

NICE du 16 au 20 MAI 1983

FILTRAGE ADAPTATIF RECURSIF DE SIGNAUX NEUROSENSORIELS

G. ALENGRIN, A. HOURI, T. PITARQUE

Faculté des Sciences NICE - E.R. A - C.N.R.S 835, 41, Boulevard Napoléon III. 06200. NICE. **IASSY**
Faculté de Médecine de NICE, Avenue de Vallombrose, 06054. NICE Cédex. Lab. Rech. Neurosensorielles O.R.L

RESUME

L'extraction du signal "utile" correspondant à la réponse neurosensorielle associée à une stimulation répétitive est obtenue généralement par sommation et moyennage des différentes mesures. Ce signal est noyé dans un bruit de fond provenant des activités de toutes les autres aires sensorielles non concernées par la stimulation, auquel s'ajoute celui de l'appareillage électronique. Ce procédé très classique présente l'avantage d'une très grande simplicité d'analyse mais impose un grand nombre de sommations ce qui a pour conséquences, de dégrader le signal recherché, de ne présenter qu'un aspect moyenné ne rendant pas compte de l'évolution des réponses successives. D'autres méthodes d'extraction ont été proposées notamment par filtrage de WIENER, celui-ci nécessite une connaissance préalable du template (gabarit de la densité spectrale) du potentiel évoqué. Nous proposons une approche nouvelle de l'analyse de ces signaux par filtrage adaptatif récursif ne faisant aucun a priori sur la forme d'onde du signal recherché. Un modèle CARMA a été utilisé et l'identification des paramètres pour la reconstruction du signal a été faite par les algorithmes du RELS et du RML1. Une modélisation du système par le KALMAN étendu est également présentée. L'efficacité de ces différents algorithmes a été testée sur une sinusoïde très bruitée. Les résultats satisfaisants nous ont permis de passer à l'acquisition et au traitement du signal biologique plus complexe (PEV: potentiel évoqué auditif)

Les méthodes du RELS et du RML1 appliquées aux PEV montrent des résultats prometteurs. Actuellement un rapport signal/bruit de 10^{-1} peut être aisément traité, cette limite sera dépassée par soustraction adaptative du bruit (noise-cancelling) et par amélioration de l'es-

SUMMARY

timisation du signal. Ces algorithmes d'identification trouveront un large champ d'application dans la recherche biologique et médicale (diagnostique, dépistage, prévention...).

The extraction of Evoked Potentials associated to a periodic stimulation is currently obtained by synchronous averaging of different responses. This potential ($0.1 \mu\text{volt}$) is added to a background noise arising from other sensorial areas not concerned by the stimulation and from the electronic meters. This very simple algorithm needs however a great number of summations which leads to a modification of the researched signal. Another technique of extraction by WIENER filtering has been proposed but it necessitates a previous knowledge of the template (power spectra) of evoked potentials. We propose a new approach by a parameter recursive and adaptative modelling of the system. This method doesn't need any knowledge of the template as WIENER filtering does. A CARMA model is used and the parameters identification for the signal reconstruction is realized by the RELS and RML1 algorithms. A KALMAN extended modelling of the system is also examined. The efficiency of these different algorithms has been tested on a very noisy sinusoid. The satisfying results allowed us to acquire and process the more complex physiological signal (BER: Brainstem Auditory Evoked Response)

The RELS and RML1 algorithms applied on these BER show promising results. Presently a SNR of 10^{-1} has been reached but this limit can be improved by adaptative noise cancelling and signal enhancement. These identification algorithms will have a very wide field of medical applications (diagnosis, research, detection and prevention).



I - INTRODUCTION

Un potentiel évoqué est au sens général la somme des réponses du système neurosensoriel à une stimulation spécifique (sonore, visuelle, somesthésique...). Les signaux détectés en des endroits précis sont de très faible amplitude (0,1 μvolt) et sont noyés dans un bruit de fond d'origine physiologique et dans le bruit électronique des appareils de mesure.

