

## ESTIMATION DES POTENTIELS ÉVOQUÉS EN TEMPS COURT : EXTENSION DES MÉTHODES À HAUTE RÉSOLUTION AUX SINUSOIDES AMORTIES

René-Bertrand LEVERNIER, Bernard LUMEAU

Laboratoire des Signaux et Systèmes,  
CNRS-ESE, Plateau du Moulon,  
91192 GIF-SUR-YVETTE Cedex

### RÉSUMÉ

Le Potentiel Évoqué est à la base d'un examen clinique encore en plein développement. Les travaux sur ce signal cherchent d'une part à l'extraire du bruit enregistré de façon concurrente et, d'autre part, à traduire en termes diagnostics sa morphologie. Nous dressons ici le bilan des connaissances actuelles tant sur le signal que sur le bruit. Cela nous permet de discuter les approches proposées dans la littérature pour l'extraction. A la lumière de cette discussion, nous décrivons notre proposition qui, en fait, se décompose en deux parties distinctes et complémentaires. La première permet de détecter les artéfacts sans faire aucun a priori sur la morphologie du signal. La seconde se base sur une modélisation paramétrique judicieuse (dans le sens que les paramètres correspondent aux grandeurs utiles au médecin) du signal et permet l'extraction en l'absence d'artéfact. Enfin, nous testons notre approche sur des enregistrements réels, ce qui nous autorise à conclure sur son efficacité.

### SUMMARY

The Evoked Potential is at the base of a clinical examination and is still being developed. Work on this signal is on the one hand focused on attempts to isolate it from surrounding noise and, on the other hand, to translate its morphology in diagnostic terms. Here, we review the state of present knowledge both on the signal and on the noise. This gives us the opportunity to discuss approaches to isolation proposed in the literature. In the light of this discussion, we describe our proposal which, in fact, includes two distinct and complementary parts. The first permits the detection of artifacts without making any a priori hypothesis on the morphology of the signal. The second is based on a discerning parametric modelisation (in the sense that the parameters correspond to those useful to the physician) of the signal and permits the isolation in the absence of artifact. Finally, we test our approach on real recordings, which allows us to conclude on its efficiency.

### I. INTRODUCTION

Le Potentiel Évoqué Auditif (PEA) désigne habituellement à la fois la réponse évoquée (signal électrique) du système nerveux auditif à une stimulation sonore et l'examen clinique basé sur celle-ci. Initialement développé pour permettre une mesure objective de l'audition, il a maintenant atteint le stade de technique d'exploration fonctionnelle de la voie nerveuse auditive [1].

Malheureusement le signal, généralement recueilli juste après une stimulation par l'intermédiaire de deux électrodes placées sur le haut du crâne et derrière le lobule d'une oreille, est constitué du PEA recherché et d'un bruit de mesure. Ce bruit présente évidemment une composante électronique, mais également une composante physiologique (EoG, EEG, ...). Sa présence avec un rapport signal sur bruit de l'ordre de -10dB empêche toute exploitation instantanée par le clinicien du signal recueilli.

De nombreuses méthodes de traitement ont donc été développées pour extraire le PEA recherché et, en raison de la relative jeunesse de l'examen (1970), ce domaine de recherche est encore très actif. Les propositions ont été avancées parallèlement à la connaissance croissante que l'on a eue sur le bruit et le PEA. Elles sont en fait distinguables en deux classes avec, d'une part, celles qui cherchent à minimiser la composante transitoire du bruit et, d'autre part, celles qui s'intéressent à la composante continue ou EEG.

Pour les premières, il s'agit d'abord de détecter parmi les enregistrements ceux qui présentent une telle activité puis, soit de les corriger, soit de les rejeter [2].

