ETUDE COMPARATIVE DE STRUCTURES DE DETECTION DE TRANSITOIRES EN EEG UTILISANT LES ONDELETTES ET D'AUTRES DECOMPOSITIONS

J.J. BELLANGER, L. SENHADJI, G. CARRAULT
LTSI Université de Rennes I CJF 93-04

RESUME

Un signal EEG enregistré sur un patient épileptique dans des plages temporelles situées avant ou entre des crises est constitué, en plus d'une activité de fond quasi-normale et sensiblement stationnaire, de signaux transitoires dont certains sont hautement significatifs (pointes, pointes des ondes) dans l'analyse de la pathologie, et d'autres sont à caractère parasite (Artefacts). Les pointes, bien que d'allures assez caractéristiques pour un oeil entraîné, peuvent être considérées comme aléatoires, en forme et en position, mais de statistiques inconnues. Le but de cet article est d'étudier de manière comparatives différents détecteurs quadratiques de pointes faisant appel à plus ou moins d'information a priori et dont l'un utilise une décomposition partielle sur une base d'ondelettes complexes et deux autres correspondent au filtre adapté stochastique. Des résultats expérimentaux sont donnés sous forme de courbes opérationnelles de détection (courbes COR) et de courbes COR modifiées (probabilité de détection en fonction du nombre moyen de fausses alarmes).

ABSTRACT

The EEG signals recorded on epileptic patients during interictal periods, are composed of normal electrical patterns transients signals (spikes, spike-waves) conveying meaningful informations on the brain structures involved and additional perturbations (artifacts). The morphology of the spikes is random with unknown statistics. We compare in this paper several quadratic detectors (based on different prior informations) for the extraction of these spikes, one of them being built through a wavelet decomposition. Results on probability detection versus probability of false alarm (or false alarm rate) are given.

I. INTRODUCTION

L'enregistrement des activités électriques cérébrales de patients épileptiques par capteurs de surface (EEG) ou de profondeur (SEEG) et en période intercritique permet de disposer d'un signal d'observation discret :

$$\begin{aligned} X(k) &= \sum_{i=1}^{n_p} P_i(k-\theta_{pi}) + \sum_{j=1}^{n_a} A_j(k-\theta_{aj}) + F(k) + B(k) \; ; \; k \in \{0, .., T\} \\ &= P(k) + A(k) + (F(k) + B(k)) \end{aligned} \quad (1)$$

où :

- k désigne un instant d'échantillonnage,
- F désigne la partie du signal liée à l'activité physiologique normale (dite activité de fond),
- P (comme "*pointe*") représente les transitoires recherchés apparaissant, en nombre n_p sur la durée de l'enregistrement et en des instants θ_{pi} inconnus,
- A (comme "*artefact*") désigne les n_a transitoires parasites présents et leurs instants d'occurrence θ_{aj} également inconnus,
- B correspond à un bruit d'instrumentation large bande de puissance faible.

Le problème posé dans [1] est de détecter les P_i à partir de X en considérant F + B comme un signal aléatoire gaussien, centré, de covariance inconnue et approximativement stationnaire sur {0, .. , T} et les A_j comme des transitoires en moyenne "*plus rapides*" que les P_i. Les éléments caractéristiques importants du problème sont :