Il est important de pouvoir extraire ces signaux (PEV) en vue du diagnostic, du dépistage et de l'exploration des pathologies neurosensorielles. La figure 1 montre un PEV auditif ainsi que la propagation de la stimulation par les différents relais sensoriels intracranieus aboutissant aux aires corticales du néocéphale et les temps de latence N₁, N₂, N₃, N₄, N₅ correspondants.

L'extraction de ces très faibles signaux du bruit de fond aléatoire se fait habituellement par sommation synchrone de différentes réponses. Cet algorithme très simple nécessite cependant un grand nombre de sommations, ce qui dégrade le signal utile et ne présente qu'un aspect moyenné, ne rendant pas compte de l'évolution dans le temps du potentiel évoqué.

D'autres algorithmes ont été proposés [1][2]:

- le filtrage de WIENER permet de réduire le nombre de sommations mais exige la connaissance préalable du spectre du signal recherché appelée "template".

- la normalisation du "template" dans l'équation de filtrage de WIENER peut induire une modification du signal utile car son spectre n'est pas un invariant d'un individu à l'autre.

D'où l'intérêt d'un filtrage adaptatif récursif de type KALMAN - BUCY qui ne nécessite aucun a priori sur la forme d'onde de la réponse neurosensorielle [7].

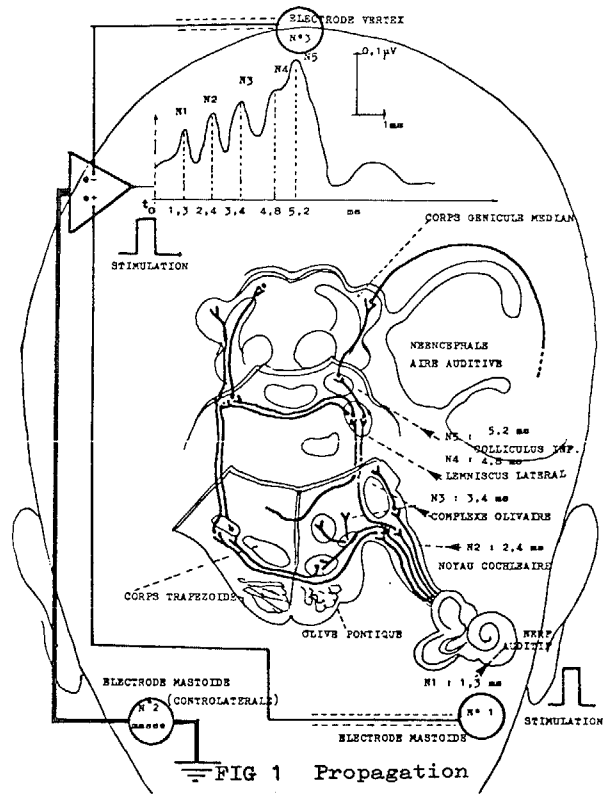
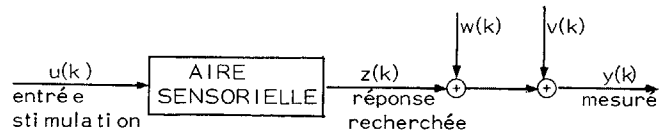


FIG 1 Propagation Neurosensorielle

II - MODELISATION DU SIGNAL RECHERCHE



On veut à partir de la série de mesures y(k) reconstituer au mieux le signal z(k). w(k) correspondant à l'activité des autres aires sensorielles non concernées par la stimulation u(k) s'apparente à un bruit blanc gaussien et v(k) d'origine électronique sera supposé gaussien et non corrélé à w(k).

