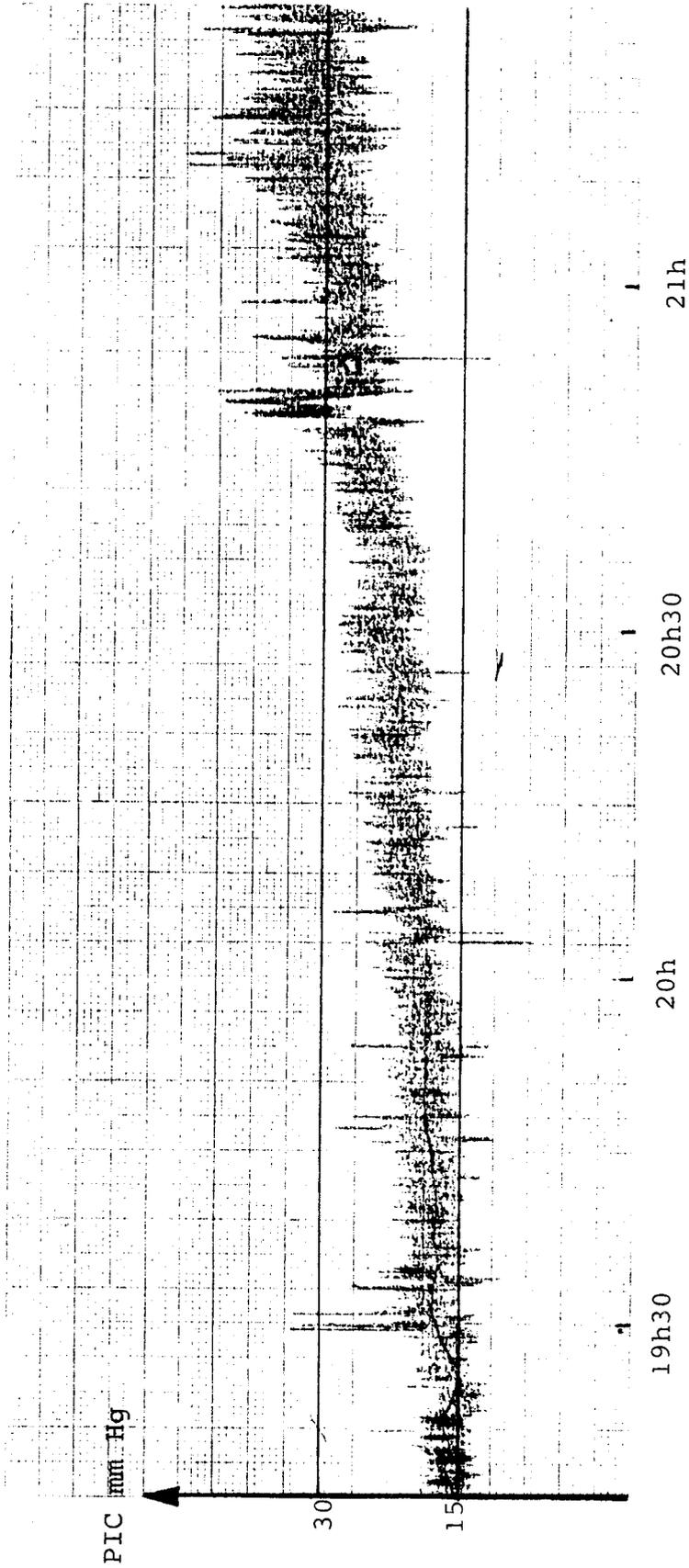


FIG V-1 : VARIATION D'AMPLITUDE DE P.I.C EN FONCTION
DE SA VALEUR MOYENNE



obtenus par une équipe médicale polonaise /39/ qui détermine ainsi deux zones : l'une d'élastance constante, l'autre d'élastance croissante. (fig.V-2)