Pour les méthodes s'intéressant à l'EEG il a été initialement supposé que ce dernier et le signal intervenaient sous forme d'une somme dans un enregistrement. Cette hypothèse a permis de proposer la technique du moyennage. Malheureusement dans les meilleurs cas il faut recueillir environ 1024 enregistrements pour extraire un PEA (2mn de recueil). D'une part, cela empêche

l'utilisation du PEA pour le suivi péri-opératoire ou la recherche sur le système nerveux auditif qui nécessitent tous deux de disposer instantanément du PEA. D'autre part, une seconde hypothèse sur laquelle s'appuie cette technique : la stationnarité de l'EEG, est fautive car le temps de stationnarité de ce dernier ne dépasse pas 10sec [3]. Enfin, il a été montré qu'il en était de même pour l'hypothèse de stationnarité du PEA [4]. Le filtrage de Wiener a été proposé en remplacement mais le caractère transitoire du signal a stoppé l'utilisation clinique de ce filtre. Ce caractère a initialement favorisé le développement du "Time Varying Filtering" [5] et du "Filtre Optimal" [4] mais le "filtre de Kalman" est aujourd'hui le plus activement étudié [6]. Cependant ces travaux n'ont pas encore abouti et d'ailleurs, à notre connaissance, aucun n'a donné lieu à une utilisation clinique routinière.

Dans cette communication, nous proposons une alternative pour chacune des deux classes de méthodes de traitement. Ces deux propositions sont basées sur la connaissance dont on dispose aujourd'hui sur le PEA et sur le bruit de mesure. L'association de ces deux méthodes nous permet de traiter des enregistrements réels recueillis à l'hôpital Gui de Charliac de Montpellier, ce qui est exposé dans la dernière partie.

### II. MODÉLISATION DE LA RÉPONSE ÉVOQUÉE

#### II.1. Connaissance du signal recueilli

Lors de l'introduction nous avons exposé les connaissances sur les constituants de l'enregistrement dont on dispose à ce jour. En posant  $x_i(n)$   $n^{\text{ième}}$  élément de l'enregistrement échantillonné à la période  $T_e$  et recueilli juste après la  $i^{\text{ème}}$  stimulation, nous pouvons écrire

$$x_i(n) = y_i(n) + b_i(n), \quad (1)$$

où  $y_i(n)$  représente le PEA non stationnaire sur plus de 1000 enregistrements et transitoire et  $b_i(n)$  le bruit de mesure quasi-stationnaire sur au plus 100 enregistrements. Il a été également vérifié [3] que le  $b_i(n)$  est gaussien. La variabilité de  $y_i(n)$  d'un



enregistrement à un autre étant moindre dans le cas d'un patient sain, nous pouvons raisonnablement supposer que dans ce cas, et dans ce cas uniquement, le signal extrait à l'aide du moyennage donne un indicateur valable de la morphologie du PEA. La portion précoce, c'est-à-dire correspondant aux 10 premières ms après la stimulation, est constituée par la succession de 7 pics et c'est elle qui nous intéresse. En effet, le médecin appuie son diagnostic sur la latence d'apparition et, à un degré moindre, sur l'amplitude et sur l'étalement temporel de chacun des 5 premiers pics.

## II.2- Modèle temporel du PEA

L'idée de base de notre approche consiste en une modélisation paramétrique de la morphologie du PEA [7]. Cette modélisation repose à la fois sur l'observation du signal extrait par moyennage chez des individus sains et sur les grandeurs descriptives importantes pour le médecin. Le signal étudié étant formé de la succession de pics étroits, nous choisissons de représenter chacun de ceux-ci par une lorentzienne, c'est-à-dire

$$y_i(n) = \sum_{m=1}^7 \rho_{im} \frac{1}{1 + \left( \frac{nT_e - \tau_{im}}{\theta_{im}} \right)^2}, \quad (2)$$

où les paramètres  $\tau$ ,  $\theta$  et  $\rho$  désignent respectivement la latence, ou retard, l'étalement, ou largeur à mi-hauteur, et l'amplitude d'un pic. On retrouve bien là les grandeurs utiles au médecin et le problème d'extraction du PEA revient alors à celui d'estimation paramétrique : connaissant l'enregistrement  $\{x_i(n); n = 0, \dots, N-1\}$ , estimer les paramètres  $\tau$ ,  $\theta$  et  $\rho$ .

L'expression (2) se simplifie compte tenu des deux remarques suivantes. Tout d'abord nous ne sommes intéressés que par les 5 premiers pics et donc nous estimerons uniquement les 15 paramètres impliqués par ceux-ci. En outre nous traitons non pas des enregistrements élémentaires, pour lesquels le rapport signal sur bruit est trop faible, mais des moyennes d'une centaine de ceux-ci. C'est pourquoi l'indice  $i$  sera abandonné et chaque moyenne sera notée  $x(n)$  dans la suite.