Une représentation externe de cette modélisation est:

$$(1) z(k) = - \sum_{i=1}^{n_a} a_i z(k-i) + \sum_{i=0}^{n_b} b_i u(k-i)$$

b₀ = 1

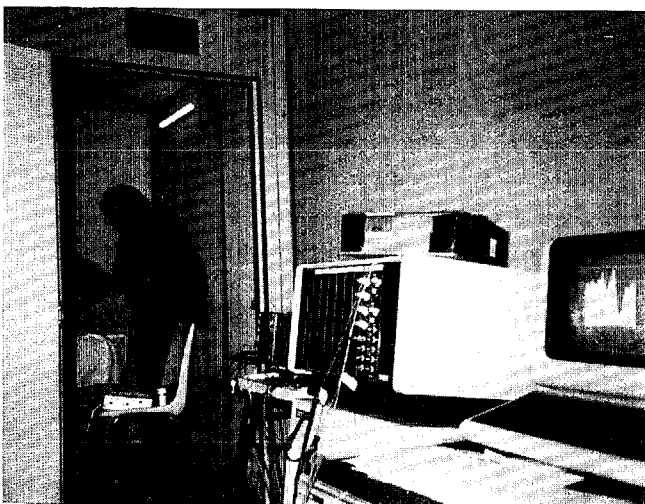
On obtient le modèle d'état équivalent avec n_a = n_b = p

$$(2) \begin{cases} X(k+1) = (J + AC) X(k) + Bu(k) \\ y(k) = C X(k) + v(k) + w(k) \\ z(k) = C X(k) \end{cases}$$

ou

$$J = \begin{bmatrix} 0 & \dots & 0 \\ 1 & \dots & \dots \\ 0 & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & 10 \end{bmatrix} \quad A = \begin{bmatrix} -a_p \\ \dots \\ -a_1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} b_p \\ \dots \\ b_1 \end{bmatrix}$$

C = (0 ... 0 1)



Acquisition de potentiels évoqués (PEV)

FILTRAGE ADAPTATIF RECURSIF DE SIGNAUX NEUROSENSORIELS

Si on considère le régime permanent du filtre de KALMAN associé au modèle (2), on obtient le modèle (3)

$$(3) \begin{cases} \hat{X}(k+1) = J \hat{X}(k) + A y(k) + G e(k) + B u(k) \\ y(k) = C \hat{X}(k) + e(k) \end{cases}$$

e(k) est le processus d'innovation

et G le gain de KALMAN en régime permanent.

$$G = \begin{bmatrix} g_p \\ \vdots \\ g_1 \end{bmatrix}$$

La représentation externe s'écrit alors:

$$(4) \sum_{i=0}^p a_i y(k-i) = \sum_{i=0}^p g_i e(k-i) + \sum_{i=0}^p b_i u(k-i)$$

$$a_0 = b_0 = g_0 = 1$$

III - RECONSTRUCTION DU SIGNAL

A partir de ce modèle CARMA on utilise des algorithmes d'identification récursive des paramètres [3] [4]

a_i, b_i et g_i , classiques en automatique, qui permettront ensuite de reconstituer au mieux le signal $z(k)$:

(3) devient (5)

$$(5) \begin{cases} \hat{X}(k+1) = (J - GC) \hat{X}(k) + (A+G) y(k) + B u(k) \\ \hat{z}(k) = C \hat{X}(k) \end{cases}$$

$$\text{soit } \hat{Z}(z) = C(zI - J + GC)^{-1} [(A+G) Y(z) + B U(z)]$$

en développant

$$\hat{Z}(z) = \frac{[(g_1 - a_1)z^{-1} + \dots + (g_p - a_p)z^{-p}] Y(z)}{1 + g_1 z^{-1} + g_2 z^{-2} + \dots + g_p z^{-p}} + \frac{[b_1 z^{-1} + \dots + b_p z^{-p}] U(z)}{1 + g_1 z^{-1} + \dots + g_p z^{-p}} \quad \text{d'où}$$

$$\hat{z}(k) = -g_1 \hat{z}(k-1) - \dots - g_p \hat{z}(k-p) + (g_1 - a_1) y(k-1) + \dots + (g_p - a_p) y(k-p) + b_1 u(k-1) + \dots + b_p u(k-p)$$