- l'apprentissage possible des paramètres statistiques (moments d'ordre 1, 2 ou plus) sur la composante F + B du fait de la rareté (a priori) des A_j et des P_i,
- la faible connaissance a priori des A_j et des P_i (la longueur maximale de leurs supports temporels étant cependant connue approximativement) de formes aléatoires. Dans [1] on a proposé une structure de détection comportant deux niveaux N_1 et N_2 de décision : le premier destiné à détecter les P_i et le second à rejeter des fausses alarmes dues au A_j. N_1 et N_2 utilisent une batterie de filtres en ondelettes, déterminés heuristiquement. On met en oeuvre dans N_1 un détecteur des transitoires P_i en comparant la somme des carrés des sorties des filtres à un seuil (calculé de manière adaptative). Le but du travail présenté dans ce papier est de comparer ce détecteur quadratique à structure imposée (dont les paramètres sont instanciés par le choix d'une ondelette analysante et de quelques niveaux d'échelle) à d'autres détecteurs quadratiques, pour la plupart classiques, et qui utilisent explicitement (sauf pour un), en dehors d'une connaissance acquise de la corrélation de F+B, une information sur les Pi prenant la forme d'une matrice de covariance expérimentale calculée sur une base d'apprentissage constituée par un spécialiste en prélevant des pointes sur des portions intercritiques d'EEG réel.

L'organisation de cette communication est la suivante : dans II nous donnons une formalisation du problème général et décrivons le principe de la solution donnée dans [1] ; dans III nous explicitons les modifications envisagées dans le niveaux N_1 introduit dans II. Dans IV, nous présentons des résultats expérimentaux obtenus à partir d'EEG simulé sous forme de courbes COR et COR modifiées. Enfin la conclusion sera donnée en V.

II. FORMALISATION DU PROBLEME

On veut ici détecter les signaux transitoires P_i dans (1). Le nombre n_p de ces signaux ainsi que leurs positions sont inconnus. Lorsqu'il s'agit de détecter, dans un bruit stationnaire et sur un intervalle d'observation $\{0, .., T\}$, un nombre inconnu de signaux transitoires à supports disjoints, de formes connues ou non, et positionnés en des instants eux même inconnus, une solution sous-optimale classique, et qu'on utilise ici, est de se ramener à une suite de problèmes de détection élémentaires, chacun consistant à détecter un seul transitoire sur une fenêtre d'observation courte supposée recouvrir le support d'un signal éventuellement présent. On procède dans ce cas à une suite de tests du même type effectués sur une suite d'intervalles d'observation de même longueur L, dont l'union recouvre l'intervalle d'observation global. Plus précisement :

• On introduit les vecteurs :

$$X(k) = [X(k-L+1), \ldots, X(k)]^t, \ k \in \{L-1, \ldots, T\};$$
$$\mathbf{F}(k) + \mathbf{B}(k)\,;\ \mathbf{P}(k)\,;\ \mathbf{A}(k)$$

tous construits, pour chaque k et de manière identique, au moyen de L échantillons successifs prélevés respectivement dans le signal d'observation X, la somme du bruit d'instrumentation B et de l'activité de fond F, le signal constitué des pointes seules et le signal constitué des artefacts seuls.

• Pour chaque k, on se pose le problème de choisir entre les deux hypothèses :

$$\mathbf{H}_{0,k} : \mathbf{X}(k) = \mathbf{F}(k) + \mathbf{B}(k) \ \text{ ou } \mathbf{X}(k) = \mathbf{F}(k) + \mathbf{B}(k) + \mathbf{A}(k)$$
$$\mathbf{H}_{1,k} : \ \mathbf{X}(k) = \mathbf{F}(k) + \mathbf{B}(k) + \mathbf{P}(k)$$

qui sont considérées ici comme exclusives car on néglige la probabilité d'avoir simultanément sur $\{k-L+1, \ldots, k\}$ $\mathbf{A}(k) \neq 0$ et $\mathbf{P}(k) \neq 0$. L'hypothèse Ho,k peut se décomposer en $\mathbf{H}_{0,k} = \mathbf{H}'_{0,k} \cup \mathbf{H}''_{0,k}$ en introduisant :

$$\mathbf{H}'_{0,k} : \mathbf{X}(k) = \mathbf{F}(k) + \mathbf{B}(k) \ ; \ \mathbf{H}''_{0,k} : \ \mathbf{X}(k) = \mathbf{F}(k) + \mathbf{B}(k) + \mathbf{A}(k)$$

Au premier abord, sous l'hypothèse que la loi de F + B est connue (soit donnée, soit estimée avec précision suffisante), l'hypothèse $H'_{0,k}$ est simple mais les hypothèses $H''_{0,k}$ et $H_{1,k}$ sont composites du fait du manque d'information statistiques a priori sur la morphologie des Aj et des Pi et du fait de l'incertitude sur les θ_{P_i} et les θ_{A_j}.