## II.3- Modèle Fréquentiel

Malheureusement certains paramètres interviennent de façon non linéaire dans (2) et il est impossible de la linéariser simplement. L'emploi de méthodes de minimisation globale comme par exemple le Simplex [8] s'est avéré être inefficace en raison du faible rapport signal sur bruit et du grand nombre de paramètres à estimer. Heureusement, il est possible de simplifier le problème car une lorentzienne réelle est associable à une sinussoïde amortie complexe dans le domaine fréquentiel et il existe une batterie de méthodes pour estimer les paramètres de ce dernier type de signal. Ceci constitue en fait la troisième argumentation pour le choix de (2) au lieu d'une somme de gaussiennes (signaux très "semblables" aux lorentziennes) qui avait déjà été proposée, sans suite, dans la littérature [4].

En prenant la transformée de Fourier des relations (1) et (2) il est aisé de montrer, pour les fréquences positives, que

$$\begin{aligned} \hat{x}(n) &= \hat{y}(n) + \hat{b}(n), \\ \hat{y}(n) &= \sum_{m=1}^5 \eta_m e^{-2\pi S_m n f_c}, \end{aligned} \quad (3)$$

avec

$$\begin{cases} f_c = \frac{1}{NT_e}, \\ \eta_m = \pi \rho_m, \\ S_m = \alpha_m + j\omega_m \begin{cases} \alpha_m = -2\pi\theta_m, \\ \omega_m = -2\pi\tau_m. \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

Cette seconde approche présente le défaut de nécessiter le calcul d'une FFT. Non seulement le temps d'extraction sera relativement important, mais cela fait également apparaître le problème lié à la convolution par une fenêtre. En contrepartie deux avantages résultent de cette approche. Le premier provient de l'existence de méthodes permettant d'estimer efficacement (précision et temps de calcul) les paramètres de (3). Le second est inhérent au bruit. Nous savons que, dans nos conditions de travail,  $b(n)$  désigne un bruit quasi-stationnaire, gaussien et que

l'on peut aisément centrer. Les échantillons de celui-ci ne sont cependant pas indépendants [3]. Par contre le bruit  $\hat{b}(n)$  est toujours gaussien et a ses composantes décorréélées (si l'on suppose que la FFT est calculée sur suffisamment d'échantillons). Ceci nous permet de postuler que le bruit intervenant dans (3) est formé d'échantillons indépendants. En outre comme sur le domaine 100 - 10kHz, avec lequel on travaille,  $b(n)$  présente une densité spectrale de puissance relativement constante, on peut également rajouter que  $\hat{b}(n)$  est stationnaire. Il est, par conséquent, blanc gaussien et centré.

## III. EXTENSION DES MÉTHODES HAUTES RÉSOLUTIONS AUX SINUSOÏDES AMORTIES

Nous avons testé successivement différentes méthodes d'estimation comme par exemple les "Faisceaux de Fonctions" [9] développée spécialement pour traiter des sinussoïdes amorties ou l'"Itérative Inverse Filtering" [10] basée sur le Maximum of Vraisemblance (MV). Il en est ressorti que deux méthodes appartenant à la famille des méthodes à haute résolution conduisent aux meilleurs résultats pour notre cas de figure.

### III.1- Bases de notre approche

Il est bien connu, depuis les travaux de Prony, qu'une somme de  $M$  sinussoïdes exponentiellement amorties est représentable par une équation autoregressive (AR), c'est à dire

$$\sum_{m=1}^M a_m \hat{y}(n-m) = 0. \quad (5)$$

Mais, si le signal est perturbé par un bruit blanc gaussien, comme dans (3), il est alors représentable par une équation autorégressive à moyenne mobile (ARMA) particulière selon

$$\sum_{m=1}^M a_m \hat{x}(n-m) = \sum_{m=1}^M a_m \hat{b}(n-m). \quad (6)$$

Les deux méthodes considérées ici s'attachent, à partir de la connaissance des échantillons  $\hat{x}(n)$ , ou d'une estimation de  $\hat{y}(n)$ , à déterminer les coefficients  $a_m$  de (6), ou de (5), puis à en déduire les pulsations  $\omega$  et les amortissements  $\alpha$  par résolution de l'équation complexe

$$\sum_{m=1}^M a_m Z_m^{M-m} = 0. \quad (7)$$

Les amplitudes  $\eta$  sont enfin obtenues par minimisation de l'erreur quadratique moyenne entre les échantillons  $\hat{x}(n)$  et le modèle (3) qui est linéaire pour les amplitudes.