IV- METHODES D'IDENTIFICATION DES PARAMETRES

Le modèle CARMA (4) peut être mis sous la forme (5)

$$(5) \begin{cases} \Theta(k+1) = \Theta(k) \\ y(k) = \Phi^t(k) \Theta(k) + e(k) \end{cases}$$

$$\text{avec } \Theta(k) = [a_1 \dots a_p \ b_1 \dots b_p \ g_1 \dots g_p]^t$$

$$\text{et } \Phi^t(k) = [-y(k-1) \dots -y(k-p) \ u(k-1) \dots u(k-p) \ e(k) \dots e(k-p)]$$

Les algorithmes d'identification s'écrivent

$$\hat{\Theta}(k+1) = \hat{\Theta}(k) + K(k+1) \mathcal{E}(k+1)$$

$$K(k+1) = \frac{P(k) \times \Psi(k+1)}{\lambda(k+1) + \Psi(k+1)^t P(k) \Psi(k+1)}$$

$$P(k+1) = \begin{bmatrix} P(k) - \frac{P(k) \Psi(k+1) \Psi(k+1)^t P(k)}{\lambda(k+1) + \Psi(k+1)^t P(k) \Psi(k+1)} & \\ & \lambda(k+1) \end{bmatrix} \times \frac{1}{\lambda(k+1)}$$

avec $\lambda(k+1) = \lambda_0 \times \lambda(k) + (1-\lambda_0)$ facteur d'oubli

et pour l'algorithme RELS (recursive extended least squares)

$$\Psi(k) = [-y(k-1) \dots -y(k-p) \ u(k-1) \dots u(k-p) \ \mathcal{E}(k-1) \dots \mathcal{E}(k-p)]^t$$

$$\mathcal{E}(k+1) = y(k+1) - \Psi(k+1)^t \hat{\Theta}(k)$$

tandis que pour l'algorithme RML1 (récursive maximum likelihood)

$$\Psi(k) = [y^F(k-1) \dots -y^F(k-p) \ u^F(k-1) \dots u^F(k-p) \ \mathcal{E}^F(k-1) \dots \mathcal{E}^F(k-p)]^t$$

$$y^F(k) = y(k) - \sum_{i=1}^p g_i y^F(k-i)$$

$$u^F(k) = u(k) - \sum_{i=1}^p g_i u^F(k-i)$$

$$\mathcal{E}^F(k) = \mathcal{E}(k) - \sum_{i=1}^p g_i \mathcal{E}^F(k-i)$$

on a également étudié une méthode d'identification des paramètres sur le modèle d'état (2) par application des équations du filtre de KALMAN étendu données par LJUNG [5].

En reprenant (2) avec A(k) et B(k)

$$X(k+1) = (J + A(k)C) X(k) + B(k) u(k)$$

$$y(k) = C X(k) + v(k) + w(k)$$

$$z(k) = C X(k)$$

de plus on considère un modèle de référence (6) où l'on fixe les paramètres aux valeurs A* et B*

$$(6) \begin{cases} X^*(k+1) = (J + A^*C) X^*(k) + B^* u(k) \\ y^*(k) = C X^*(k) \end{cases}$$

on définit

$$\delta x(k) = x(k) - x^*(k)$$

$$\delta A(k) = A(k) - A^*$$

$$\delta B(k) = B(k) - B^*$$

$$\delta y(k) = y(k) - y^*(k)$$

$$\delta x_a(k) = \begin{bmatrix} \delta x(k) \\ \delta A(k) \\ \delta B(k) \end{bmatrix} \quad \text{vecteur d'état augmenté}$$

On obtient finalement les équations d'état:



$$\delta x_a(k+1) = \begin{bmatrix} J + A^*C & x_p(k) & u(k) \\ & \ddots & \vdots \\ & & x_p(k) & u(k) \\ 0 & & & I \end{bmatrix} \delta x_a(k)$$

$$\delta y(k) = (C \quad 0) \delta x_a(k) + v(k) + w(k)$$

$x_p(k)$ est la dernière composante de l'état $x(k)$

On applique alors itérativement les équations du filtre de KALMAN étendu au système (7) jusqu'à convergence des paramètres.

V- TRAITEMENT DE SIGNAUX BRUITES

a) sinusoïde + bruit.