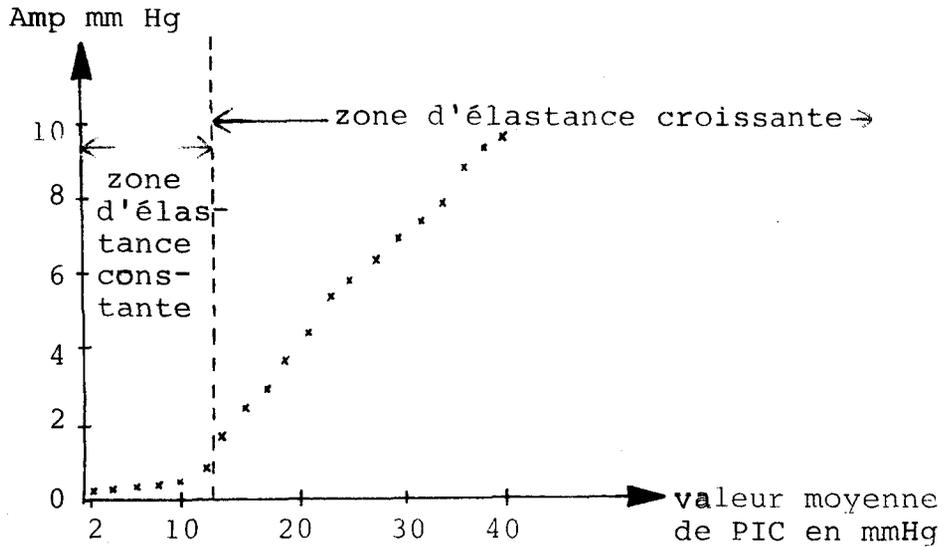


FIG V-2 : COURBE D'AMPLITUDE DE P.I.C EN FONCTION DE SA VALEUR MOYENNE, REPRESENTANT L'ELASTANCE

Il serait ensuite possible d'étudier plus précisément l'élastance en créant des accroissements artificiels et en calculant d'autres paramètres (pentes des courbes obtenues, par exemple). Une comparaison des divers résultats dans les différents cas pathologiques examinés pourra alors être envisagée, afin d'établir des lois d'évolution de ce paramètre.

V-2-b : Compliance et conductance

A partir des expériences ci-dessus et des résultats de BENABID (cf § I-2-a) qui donnent les équations de la pression intracrânienne dans le cas :

- d'une tumeur expérimentale de débit T:

$$P(t) = (T/K) \cdot (1 - e^{-Kt/S}) + P_0$$

- d'une tumeur échelon de volume V :

$$P(t) = (V/S) \cdot e^{-K(t/S)} + P_0$$

on pourrait déterminer les facteurs K:conductance et S:compliance puis établir leur loi de variation en fonction de la pression intracrânienne, non pour réaliser un modèle qui serait d'une trop grande complexité, mais simplement pour enrichir la connaissance physiologique du phénomène.

V-2-c : Autres paramètres

La plupart des variables physiologiques mesurées se présentant sous forme cyclique, nous pouvons isoler chaque cycle en analysant directement le signal incident ou, pour plus de précision, en utilisant des méthodes de segmentation /22/ qui permettent d'autre part de les représenter par des courbes de LISSAJOUS dans le plan de phase.

Il est alors possible d'extraire d'autres paramètres caractéristiques d'un cycle qui s'ajouteraient au fichier du comportement de chaque variable.

Un autre phénomène observé sur les enregistrements serait également examiné afin de déterminer éventuellement de nouveaux paramètres (ondulations en opposition de phase, apparaissant entre la pression intracrânienne et la pression artérielle.(fig V-2)

V-3 : REALISATION D'UN DOSSIER ET REDUCTION DE L'INFORMATION

L'ensemble des variables physiologiques mesurées et des paramètres calculés seront rassemblés dans un dossier regroupant également d'autres informations plus générales (données cliniques, biométriques, antécédents, etc.....). Après avoir examiné un grand nombre de patients, une étude pourra être entreprise afin de déterminer des classes de sujets ayant un comportement de pression intracrânienne semblable, établir dans ces classes les paramètres les plus importants et essayer de les représenter d'une façon plus synthésique qui serait facilement exploitable en milieu hospitalier.