La méthode "Itérative Quadratique Maximum Likelihood" (IQML) de Bresler [11], comme son nom l'indique, est développée à partir du MV. Sachant que le bruit  $\hat{b}(n)$  est blanc et gaussien, la maximisation de la vraisemblance revient évidemment à minimiser l'erreur quadratique moyenne entre les échantillons  $\hat{x}(n)$  et le modèle (3). Cette minimisation faisant partie des problèmes où les variables sont séparables, les amplitudes  $\eta$  peuvent être éliminées. Enfin, en introduisant la représentation (6), le problème devient

$$\| \Pi_B \hat{x} \|_2^2 \quad \text{avec} \quad \begin{cases} \Pi_B = B (B^\dagger B)^{-1} B^\dagger, \\ B^\dagger = \begin{bmatrix} a_M \dots a_0 & 0 \\ 0 & \ddots & \ddots \\ & & a_M \dots a_0 \end{bmatrix}, \end{cases} \quad (8)$$

ce qui se réécrit encore

$$\min_{\underline{b}_M} \underline{b}_M^\dagger \hat{X}_M^\dagger (B B^\dagger)^{-1} \hat{X}_M \underline{b}_M. \quad (9)$$

avec

$$\hat{X}_M = \begin{bmatrix} \hat{x}(M) & \dots & \hat{x}(0) \\ \vdots & & \vdots \\ \hat{x}(N-1) & \dots & \hat{x}(N-M) \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad \underline{b}_M = \begin{bmatrix} a_0 \\ \vdots \\ a_M \end{bmatrix}. \quad (10)$$

Malheureusement cette minimisation est malaisée car le critère est encore non linéaire. Une procédure itérative est ainsi mise en oeuvre, c'est à dire que l'on cherche à l'itération  $i$  la solution de

$$\min_{\underline{b}_M^{(i)}} \underline{b}_M^{(i)\dagger} \hat{X}_M^\dagger (B^{(i-1)} B^{(i-1)\dagger})^{-1} \hat{X}_M \underline{b}_M^{(i)}. \quad (11)$$

La méthode "Improved Pisarenko" (IP) de Tuft-Kumaresan [12] n'a pas été développée explicitement à partir du MV. Elle cherche à minimiser un critère, développé directement à partir de (5). Cependant comme ce sont les échantillons non bruités qui y interviennent, les auteurs proposent de surdimensionner le vecteur  $\underline{b}$  et d'augmenter le rapport signal sur bruit dans  $\hat{\mathbf{X}}$ , avant de minimiser. La nouvelle formulation est donc

$$\| \hat{\mathbf{Y}}_L \underline{b}_L \|_2^2 \text{ avec } \hat{\mathbf{Y}}_L = \sum_{i=1}^M \sigma_i \underline{u}_i \underline{v}_i^\dagger, L > M, \quad (12)$$

où

$$\hat{\mathbf{X}}_L = \sum_{i=1}^{L+1} \sigma_i \underline{u}_i \underline{v}_i^\dagger \text{ avec } \sigma_1 \geq \dots \geq \sigma_{L+1} \geq 0. \quad (13)$$

La matrice  $\hat{\mathbf{Y}}_L$  n'étant pas de rang plein, il existe plusieurs solutions au problème (12) mais une seule de norme minimale. Le choix de cette dernière permet de discriminer entre les M zéros associés au signal et les L-M+1 zéros associés au bruit du polynôme (7). Elle s'exprime selon

$$\underline{b}_L = \prod_{\text{bruit}} \underline{c}_L \quad (14)$$

avec

$$\underline{c}_L = [1 \ 0 \dots 0]^t \text{ et } \prod_{\text{bruit}} = \sum_{i=M+1}^{L+1} \sigma_i \underline{v}_i \underline{v}_i^\dagger. \quad (15)$$