L'efficacité de ces algorithmes a d'abord été testée sur l'addition d'une sinusoïde de fréquence 2 kHz et d'un bruit blanc électronique. L'acquisition du signal bruité s'est faite avec un convertisseur 12 bits relié à un microcalculateur MINC 11 de Digital Equipment. Les figures (2) et (3) montrent cette sinusoïde différemment bruitée, avant et après traitement par la méthode du RELS sur un horizon de 256 échantillons. L'étude des résultats obtenus par les méthodes du RELS et du RML1 indique qu'ils sont sensiblement équivalents et que l'initialisation du vecteur de paramètres Θ est très importante. Dans le cas d'un signal peu bruité ces paramètres arrivent à converger vers leur valeur exacte quelle que soit l'initialisation. Mais si le signal est assez bruité comme dans le cas de la figure (3) les paramètres ne convergeront que s'ils sont initialisés à des valeurs proches des valeurs exactes.

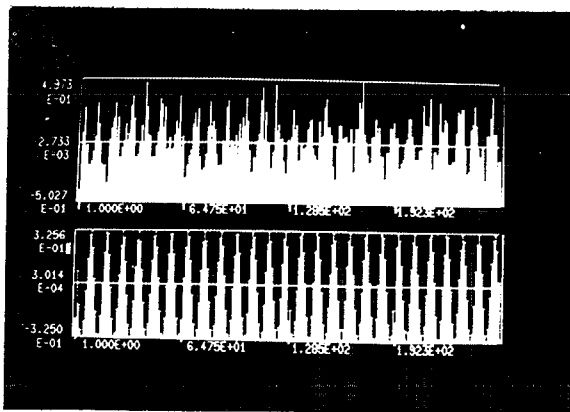


FIG 2 Sinusoïde bruitée avant et après traitement .

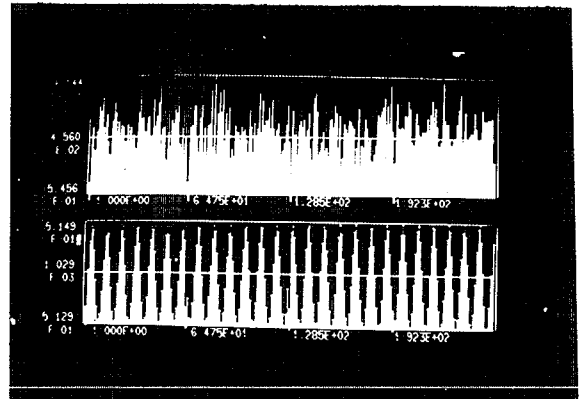


FIG 3 L'Augmentation du bruit dans le signal " test " n'affecte pas l'extraction du signal sinusoïdal recherché .

b) réponse neurosensorielle

A l'hôpital Pasteur de NICE, nous avons fait sur le même calculateur l'acquisition de potentiels évoqués auditifs (précoces) sur un sujet normal. Les figures (4) et (5) donnent deux potentiels évoqués plus ou moins bruités avant et après passage des algorithmes d'identification RELS et RML1 sur un horizon de 400 points.

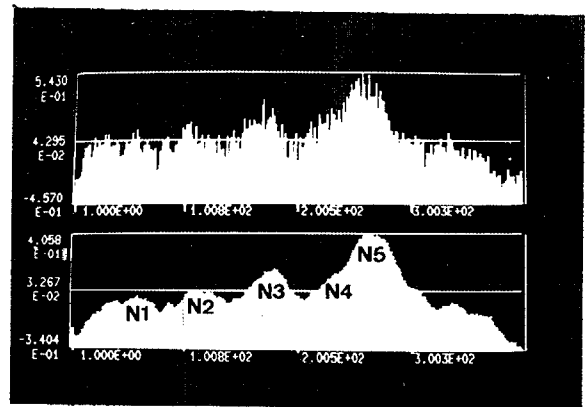


FIG 4 Extraction de potentiels évoqués peu bruités .