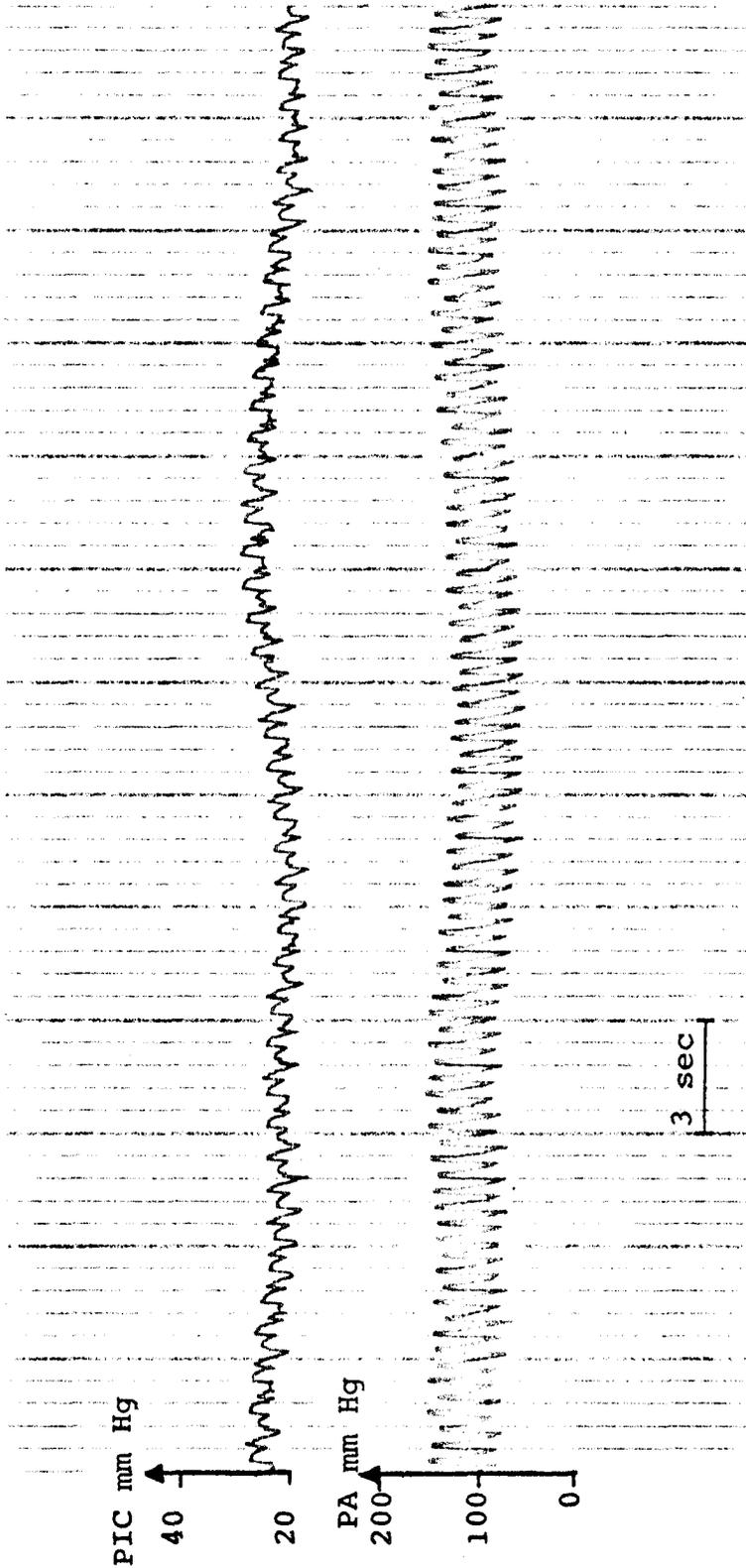


FIG V-2 : PHENOMENE D'ONDULATION DES PRESSIONS INTRA-
CRANIEENNE ET ARTERIELLE

BUS
VILLE

V-4 : CONCLUSION

L'identification globale n'ayant pas donné de résultats satisfaisants, une nouvelle orientation des recherches est envisagée. Elle consiste en l'établissement d'un dossier pour chaque sujet où serait mentionné le maximum d'informations, et introduits de nouveaux paramètres parmi lesquels ceux ayant trait à la vasomotricité auraient une large part.

A partir de ces renseignements et de critères déterminés auparavant, différentes classes de sujets seraient formées. On établirait alors, pour chaque classe, un type de modèle qui, par apprentissage, s'adapterait automatiquement à chaque malade. On obtiendrait donc un modèle par sujet, fonction de ses propres paramètres.

Cette démarche permettrait, ainsi d'approfondir la connaissance de la pression intracrânienne et d'estimer son évolution au cours du temps.

- CONCLUSION GENERALE -

Dans le cadre de recherches que l'on pourrait qualifier de neuro-physiologiques, nous avons appliqué les concepts et techniques de l'automatique à l'étude du liquide céphalo-rachidien.

L'étude réalisée et résumée dans ce mémoire, nous a permis d'appréhender toute la complexité des phénomènes biologiques et les difficultés qu'il en résulte à appliquer les théories scientifiques classiques mises au point sur les systèmes dits industriels.

Les problèmes d'une part résident dans la difficulté de prise des mesures, d'autre part sont liés au caractère fluctuant des variables (ce qui conduit à une stationnarité très précaire).

La conception d'une chaîne de mesures a été réalisée avec le souci constant de minimiser les perturbations apportées au système biologique étudié. Dans le but de tester la fiabilité de l'instrumentation, nous avons procédé à une série de contrôles et la qualité des enregistrements obtenus lors du déroulement du protocole expérimental a permis de mettre en évidence certains phénomènes connus ou non.