Pour se rapprocher de (11), et ainsi pouvoir comparer les deux estimateurs, notons que IP peut en fait se décomposer en deux étapes. La première consiste à résoudre le problème

$$\min_{\underline{b}_L} \underline{b}_L^\dagger \hat{\mathbf{X}}_L^\dagger \hat{\mathbf{X}}_L \underline{b}_L \text{ avec } \underline{b}_L^\dagger \underline{b}_L = 1, \quad (16)$$

qui présente L-M+1 solutions: les vecteurs propres  $\underline{v}_i$  de  $\hat{\mathbf{X}}_L^\dagger \hat{\mathbf{X}}_L$  associés aux valeurs propres minimales. La seconde étape revient à utiliser une "moyenne" de ceux-ci pour construire la solution de norme minimale et aboutit à la formulation (14).

### III.2- Premières extensions

Il est reconnu que l'utilisation de l'erreur de prédiction non seulement progressive, comme on l'a fait jusqu'à présent, mais également rétrograde améliore les qualités de l'estimateur (14) dans le cas des sinusoides non amorties. Supposant que ce résultat était généralisable au cas des sinusoides amorties, nous avons développé une telle extension des estimateurs (9) et (14). Ce travail a déjà été exposé au GRETSI [13]. Rappelons ici simplement que la contrainte sur  $\underline{b}_L$  dans (14) a dû être adaptée.

La seconde alternative possible consiste à utiliser une autre méthode que la SVD pour estimer  $\hat{\mathbf{Y}}_L$  à partir de  $\hat{\mathbf{X}}_L$ . Le bruit se trouvant sur la diagonale de  $\hat{\mathbf{X}}_L^\dagger \hat{\mathbf{X}}_L$ , elle cherche à réestimer le rang et les termes diagonaux à partir des autres termes [14].

### III.3- Développement actuels

C'est en tenant compte de la non stationnarité de la sinusoides amortie (variation du rapport signal sur bruit sur l'horizon d'observation) que nous avons pu améliorer de façon significative la résolution de notre problème d'estimation de (3). Si on observe l'expression (10) de la matrice des données  $\hat{\mathbf{X}}_P$  ( $P = L$  ou  $M$ ), on remarque que la première ligne fait intervenir les premiers échantillons de l'horizon d'observation, alors que pour la dernière ce sont les derniers échantillons qui interviennent. Empiriquement, nous définissons le rapport signal sur bruit moyen pour une ligne  $i$  selon

$$\text{SNR}_{\text{moy}}(i) = \sum_{m=1}^M e^{\alpha_m(i-1)\ln(d)/(N-P)\tilde{\alpha}}, \quad (17)$$

avec

$$\begin{cases} \tilde{\alpha} = \max\{\alpha_1, \dots, \alpha_M\}; \\ d, \text{ facteur inversement proportionnel à la variance du bruit } \hat{b}(n). \end{cases}$$

Cependant nous ne connaissons évidemment pas les amortissements  $\alpha$  et c'est pourquoi nous proposons de les estimer itérativement. Ceci nous conduit aux extensions des algorithmes (11) et (16) qui s'expriment respectivement selon

$$\min_{\underline{b}_M} \underline{b}_M^{(i)\dagger} \hat{\mathbf{X}}_M^{(i-1)\dagger} (\mathbb{B}^{(i-1)} \mathbb{B}^{(i-1)\dagger})^{-1} \hat{\mathbf{X}}_M^{(i-1)} \underline{b}_M^{(i)}; \quad (18)$$

et

$$\begin{cases} 1/ \min_{\underline{b}_L} \underline{b}_L^{(i)\dagger} \hat{\mathbf{X}}_L^{(i-1)\dagger} \hat{\mathbf{X}}_L^{(i-1)} \underline{b}_L^{(i)}; \\ 2/ \text{moyenne sur les solutions}; \end{cases} \quad (19)$$