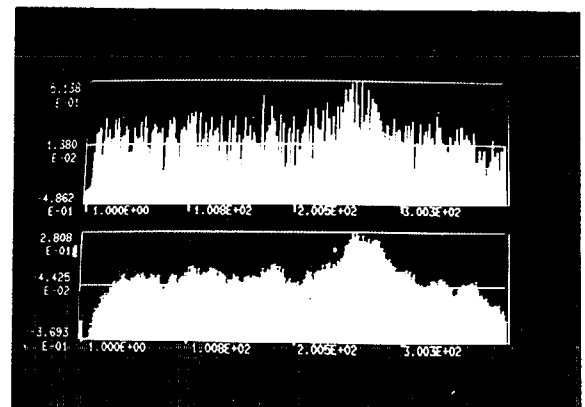


FIG 5 Extraction de potentiels évoqués très bruités .

Ces algorithmes ont permis d'extraire le signal utile d'un bruit 10 fois supérieur. Ce rapport signal/bruit de 10^{-1} peut être amélioré. On remarquera sur les figures (4) et (5) que les 5 pics caractéristiques N_1 à N_5 émergent nettement après traitement numérique.

VI - EVALUATION DE LA FONCTION BRUIT DANS LE CADRE NEUROSENSORIEL.

Dans le cas des signaux neurosensoriels, le rapport signal/bruit est très faible (de l'ordre de 10^{-2}). Il en résulte que les variations intéressantes de ce signal affectent exclusivement les bits de poids faible du convertisseur. On envisage dans le cadre du traitement du signal d'atténuer ces contraintes dynamiques en utilisant une électrode secondaire pour définir les caractéristiques du bruit $w(k)$. Cette électrode placée particulièrement sur le scalp de manière à capter un signal $s(k)$ corrélé fortement au bruit $w(k)$ et très faiblement au signal utile $z(k)$, conduit à l'intérêt conjoint de la suppression du bruit ("noise cancelling") et de l'estimation optimale du signal $z(k)$ [6].

CONCLUSION

Une approche nouvelle de l'extraction des potentiels évoqués (précoces) par filtrage adaptatif récursif a été proposée. Elle offre l'avantage de ne pas altérer le signal par des sommes dont le synchronisme n'est pas toujours assuré en milieu physiologique et de se passer du gabariage (template) du filtrage de WIENER. Des résultats encourageants ont été obtenus. Des possibilités nouvelles d'amélioration sont présentées faisant intervenir l'évaluation du bruit par une électrode secondaire. L'émergence actuelle du signal se fait pour un SNR de l'ordre de 10^{-1} . Un gain de 4 ou 5 serait suffisant pour extraire directement les PEV du bruit.

BIBLIOGRAPHIE

- [1]- J. HANCQ
"Dispositifs d'extraction pour potentiels évoqués en électro-encéphalographie"
8ème colloque GRETSI, 1982, tome 2, pp.585/590
- [2]- J.P. C de WEERD
"A posteriori time - varying filtering of averaged evoked potentials"
Biological Cybernetics, vol.41, 1981, pp.211/234
- [3]- T. SÖDERSTROM, L.LJUNG, I.GUSTAVSSON.
"Theoretical analysis of recursive identification methods"
Automatica, vol.14, 1978, pp.231/244
- [4]- B.FRIEDLANDER
"A recursive maximum likelihood algorithm for Arma line enhancement"
IEEE Trans.Acoust.speech, signal processing, vol.ASSP-30, 1982, pp.651/657
- [5]- L.LJUNG
"Asymptotic behavior of the extended KALMAN filter as a parameter estimator for linear systems"
IEEE Trans.Automat.contr. vol. AC-24, 1979, pp.36/50
- [6]- B.FRIEDLANDER
"System identification techniques for adaptive noise cancelling"
IEEE Trans.Acoust.speech, signal processing, vol.ASSP-30, pp.655/709, 1982.
- [7]- T.PITARQUE
"Filtrage adaptatif récursif des signaux bioélectriques Application au diagnostic"
rapport D.E.A, Juin 1982.