Les techniques d'analyse spectrale constituent une première approche, de mise en oeuvre assez simple mais dont les résultats ne donnent cependant que des informations de type fréquentiel bien souvent connues des biologistes.

Les méthodes d'identification multivariable nous ont alors semblé mieux appropriées afin de caractériser le système étudié;

mais la difficulté de leur mise en oeuvre du fait de l'impossibilité actuelle d'agir de façon reproductible sur les entrées, et donc de l'ignorance totale de la structure du modèle a conduit à des résultats peu satisfaisants. Cependant, l'observation de quelques ressemblances entre le modèle et le système réel, dans certains cas très limités, nous encourage à poursuivre cette voie, en modifiant quelque peu son orientation.

En effet, les prolongements envisagés dans le cadre de cette étude, ont cherché, de façon classique, à individualiser le malade. Les méthodes liées au "cartésianisme" des théories de l'automatique, mieux adaptées aux systèmes régis par les lois de la physique, de la mécanique..., que ceux soumis aux lois de la nature, semblent très peu utilisables lors de l'analyse d'un sujet humain.

Il nous semble qu'il faille mettre au point une identification favorisant l'individu, au détriment de la "statistique" d'un grand nombre d'individus. Pour celà, nous envisageons d'aborder l'analyse des sujets par une partition en classes, basée sur un dossier général concernant l'individu, sur des paramètres calculés à partir des variables enregistrées.

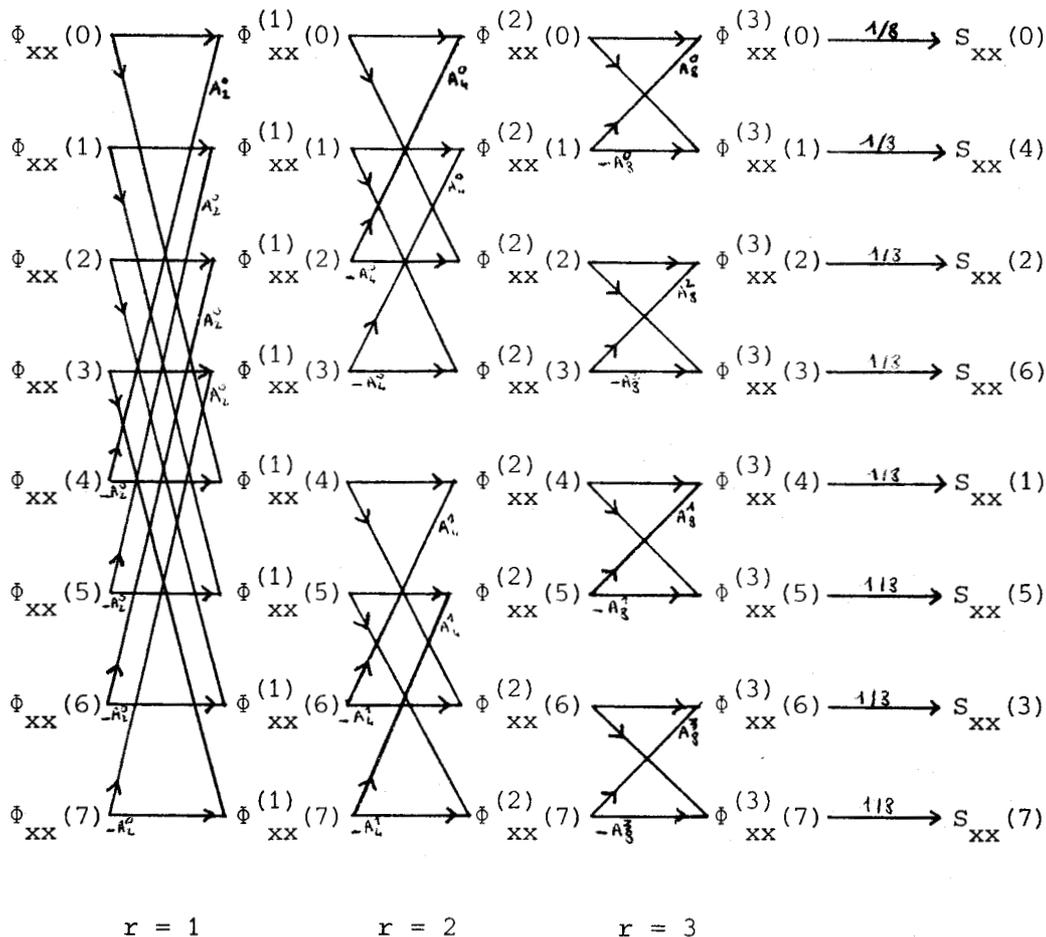
A chaque classe correspondrait un modèle particulier qui s'adapterait automatiquement et à tout instant, à chaque sujet en fonction de ses réactions à divers stimuli.