avec

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}}_P^{(i)} &= \mathbb{D}_P^{(i)} \hat{\mathbf{X}}_P \\ \mathbb{D}_P^{(i)} &= \text{diag}[\text{SNR}_{\text{moy}}^{(i)}(1), \dots, \text{SNR}_{\text{moy}}^{(i)}(N-P)] \end{aligned} \quad (20)$$

les  $\alpha_m$  de (17) étant remplacés par  $\alpha_m^{(i)}$  dans (20). La figure 2 rend compte des résultats d'une analyse statistique, au sens de la variance, des différentes méthodes et leurs extensions proposées. Nous prenons comme condition initiale  $\underline{b}_M^{(0)} = [1 \ 0 \dots 0]^t$  pour les algorithmes (11) et (18), et  $\mathbb{D}_P^{(0)} = \mathbb{I}$  pour (18) et (19). Ces résultats sont représentés par rapport aux bornes de Cramer-Rao (CR) [12].

Nous observons une sous optimalité de l'estimateur (16), au sens de la variance, par rapport aux bornes de CR. Les extensions (18) et (19) améliorent l'estimation puisqu'elles permettent de se rapprocher de ces bornes.

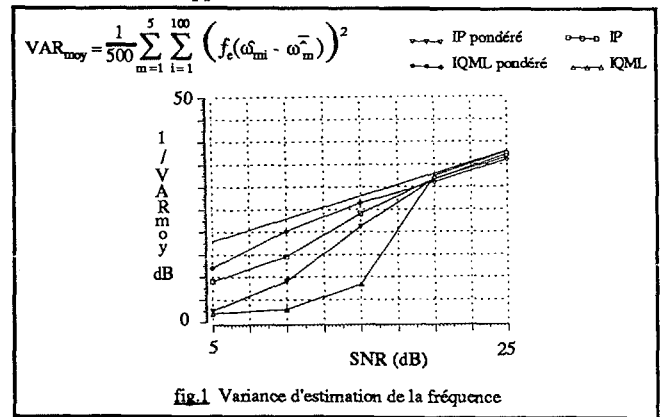


fig.1 Variance d'estimation de la fréquence

## IV. TRAITEMENT D'ENREGISTREMENTS RÉELS

### IV.1- Rejet de l'activité transitoire

Dans une moyenne d'une centaine d'enregistrements, la présence de bruit transitoire prend toute son importance. Il nous faut donc détecter ces mauvais enregistrements avant d'espérer utiliser les méthodes précédentes pour estimer les paramètres du modèle (2).

Nous disposons de 64 enregistrements et pour en extraire les mauvais nous ne reprenons aucune des méthodes exposées en introduction. En effet elles nécessitent un apprentissage pour leur mise en oeuvre, or les travaux de Mc Gillem [8] sur la variabilité du PEA démontrent le caractère non fondé d'une telle approche.

Ici nous nous contentons de comparer les 64 réponses entre elles et de rejeter celles qui ressemblent le moins à la majorité. Une telle procédure est courante en Analyse Automatique des Données [15]. Pour mesurer la ressemblance entre enregistrements nous utilisons la "distance quadratique" et le "lien moyen" pour celle entre groupe d'enregistrements. Comme nous ne connaissons pas le nombre de classes recherchées, nous construisons une Arborescence Hiérarchique. Une telle procédure nous conduit aux résultats donnés dans la figure 3. Nous y représentons la moyenne de 1024 enregistrements d'un individu sain, donc pouvant être considéré comme un estimateur valable du PEA, la moyenne de 64 enregistrements disponibles et enfin celle des enregistrements non rejetés. La supériorité, au sens de la "proximité" avec le PEA, de la moyenne avec rejet par rapport à celle sans rejet est évidente. Notons que la seule hypothèse que nous faisons implicitement est que, dans un groupe d'enregistrements, ceux ne contenant aucun bruit transitoire sont majoritaires et se ressemblent plus que les autres.