• on introduit ensuite une suite de tests T_k entre les deux hypothèses $H_{0,k}$ et $H_{1,k}$ et la suite correspondante de variables décisionnelles δ_k instanciées à 0 si $H_{0,k}$ est acceptée et à 1 si $H_{1,k}$ est acceptée.

• Classiquement, on introduit enfin une procédure de 'fusion' des δ_k pour éviter i) qu'un seul signal mène à un nombre de détections supérieur à 1 et ii) d'introduire un nombre de FA supérieur à 1, pour une suite $\{k_1, \ldots, k_2\}$ d'instants de décision tels que k_2-k_1 est de l'ordre de grandeur de la durée minimale d'un signal.

On a proposé par ailleurs [1] un algorithme de détection des P_i évitant de construire directement les tests T_k et qui utilise en amont un banc de filtres en ondelettes dont les sorties sont utilisées par une procédure de décision comportant deux niveaux :

• un premier niveaux N_1 consistant à introduire une suite de tests $T_{1,k}$ entre les hypothèses $H'_{0,k}$ et $H_{1,k}$ en ignorant les hypothèses $H''_{0,k}$. Pour chaque k on a :

$\delta_k = 1$ ($H'_{0,k}$ vraie) si $S_1(\mathbf{X}(k)) > \lambda_1$ et $\delta_k = 0$ sinon ($H_{1,k}$ vraie). S_1 est une forme quadratique et λ_1 est un seuil déterminé adaptativement, et qui est fonction de la distribution empirique des $S_1(\mathbf{X}(k))$, k dans $\{L, \ldots, T\}$,

• un deuxième niveau N_2 qui est destiné à éliminer les fausses alarmes déclenchées par la présence des A_j et qui n'est pas reconsidéré ici.

III VARIANTES DE T1 ÉTUDIÉES

III.1. Description du test T_1 utilisé dans [1]