Cette démarche tenterait de personnaliser tout en restant objective, et de façon différente de celle abordée dans le cadre des systèmes flous, l'application de la "systémique" à l'Homme.

- ANNEXES -

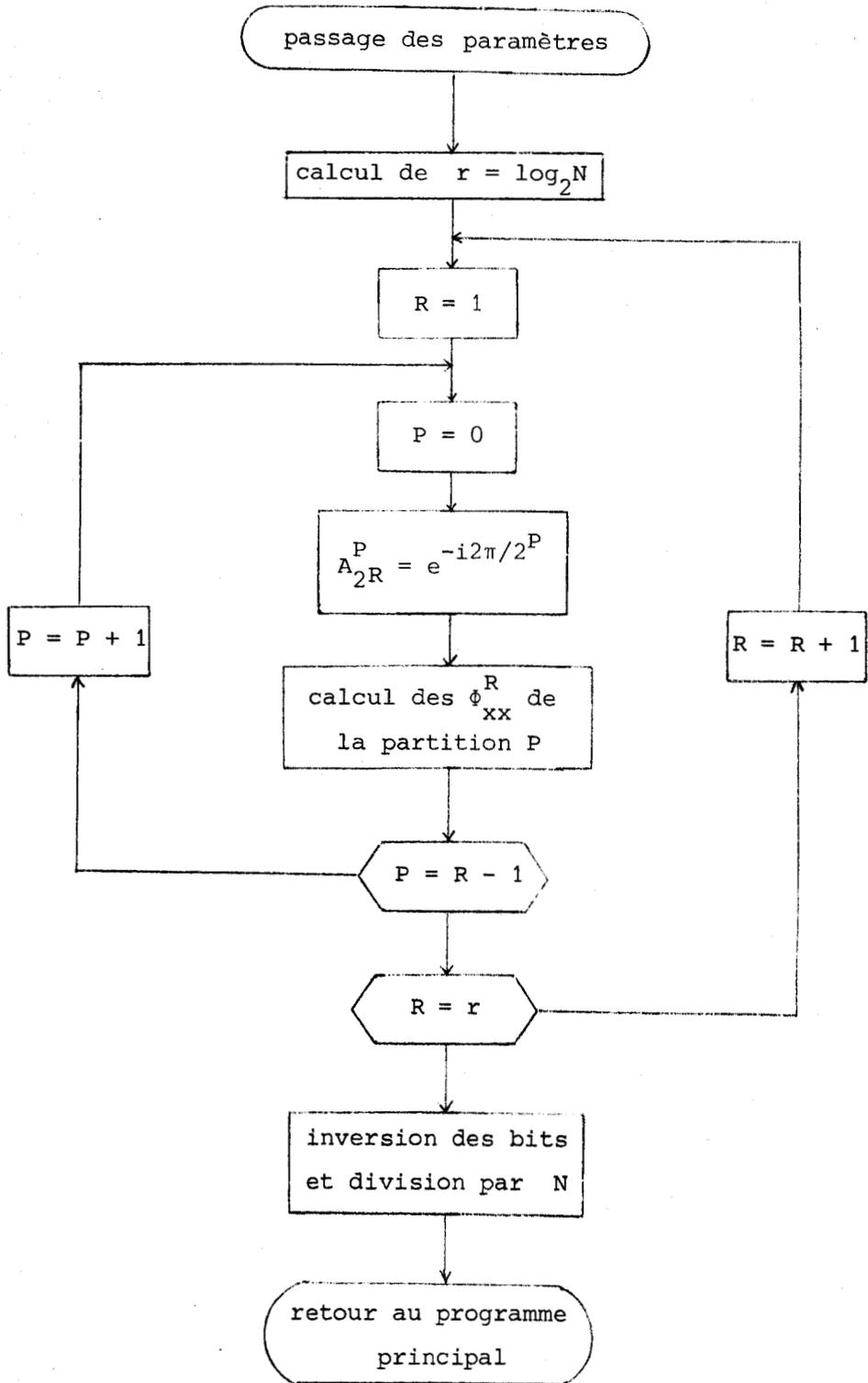
Annexe -I- ALGORITHME DE COOLEY et TUCKEY

L'algorithme de COOLEY et TUCKEY, réalisant la transformée de FOURIER rapide S_{XX} d'une fonction Φ_{XX} , peut être représenté ainsi :
 (N = 8 pour simplifier le schéma)



Nous remarquons qu'il nécessite $r = \log_2 N$ itérations composées de $2^{(r-1)}$ partitions et que l'obtention de $S_{XX}(i)$ se fait en divisant $\Phi_{XX}(k)$ par N, i étant l'inverse de k représenté en binaire.