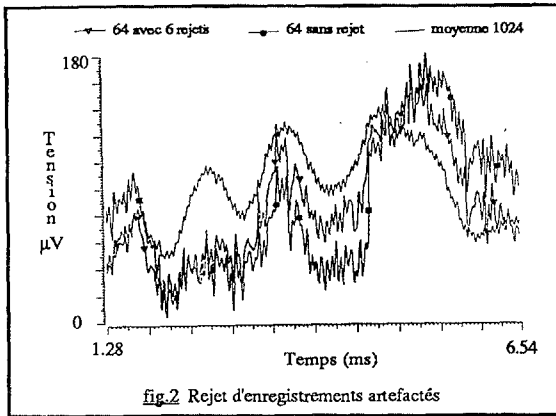


fig.2 Rejet d'enregistrements artefactés

#### IV.2- Estimation paramétrique

Nous disposons maintenant d'enregistrements supposés ne pas présenter de bruit transitoire, c'est à dire ne contenir que de l'EEG. Nous en effectuons la moyenne et lui appliquons les méthodes d'estimation (18) et (19) ce qui nous permet d'aboutir aux résultats de la figure 4. Il faut remarquer que la convergence est atteinte en moins de 5 itérations dans les deux cas.

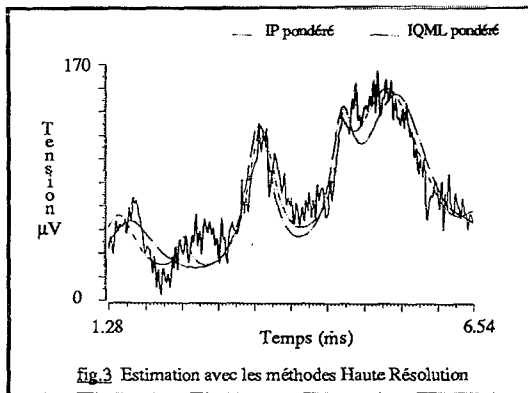


fig.3 Estimation avec les méthodes Haute Résolution

Ces résultats peuvent servir à initialiser un quasi-Newton dans certains cas le rapport signal sur bruit est encore trop faible même après le moyennage. Nous faisons alors l'hypothèse que la première estimation nous permet de nous placer dans le lobe principal du critère à minimiser. Les résultats de la figure 4 servent ainsi à initialiser le quasi-Newton qui donne alors, après moins de 50 itérations, ceux de la figure 5.

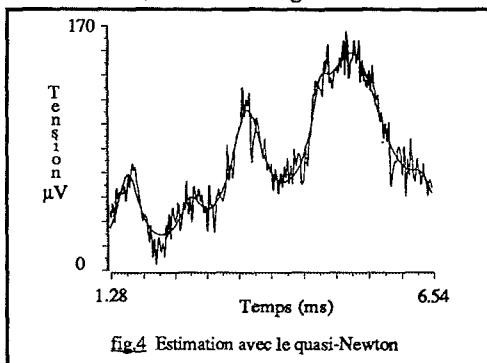


fig.4 Estimation avec le quasi-Newton

L'estimation est améliorée même dans les cas rapportés ici en raison des erreurs de calcul de la FFT. Le quasi-Newton permet de corriger ces erreurs car il travaille directement sur les échantillons temporels. Avec ou sans cette seconde procédure, il faut noter la qualité de l'estimation des latences qui, nous le rappelons, constitue la grandeur primordiale pour le diagnostic du médecin.

#### V. CONCLUSIONS ET PERSPECTIVES

Dans cette communication, nous avons présenté à la fois une méthode de détection des enregistrements contaminés par un bruit de type transitoire et deux méthodes d'estimation des grandeurs utiles au médecin. Il est nécessaire de les coupler car l'estimation s'appuie sur l'hypothèse d'un bruit stationnaire et

gaussien qui est évidemment non vérifiée si des composantes transitoires sont présentes.

La détection nécessite uniquement de disposer d'une population d'une centaine de réponses contrairement aux approches proposées jusqu'à présent. Le seuil de rejet n'est pas empirique puisqu'il est déterminé automatiquement par la procédure de classification. L'efficacité de cette détection est actuellement en cours d'évaluation.

Les deux méthodes d'estimation nécessitent impérativement de connaître le nombre  $M$  de lorentziennes (sinusoïdes amorties) constituant le PEA. Dans toute la discussion antérieure il est fixé à 6. Pourtant, il ne faut pas le fixer mais le déterminer car dans le cas de certaines pathologies il est reconnu que certains pics disparaissent. Cette détermination peut être effectuée à l'aide d'une méthode de seuillage sur les valeurs propres de la matrice de covariance [16]. Enfin, indiquons que la seconde extension du chapitre III.2 est encore le sujet d'une recherche active. Si ce travail aboutit, il sera certainement intéressant d'intégrer ce nouvel estimateur dans les extensions (18) et (19) car il aura en outre le mérite de fournir directement une estimation du nombre de lorentziennes.