Dans [1] on a choisi $S_1(\mathbf{X}(k)) = \| \mathcal{F}\mathbf{X}(k) \|^2$ où $\mathcal{F}$ est une matrice telle que $\mathcal{F} = [\mathbf{F}'_1, \mathbf{F}'_2, \ldots, \mathbf{F}'_M]'$ comporte M lignes $\mathbf{F}_i$, i = 1, ..., M pouvant être assimilées chacune à un filtre RIF à L coefficients et où $\| \mathbf{Z} \|^2 = \mathbf{Z}'\mathbf{Z}$ pour $\mathbf{Z}$ vecteur de R^L. En introduisant $\mathbf{Y}(k) = \mathcal{F}\mathbf{X}(k)$ à valeurs dans R^M les tests $T_{1,k}$ mis en oeuvre dans N_1 sont de la forme : $\| \mathbf{Y}(k) \|^2 \gtrless \lambda_1$ et correspondent donc à une structure de détection quadratique [3]. Le caractère localisé, dans des espaces temps-échelle ou temps-fréquence, des P_i et des A_j nous a amené à construire $\mathcal{F}$ sur la base d'une transformation en ondelettes : les $\mathbf{F}_i$ ont été définis comme les versions échantillonnées de fonctions $\psi_{a_i}(t) = \psi\left(\frac{t}{a_i}\right)$, i = 1, ..., M où $\psi(t)$ est une ondelette analysante complexe et où on a sélectionné expérimentalement M valeurs de a_i. L'application qui associe $\mathbf{Y}(k)$ à $\mathbf{X}(k)$ correspond en quelque sorte à un étage de 'feature-extraction', de nature linéaire, visant à extraire des atomes d'information en des emplacements de l'espace temps-échelle où les signaux P_i se décomposent pour l'essentiel. Les $\mathbf{F}_i$ ont été déterminés dans [1] heuristiquement en s'appuyant sur le jugement d'un spécialiste de l'analyse visuelle de signaux EEG et en travaillant sur un grand nombre d'enregistrements EEG intercritiques (différents patients et différentes crises). La sélection des $\mathbf{F}_i$, opérée au sein d'une famille de filtre en ondelettes se ramène à la sélection de M/2 valeurs a_i. Une stratégie adaptative de détermination du seuil λ_1 introduite dans [1], permet de contrôler de manière satisfaisante, sur signaux réels et en simulation, la probabilité de fausse alarme de T_1. On peut réécrire $S_1(\mathbf{X}(k))$ sous la forme $\mathbf{X}(k)^t\mathbf{Q}\mathbf{X}(k)$ où ici $\mathbf{Q} = \mathbf{Q_0} = \mathbf{F}^t\mathbf{F}$, la lettre 0 en indice indiquant l'origine de $\mathbf{Q}$ (le test associé sera noté T_{10}). La critique que l'on peut adresser à une telle construction pour T_1 est i) son caractère heuristique dans l'exploitation de l'information morphologique de P_i (et plus indirectement des A_j) pour déterminer Q et ii) de ne pas utiliser, par apprentissage, des informations concernant la statistique de F + B. Le but du travail présenté ici est en conséquence d'introduire des variantes de T_1 consistant en un autre choix de la matrice $\mathbf{Q}$ (et par conséquent de la règle de détermination de λ_1). Elles exploitent pour la plupart une information a priori sur les P_i sous la forme d'un certain nombre N_E de leurs réalisations notées $\widetilde{P}_r$, r = 1,..., N_E qui ont été prélevées par un spécialiste sur des signaux réels.

III.2. Variantes de S_1

Toutes les variantes sont de la forme $S_1(\mathbf{X}(k)) = \mathbf{X}(k)^t\mathbf{Q}\mathbf{X}(k)$. On notera, pour simplifier, B +F par B et on supposera que la loi suivie par cette partie de l'observation est gaussienne.

1) <u>Détecteur d'énergie</u>

On fait $\mathbf{Q} = \mathbf{Q_E} = \widehat{\mathbf{C_B}}^{-1}$ où $\widehat{\mathbf{C_B}}$ est une estimation de l'espérance mathématique de la quantité $\mathbf{X}(k)\mathbf{X}(k)^t$ conditionnellement à $H'_{0,k}$. Le test associé sera noté T_{1E}.

2) <u>Détecteur d'énergie sur le vecteur $\mathbf{Y_k}$ de sortie du banc du filtre en ondelettes</u>

On fait $\mathbf{Q} = \mathbf{F}^t\widehat{C}_{Y_k}^{-1}\mathbf{F}$ où $\widehat{C}_{Y_k}$ est une estimation de l'espérance de $\mathbf{Y_k Y_k}^t$ sous l'hypothèse $\mathbf{H}_{0,k}$. Le test associé sera noté T'_{10}.

3) Détecteurs introduisant une information objective sur les P_i autre que la durée de leur support

On utilise ici une estimation $\widehat{\mathbf{C_P}}$ de la matrice de covariance $\mathbf{C_p}$ (les pointes Pi et le bruit B étant supposés indépendants) donnée par :

$$\widehat{\mathbf{C_P}} = \frac{1}{N_E}\sum_{r=1}^{N_E} \widetilde{\mathbf{P}}_r\widetilde{\mathbf{P}}_r^t.$$

a) Détecteur de Neyman-Pearson sous l'hypothèse que P_i est gaussien centré :