L'organigramme du sous-programme effectué est donc :



Annexe -II- METHODE DE CHOW

La représentation d'état d'un système multivariable échantillonné ayant n entrées et r sorties est /24/ :

$$(1) \quad \begin{aligned} X_{k+1} &= F X_k + G U_k \\ Y_k &= H X_k \end{aligned}$$

F : matrice de régime libre ou matrice d'état (n x n)
 G : matrice représentant l'influence des entrées (n x m)
 H : matrice représentant l'influence des sorties (r x n)
 X : vecteur d'état (n x 1)
 U : vecteur d'entrées (m x 1)
 Y : vecteur de sorties (r x 1)

Le problème est de déterminer la dimension n du vecteur d'état X.

Remarquons que l'ordre d'un système multivariable est représenté par un ensemble d'entiers n_1, \dots, n_r où n_j est l'ordre relatif à la sortie $Y^{(j)}$ qui est la j^{ème} composante du vecteur de sortie Y.

Si $r < n$, le système (1) peut être représenté par sa forme canonique :

$$Y_k + A_1 Y_{k-1} + A_2 Y_{k-2} + \dots + A_p Y_{k-p} = B_1 U_{k-1} + B_2 U_{k-2} + \dots + B_p U_{k-p} \quad (2)$$

où : - les matrices A sont telles que si la j^{ème} colonne de la matrice A_i est nulle, les j^{èmes} colonnes des matrices A_{i+1}, A_{i+2}, \dots sont nulles ; les colonnes non nulles correspondant à la sortie $Y^{(j)}$ ne sont alors contenues que dans les n_j premières matrices A.

- p est l'indice d'observabilité défini comme étant le plus petit entier tel que : $\text{rang} \begin{vmatrix} H^T & F^T H^T & \dots & (F^{p-1})^T H^T \end{vmatrix} = n$

L'ordre du système peut alors être défini par : $n = \sum_{j=1}^r n_j$

La construction du tableau de la fig. 1 permet de définir l'algorithme suivant :

1- construire la matrice Γ_{yu} (i,j,k) constitué par le carré supérieur gauche du tableau et dont la dernière ligne commence par $Y_{k-i}^{(j)}$

2- calculer le déterminant de $\Gamma_{yu}(i,j,k)$ pour différentes valeurs de i et j .

Si $\det \Gamma_{yu}(i,j,k) \neq 0$ pour tout $i < i$ et $j < j$, et $\det \Gamma_{yu}(i, j+1, k) = 0$ alors $n_j = i$

3- éliminer toutes les lignes du tableau commençant par

$y_{k-i}^{(j+1)}, y_{k-i-1}^{(j+1)}, \dots$ et continuer le processus jusqu'à ce que tous

les n_j soient déterminés.