#### REFERENCES

- [1] P. MARILLAUD, J.P. FONTANEL, "L'électro-cochléographie par voie externe. Sa place entre les potentiels évoqués corticaux et l'électro-cochléographie trans-tympanique", *Journal Français d'Oto-Rhino-Laryngologie*; Vol.26; n°8; 1977; p.611-615.
- [2] C. PANTEV, R. KHOLVES, "Comparison of the efficiency of various criteria for artifact rejection in the recording of auditory brain-stem responses (ABR)", *Scandinavia Audiology*; Vol.13; 1984; p.103-108.
- [3] J. PERSSON, "Comments on 'Modeling the stationarity and gaussianity of spontaneous electroencephalographic activity'", *IEEE transactions on Biomedical Engineering*; Vol.BME-24; May 1977; p.302.
- [4] J.J. WESTERKAMP, J.I. AUNON, "Optimum multielectrodes a posteriori estimates of single-response evoked potentials", *IEEE transactions on Biomedical Engineering*; Vol.BME-34; n°1; January 1987; p.13-22.
- [5] J.P.C. De WEERD, J.I. KAP, "A posteriori time-varying filtering of averaged evoked potentials. I & II", *Biological Cybernetics*; n°41; 1981; p.211-234.
- [6] M. Van SPRECKELSEN, B. BROMM, "Estimation of single-evoked cerebral potentials by means of parametric modeling and Kalman filtering", *IEEE transactions on Biomedical Engineering*; Vol.BME-35; n°9; September 1988; p.691-700.
- [7] B. LUMEAU, "Dispositif d'analyse de signaux pour la détection de potentiels évoqués cérébraux", *Dépôt de brevet n°8707599*; 29 Mai 1987.
- [8] J.A. NELDER, R. MEAD, "A Simplex method for function minimization", *The Computer Journal*; Vol.7; 1965; p.308-313.
- [9] A.R. GONDECK, V.K. JAIN, "Comparison of three auto-regressive modeling methods", *Proceedings of the International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*; 1984; p.521-524.
- [10] I.S. KONVALINKA, M.R. MATAUSEK, "Simultaneous estimation of poles and zeros in speech analysis and ITIF - Iterative Inverse Filtering algorithm", *IEEE transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*; Vol.ASSP-27; n°5; October 1979; p.485-492.
- [11] Y. BRESLER, A. MACOVSKI, "Exact maximum likelihood parameter estimation of superimposed exponential signals in noise", *IEEE transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*; Vol.ASSP-34; n°5; October 1986; p.1081-1089.
- [12] Ramdas KUMARESAN, "Estimating the parameters of exponentially damped or undamped sinusoidal signals in noise", *Report n°2*; Department of Electrical Engineering; University of Rhode Island; October 1982; 113 pages.
- [13] B. LUMEAU, R. LEVERNIER, H. CLERGEOT, "Estimation des paramètres de sinusoïdes exponentiellement amorties et bruitées par prédiction future et passée. Séparation des paramètres liés au bruit", *Onzième colloque sur le traitement du signal et ses applications*; Nice du 1<sup>er</sup> au 5 juin 1987; France; p.193-196.
- [14] B. LUMEAU, "Identification de sources d'activités cérébrales", *Thèse de Docteur Ingénieur*, présentée à l'Université de Paris-Sud, Orsay; 6 octobre 1980.
- [15] E. DIDAY, J. LEMAIRE, J. POUGET, F. TESTU, "Elements d'analyse de données", *Dunod*; 1982; p.74-116.
- [16] A. OUAMRI, "Etude des performances des méthodes d'identification à haute résolution et application à l'identification des échos par une antenne linéaire multicapteurs", *Thèse de Doctorat d'Etat*; présentée à l'Université de Paris-Sud, Orsay; 23 juin 1986; p.109-202.