On fait $\mathbf{Q} = \mathbf{Q_{NP}} = \widehat{\mathbf{C_B}}^{-1} - \left(\widehat{\mathbf{C_B}} + \widehat{\mathbf{C_P}}\right)^{-1}$. Le test associé sera noté T_{1NP}.

b) Détecteur quadratique maximalisant un critère de contraste sur $\mathbf{X}(k)^t\mathbf{Q}\mathbf{X}(k)$:

On fait $\mathbf{Q} = \mathbf{Q_{CM}} = \widehat{\mathbf{C_B}}^{-1}\widehat{\mathbf{C_P}}\widehat{\mathbf{C_B}}^{-1}$. Le test associé sera noté T_{1CM}.

c) Détecteur du rapport de vraissemblance généralisé qui correspondant à assimiler $H_{1,k}$ à l'hypothèse composite : P_k est présent et appartient à un sous espace E_p de dimension d. On fait :

$\mathbf{Q} = \mathbf{Q_{RVG}} = \widehat{\mathbf{C_B}}^{-1}\mathbf{G}\left[\mathbf{G}^t\widehat{\mathbf{C_B}}^{-1}\mathbf{G}\right]^{-1}\mathbf{G}^t\widehat{\mathbf{C_B}}^{-1}$ où $\mathbf{G}$ est une matrice dont les d vecteurs colonnes, tous de dimension L, génèrent E_p. Le test associé sera noté T_{1RVG}. L'hypothèse d'appartenance de P_i à E_p est une approximation valable a priori si on suppose les P_i suffisamment structurés pour que l'essentiel de leur énergie soit localisé dans le sous espace généré par un nombre d < L de vecteurs propres correspondant aux d plus grandes valeurs propres de $\mathbf{C_p}$, vecteurs propres qui sont alors pris comme colonnes de $\mathbf{G}$.

d) Filtre adapté stochastique (FAS)

Il s'agit d'une méthode proposée par [2], qui considère le signal à détecter comme étant aléatoire et qui consiste à faire $S_1(\mathbf{X}(k)) = \| \mathcal{F}\mathbf{X}(k) \|^2$ où $\mathcal{F} = [\mathbf{F}_1^{\prime t}, \mathbf{F}_2^{\prime t}, \ldots, \mathbf{F}_{M'}^{\prime t}]^t$ correspond à une batterie de M' filtres définis comme étant les M' vecteurs propres correspondant aux M' plus grandes valeurs propres pour la matrice $\mathbf{C_B}^{-1}\mathbf{C_P}$ remplacée en pratique par $\widehat{\mathbf{C_B}}^{-1}\widehat{\mathbf{C_P}}$. Pour M' = 1, $\mathcal{F}\mathbf{X}(k)$ s'avère correspondre à la forme linéaire de l'observation maximalisant un critère de contraste. Pour M' >1 [2] argumente en remarquant que $S_1(\mathbf{X}(k))$ est alors équivalente à une approximation du rapport de vraisemblance sous l'hypothèse que le signal (ici P_i) est gaussien. Un point important de la méthode, telle qu'elle est proposée dans [2] est que le vecteur signal y est modélisé comme stationnaire sur son support puisque la matrice $\widehat{\mathbf{C_P}}$ y est remplacée par une version $\widehat{\mathbf{C_{PS}}}$ de forme Toeplitz. Avec nos notations ceci correspond à introduire une covariance expérimentale stationnarisée

$\widehat{\mathbf{C}}_{\mathbf{PS}}(i,j)$ proportionelle à $\displaystyle\sum_{r=1}^{N_E}\sum_{k}\widetilde{\mathbf{P}}_r(k)\,\widetilde{\mathbf{P}}_r(k-(i-j)).$