4- l'ordre du système est alors : $n = \sum_j n_j$

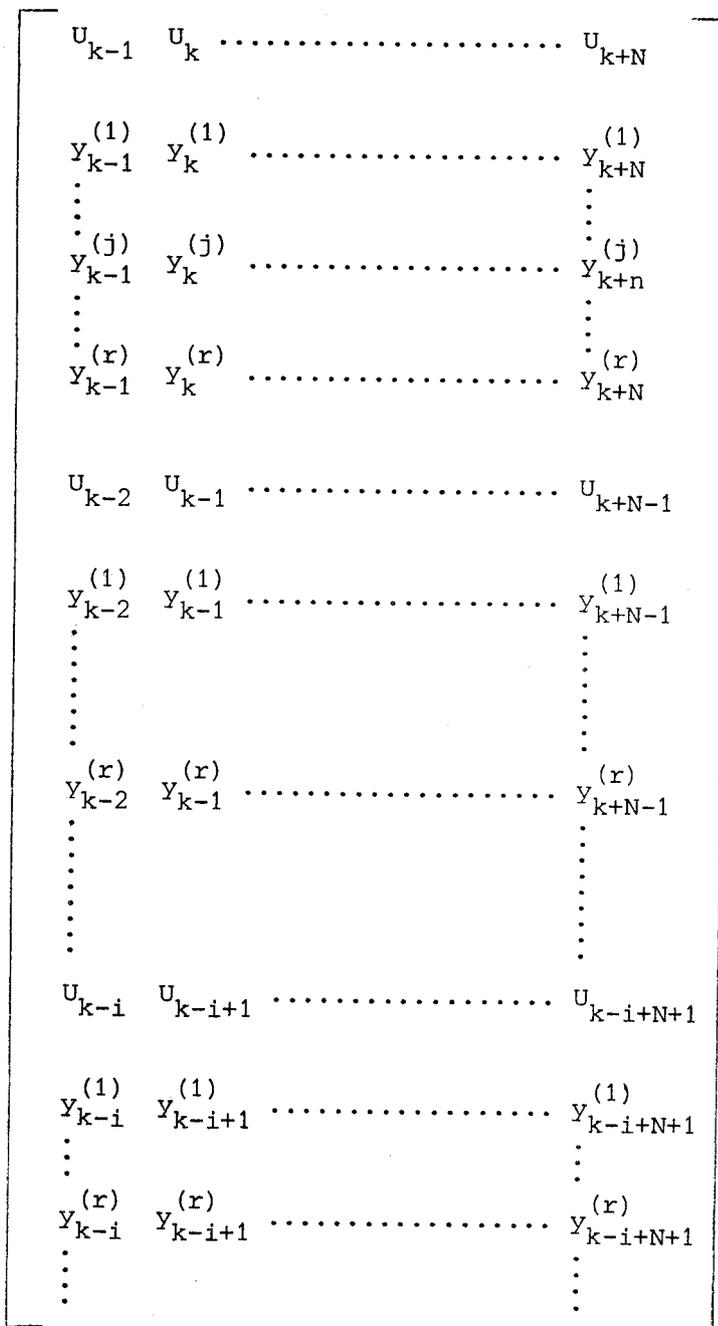


Figure 1 - TABLEAU DEFINISSANT L'ALGORITHME de CHOW.



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

- /1/ JANNY, DE ROUGEMONT, COHADON
"Méthodes de mesures de la pression intracrânienne"
J. Neurochirurgie, 20.6, 473-488, 1974.
- /2/ BENABID, DE ROUGEMONT, BARGE
"La pression intracrânienne"
 . Etude théorique
 J. Physiol. Paris, 68, 655-669, 1974.
 . Vérification expérimentale d'un modèle mathématique
 J. Physiol. Paris, 70, 41-59, 1975.
 . Essai d'une théorie généralisée
 J. Physiol. Paris, 70, 61-75, 1975.
- /3/ HAMER, ALBERTI, HOYER, NIEDERMAN
"Influence of systemic and cerebral vascular factors on the
cerebrospinal fluid pulse waves"
J. Neurosurg., 46, 1977.
- /4/ CASTEL, CLAVERIE, COMMENGES, COHADON
"Etude physiopathologique expérimentale de la P.I.C. par
l'analyse spectrale comparative du pouls artériel caroti-
dien et du pouls cérébral"
Bordeaux Médical, 10, n°28, 1991, 1977.
- /5/ CASTEL, COHADON
"Méthode d'analyse modale automatique des variations de la
P.I.C. chez l'Homme"
Bordeaux Médical, 8, n°20, 2301, 1975.

- /6/ HAKIM
"Some observations on C.S.F. pressure. Hydrocephalic syndrome in adultes with "normal" C.S.F. pressure"
Bogota, Colombia, S.A., thesis n° 957, 1964.
- /7/ JANNY, GODENECHÉ, FLORI, RAYNAUD
"La résistance à l'écoulement du L.C.R. Méthode de mesure et application clinique"
Revue Neurologique, 128, n°3, 161-170, Paris 1973.
- /8/ COHADON, CASTEL, NOUILLANT, VANDENDRIESSCHE
"Volume pressure relationship in clinical and experimental conditions"
Intracranial Pressure II, 107-112, Springer Verlag, 1975.
- /9/ BENABID, DE ROUGEMONT, BARGE
"C.S.F. Dynamics : a mathematical approach"
Intracranial Pressure II, 54-60, Springer Verlag, 1975.
- /10/ GAUTIER
"Sur l'identification des systèmes non-linéaires. Application à un processus physiologique"
Thèse Docteur-Ingénieur, Bordeaux 1976.
- /11/ MONSION
"Identification par analyse de FOURIER généralisée des systèmes non-linéaires caractérisés par séries de Volterra. Application à un système physiologique"
Thèse Docteur es Sciences Physiques, Bordeaux 1976.
- /12/ GAUTIER, MONSION, SAGASPE
"Détermination d'une représentation des noyaux de Volterra pour un système physiologique non-linéaire"
Proceedings 7th I.F.I.P. Conférence , 1, 110-115, Springer Verlag, Berlin, 1975.