Nous avons utilisé ici, en plus de la version originale du FAS, une variante consistant à remplacer $\widehat{\mathbf{C}}_{\mathbf{PS}}$ par $\widehat{\mathbf{C}}_{\mathbf{P}}$ définie plus haut et qui n'est évidement pas une matrice Toeplitz. Cette manière de faire se justifie ici parce que les hypothèses $H_{1,k}$ introduites pour simplifier le problème de détection global en une suite de problèmes de détection élémentaires supposent la présence d'un signal P_i bien cadré sur le support de $\mathbf{X}(k)$, alors que l'utilisation du FAS correspond à introduire une position du signal Pi aléatoire et de loi uniforme sur le support de $\mathbf{X}(k)$ (et même au delà), ce qui est en contradiction avec le cadrage du signal fortement non stationnaire. On entend ici par cadrage le fait que la partie à forte énergie du signal soit située approximativement autour du centre du support de $\mathbf{X}(k)$. On notera respectivement T_{1FAS} et T'_{1FAS} les tests T_1 correspondant à l'utilisation du FAS et de sa version "déstationnarisée".

III.3. Détermination de λ_1

Ce seuil est réglé, dans l'idéal, à la valeur minimale assurant qu'on ne dépasse pas une certaine valeur (choisie par l'utilisateur) de PFA ou de τFA. Pour chaque version de T_1 étudiée, un algorithme pouvant calculer λ_1 sur la base de la suite des $T_{1,k}$, ou même, dans certains cas sur la base $\widehat{C}_B$ (et $\widehat{C}_S$ si on l'utilise) peut-être implanté. Nous ne pouvons cependant pas ici, ni détailler ces algorithmes, ni illustrer leur comportement par manque de place.

IV. EVALUATION DES PERFORMANCES ET EXPERIMENTATION

Les performances de T_{10}, T'_{10}, T_{1E}, T_{1NP}, T_{1CM}, T_{1RVG} T_{1FAS} et T'_{FAS} ont été évaluées de manière comparative sur des signaux simulés en relevant des courbes COR et COR modifiées [3]. Les courbes COR représentent, lorsqu'on fait varier λ_1, la probabilité PD pour qu'un P_i présent soit détecté (dans une fenêtre de longueur de l'ordre de celle du signal et qui le recouvre) en fonction de la probabilité de fausse alarme (PFA) définie par $\Pr\{S_1(\mathbf{X}(k)) > \lambda_1 / H_{0,k}\}$ tandis que les courbes COR modifiées représentent l'évolution de la même PD en fonction du taux de fausse alarme τFA qui correspond, pour λ_1 suffisamment élevé, au nombre moyen de franchissements de λ_1 par $S1(\mathbf{X}(k))$ dans le sens montant et par unité de temps. Un catalogue de $N_E = 100$ signatures prélevées expérimentalement sur une voie d'enregistrement EEG et sur des plages temporelles inter-critiques, a été constitué. Chaque élément de ce catalogue a été stocké sous la forme d'un vecteur de dimension 60 pour tenir compte des signatures les plus longues. On en a déduit, en utilisant les formules indiquées plus haut, $\widehat{C}_{PS}$ et $\widehat{C}_P$. Le choix de L a en conséquence été fixé à 60 pour toutes les méthodes sauf pour T_{10} et T'_{10}. Pour ces dernières les niveaux a_i retenus ont mené à une longueur maximale de filtre L=30. Pour T_{1RVG} la dimension du sous espace signal a été fixée à d=4 et le nombre de filtres utilisés pour les filtres adaptés stochastiques à M'=4. Ces choix ont été guidés par le souci d'établir un compromis entre la complexité de calcul de $T_{1,k}$, à chaque itération, et la quantité d'information utilisée à priori sur le signal et le bruit (Nombre de vecteurs propres de $\widehat{C}_S$ ou de $\widehat{C}_B^{-1}\widehat{C}_S$ utilisés).