/13/ POSTAIRE

"Application des méthodes de quantification spatiale et fréquentielle à l'étude des processus biodynamiques"

Thèse Docteur-Ingénieur, Lille 1975.

/14/ SALORT, CEURSTEMONT, RAJAGOPALAN, TITREN

"Conversion digitale-analogique et analogique-digitale sur T 1600"

Note interne - Centre d'Automatique U.S.T. Lille I, 1977.

/15/ MAX

"Méthodes et techniques de traitement du signal"

MASSON, Paris, 2eme édit., 1977.

/16/ SPATARU

"Théorie de la transmission de l'information"

MASSON et Cie, Paris, 1970.

/17/ EYKHOFF

"System identification"

John Wiley and sons, 1974.

/18/ RADIX

"Introduction au filtrage numérique"

Eyrolles, 1970.

/19/ POVY

"Identification des processus"

Dunod Université, Paris, 1975.

/20/ SOLODOVNIKOV

"Dynamique statistique des systèmes linéaires de commande automatique"

Dunod, 1964

- /21/ AHMED, RAO
"Orthogonal transforms for digital signal processing"
Springer Verlag, Berlin, New York, 1975.
- /22/ RAJAGOPALAN
"Segmentation des suites temporelles : application à l'ex-
traction heuristique des paramètres fondamentaux du cardio-
respirogramme en pathologie néonatale"
Thèse Docteur-Ingénieur, Lille, 1979.
- /23/ SCIARETTA, ERCULIANI
"The Berg transform : a method for spectral evaluation of
the dynamic properties of E.E.G."
Symposium of the Study Group for E.E.G. Methodology, 487-496, 1975.
- /24/ COOLEY, TUCKEY
"An algorithm for machine computation of complex Fourier
series"
Mathematics of Computation, 19, 293-301, 1965.
- /25/ LABARRERE, KRIEF, GIMONET
"Le filtrage et ses applications"
Cepadues-Editions, Toulouse, 1978.
- /26/ ZADEH
"From circuit theory to system theory"
Proc. I.R.E., 50, 856-865, 1962.
- /27/ FOULARD, GENTIL, SANDAZ
"Commande et régulation par calculateur numérique"
Eyrolles, 1976.

- /28/ GENTIL
"Etude comparative de diverses méthodes statistiques d'identification"
Thèse 3eme Cycle, Université Scientifique et Médicale, Grenoble, 1972.
- /29/ GAGALOWICZ
"Obtention du triplet (F, G, H) de systèmes mono- et multi-variables"
Thèse Docteur-Ingénieur, Paris, 1974.
- /30/ LAURENT
"Contribution à l'identification des processus multivariables par la détermination d'un modèle de commande ne faisant intervenir que les composantes observables du vecteur d'état"
Thèse 3eme Cycle, U.S.T. Lille, 1965.
- /31/ ROZSA, SINHA
"Minimal realization of a transfert function matrix in canonical forms"
Int. J. Control, 21, 2, 273-284, 1975.
- /32/ SEN, SINHA
"On-line estimation of the parameters of a multivariable system using matrix pseudo-inverse"
Int. J. Systems Sci., 7, n°4, 461-471, 1976.
- /33/ RAJBMAN, SINHA
"Identification of multivariable systems. A critical review"
Int. J. Systems Sci., 8, n°12, 1415-1427, 1977.
- /34/ GUSTAVSON
"Parametric identification of multiple input, single output linear dynamic systems"
Report 6907 Lund institute of Technology, 1969.

/35/ GHOUALMI

"Analyse et traitement de l'écoulement dans un bassin d'épuration d'eaux usées. Connexions avec les modèles biologiques"
Thèse Docteur-Ingénieur, U.S.T. Lille, 1978.

/36/ ISERMANN

"Comparison and evolution of six on-line identification and parameter estimation methods with three simulated process"
Congrès I.F.A.C., La Haye, 1973.

/37/ IRVING

"Problèmes d'incertitude en identification"
Colloque Franco-Allemand (A.F.C.E.T.) : Les applications industrielles des systèmes adaptatifs, 191-235, Freiburg, 1973.

/38/ JANNY, DE ROUGEMONT, COHADON

"Physiologie de la P.I.C. Physiopathologie générale des hypertension intracrâniennes"
J. Neurochirurgie, 20, 6, 489-520, 1974.

/39/ SZEWCZYKOWSKI, SLIWKA, KUNICKI, DYTOKO, KORSAK-SLIWKA

"A fast method of estimating the elastance of the intracranial system"
J. Neurosurg., 47, 19-26, 1977.