Conditions de simulation et résultats

• Des signaux de fond ont été synthétisés à partir de modèles auto-régressifs gaussiens identifiés sur des tranches quasi-stationnaires de signaux réels. Au total 24 modèles distincts ont été estimés présentant des ordres, évalués par des critères classiques, variant de 3 à 7. On y a superposé, avec un espacement régulier, des signatures tirées au hasard avec remise dans le catalogue des 100 pointes disponibles pour simuler (1) sans la présence des Artefacts A_j. L'amplitude des pointes et la puissance des signaux de fond ont été maintenues : on n'a pas fait varier le rapport signal à bruit, contrairement à l'habitude, et cela i) pour pouvoir présenter les performances de différents détecteur sur un même réseau de courbes, et ii) car on a considéré que l'ensemble des 100 signatures du catalogue, d'énergie variées, était représentatif des différentes amplitudes rencontrées en pratique. On a pris pour $\widehat{C}_B$ les vraies valeurs $\mathbf{C_B}$ (déduites des modèles A.R. utilisés). Parmi les 24 modèles utilisés, et pour des raisons de place disponible, 2 ont été retenus pour illustrer les résultats obtenus qui correspondent aux figures I.1 à I.4. Les probabilités et taux de F.A. ont été mesurés sur des signaux simulés en l'absence de pointes.

∘ Les courbes COR et COR modifiées révèlent des hiérarchies similaires entre les différents détecteurs. Sur l'ensemble des 24 modèles se situent en tête P_{1MV}, T_{1E}, et T_{1RV4}, sensiblement meilleurs que T_{10} et largement supérieurs à T_{1FAS}. Ce dernier test semble définitivement inadapté au type de problème posé ici. Par contre la version T'_{1FAS} apporte une amélioration sensible, bien qu'insuffisante pour rattraper les meilleures méthodes. On constate également que T'_{10} constitue un progrès par rapport à T_{10} et est comparable à T'_{1FAS}. On notera le très bon comportement d'ensemble du détecteur d'énergie qui n'utilise aucune information à priori sur le signal.

CONCLUSION

Différentes méthodes quadratiques de détection de signaux transitoires (pointes) dans une activité EEG stationnaire de fond ont été comparées. Certaines utilisent objectivement une information sur la morphologie des ondes aléatoires à détecter (à partir d'un catalogue d'exemples) et d'autres pas. Toutes, sauf celle déjà proposée en [1] et qui donnait des résultats satisfaisants, utilisent une estimation de la corrélation du fond seul. Il ressort d'une expérimentation sur signaux simulés, et en se basant sur la mesure de courbes opérationnelles de détection, qu'on peut obtenir une amélioration sensible avec des détecteurs utilisant une estimation de la covariance non stationnaire des signaux à détecter. L'application directe de la méthode du filtre adapté stochastique s'est avérée infructueuse mais son utilisation avec une matrice de covariance signal non stationnaire a apporté un progrès sensible qui ne l'amène cependant pas au niveau des meilleures. Des simulations sur signaux réels (figure 2) sont en cours et serons présentées.

REFERENCES

[1] L. Senhadji, J.J. Bellanger, G. Carrault : "Détection temps-échelle d'événements paroxystiques intercritiques en éléctroencéphalographie" soumis à dans Traitement du Signal.

[2] J.F. Cavassilas, B. Xerri : "Extension de la notion de filtre adapté. Contribution à la détection de signaux courts en présence de termes perturbateurs", Traitement du Signal, Vol. 10, N°3, pp. 215-221.

[3] P.Y. Arques : "Décision en traitement du Signal", Collection CNET/ENST, Ed. Masson, 1979.

Figure I.1-I.3 : Probabilité de détection en fonction de la probabilité de fausse alarme pour les tests étudiés et pour 2 modèles AR. Figure I.2-I.4 : Probabilité de détection en fonction du nombre moyen de fausse alarme par unité de temps pour les tests étudiés et pour les mêmes modèles. Figure 2 : A) signal réel, B) test T_{1NP}, C) test T'_{1FAS}, D) test T_{10}. Les pointes sont repérées par une flèche.